

Хмельницький національний університет  
Міністерство освіти і науки України

Кваліфікаційна наукова праця  
на правах рукопису

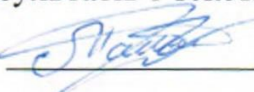
МАНЗЮК ЕДУАРД АНДРІЙОВИЧ

УДК 004.896:004.912:004.048

ДИСЕРТАЦІЯ

**ТЕОРЕТИЧНІ ТА ПРИКЛАДНІ ЗАСАДИ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ  
ІНФОРМАЦІЙНОЇ ТЕХНОЛОГІЇ ОТРИМАННЯ ДОВІРЧИХ РІШЕНЬ  
ЗА ЛЮДИНОЦЕНТРОВАНИМ ПІДХОДОМ**

05.13.06 – Інформаційні технології  
(12 – інформаційні технології)

Подається на здобуття наукового ступеня доктора технічних наук  
Дисертація містить результати власних досліджень.  
Використання ідей, результатів і текстів інших авторів мають посилання  
на відповідне джерело  Е.А. Манзюк

*Уданош чіссєє прїшїрїшїєв дїсєртациї  
завїдуро*

*Вїсїшї сєкрєтєр СВР*



**

*Рїра Бєбровнїковє*

Хмельницький – 2022

## АНОТАЦІЯ

Манзюк Е.А. Теоретичні та прикладні засади інтелектуальної інформаційної технології отримання довірчих рішень за людиноцентрованим підходом – Кваліфікаційна наукова праця на правах рукопису.

Дисертація на здобуття наукового ступеня доктора технічних наук за спеціальністю 05.13.06 «Інформаційні технології» – Хмельницький національний університет, Міністерство освіти і науки України, 2022.

У дисертаційній роботі вирішено актуальну науково-прикладну проблему недостатнього рівня довіри до інтелектуальних інформаційних технологій в частині прийняття ними рішень на практичному рівні шляхом розроблення теоретичних та прикладних засад інтелектуальної інформаційної технології отримання довірчих рішень за людиноцентрованим підходом, яка забезпечує довіру до рішень, отриманих інтелектуальними інформаційними системами відповідно до сукупності етичних принципів.

Об'єктом дослідження є процес забезпечення довіри до інтелектуальних інформаційних технологій.

Предметом дослідження є методи та засоби інтелектуальної інформаційної технології отримання довірчих рішень за людиноцентрованим підходом.

Методи дослідження: в межах дисертаційної роботи визначено ряд завдань, для вирішення яких було використано методи аналізу та моделювання процесів; теорію систем; методи онтологічного моделювання та порівняння; методи реляційної алгебри для моделювання довіри до інтелектуальних інформаційних технологій; методи класифікації та кластеризації; теорію множин; теорію моделювання для розробки моделей групового отримання рішень з використанням методів агрегації корельованих рішень та формування областей даних відповідно до показників довіри; методів теорії множин; теорії графів; методи кластерного

аналізу для розробки моделі та методу аналізу ознак даних відповідно до виявлення викидів на характерних множинах щодо приналежності ознак і формування гіперпросторового групування даних з мінімізацією втрати інформативності.

Проведено аналіз та досліджено поняття довіри до інтелектуальних інформаційних технологій на основі розробленої онтології довіри. Це дозволило визначити шляхом декомпозиції основні структурні елементи і співвідношення між ними та в подальшому, на основі розроблених методів порівняння, через встановлення ступеня відповідностей, визначити узгодженість онтології довіри щодо структурованого домену. За результатами проведеного аналізу визначені основні фактори та властивості, необхідні для розробки методів із забезпечення довіри до інтелектуальних інформаційних технологій на рівні систем прийняття рішень та аналізу ознак даних. Це дало можливість сформулювати множину характеристик систем прийняття рішень, які в подальшому лягли в основу розробки нових методів для формування систем прийняття рішень і дають змогу генерувати рішення відповідно до визначених показників довіри.

У межах дисертаційної роботи запропоновано поняття довіри до інтелектуальних інформаційних технологій в частині прийняття ними рішень, яке базується на теоретико-множинному підході і в подальшому лягло в основу формування множини вимог до програмного рівня інтелектуальних інформаційних технологій, а саме: методів формування систем прийняття рішень з генерації довірчих рішень.

Здійснено декомпозицію поняття довіри та розроблено метод визначення відповідності складових онтології довіри до інших узагальнень етичних принципів довіри. В основі методу лежить об'єднання трьох незалежних рівнів (синтаксичного, структурного, семантичного) встановлення відповідності елементів множини декомпозиції та складових структурованого домену, який в межах роботи представлено у вигляді структурованого корпусу узагальнених документів світового дискурсу

людиноцентрованого підходу етичних інтелектуальних інформаційних технологій за поняттям довіри. Розроблено структурний рівень встановлення відповідності елементів множини декомпозиції та складових структурованого домену, який визначає відповідність на рівні структурних доменних та міждоменних зв'язків. Фактором відповідності визначено повноту формування подібних структур домену порівняння відносно базового домену дослідження. Визначальними елементами є міждоменні зв'язки структурних частин внутрішньодоменної множини зв'язків. Використання запропонованого методу дозволило забезпечити встановлення відповідності елементів порівняння на основі множин зв'язків. Розроблено семантичний рівень встановлення відповідності елементів множини декомпозиції та складових структурованого домену, який визначає відповідність на рівні змістовних складових елементів порівняння. Елемент встановлення відповідності в домені порівняння формується як метасутність у вигляді кортежу сутностей повної приналежності або часткової приналежності на рівні множини властивостей, які узагальнюються сутністю. Для підвищення рівня семантичної відповідності, властивості було визначено як узагальнення множини текстових дескрипторів з домену порівняння – бази знань області дискурсу. Це дало можливість виділити аспекти властивостей та сформувані сутності в їх межах, підвищуючи таким чином дискретність семантичного встановлення ступеня відповідності на рівні складових властивостей та формуючи ієрархії узагальнення.

Базуючись на цьому, розроблено метод сегментування даних за агрегацією роботи ансамблю СПР, який, взявши за основу групованість систем прийняття рішень ансамблевого підходу, дозволяє отримувати рішення за ознаками довіри, які було визначено на основі декомпозиції концепту довіри, та сформувані області довірчих рішень, а також забезпечувати належні результати за показниками якості. Запропоновано метод формування ансамблю систем прийняття рішень. Розроблено критерії відбору систем прийняття рішень для формування ансамблів систем

прийняття рішень, які дозволяють ефективно використати як здатність систем прийняття рішень до узагальнення, так і здатність індивідуальної системи прийняття рішень враховувати інформативності окремих складнокласифікованих даних, які визначають необхідність залучення кожної системи прийняття рішень в ансамбль як форми прийняття групового рішення. Така форма прийняття рішення дозволяє врахувати переваги методів колективного прийняття рішень та індивідуальні переваги кожної системи прийняття рішень, які формують ансамбль та сегментувати рішення щодо даних за ознаками довіри. Запропоновано метод групового прийняття рішень ансамблем систем прийняття рішень. Виділяється сегмент складнокласифікованих даних, які відносно загальної сукупності є нетиповими, та рішення ансамблю стосовно яких мають низький ступінь довіри. Рішення щодо такого сегмента даних формуються на основі виділення підмножин систем прийняття рішень з ансамблю та групування за кореляцією ймовірностей рішень систем прийняття рішень, що дозволило максимізувати оцінки якості.

Запропоновано метод проєкції сформованої людиною ментальної моделі прийняття рішень на машинний рівень виконання та утворення формального представлення, яке використовують обчислювальні системи. Метод був розроблений з метою забезпечення складових довіри, які визначаються стейкхолдерами, тобто зацікавленою стороною (людиною) і дозволяє ментальне представлення прийняття рішення, сформоване людиною з використанням візуальної аналітики, спроектувати на рівень формального представлення для безпосереднього використання обчислювальною системою на машинному рівні. Таким чином, рівень довіри до представлення підвищується значною мірою, оскільки представлення (ментальне) створюється безпосередньо самою людиною і в подальшому у вигляді формального представлення проєктується на машинний рівень. Метод реалізований в межах запропонованої концепції розділення сфери створення

представлення (аналітичні можливості людини) та сфери практичного використання (обчислювальні можливості машини).

Для сегмента слабороздільної інформації, з метою формування максимальної роздільності, розроблено метод аналізу складнокласифікованих даних. Метод дозволяє в гіперпросторі ознак забезпечувати формування групованості даних з мінімальними втратами інформативності. Це забезпечує локальне зміщення підгрупи даних для покращення роздільності. Просторове зміщення здійснюється в зоні розділення даних та має локальний характер. При цьому створюються умови незміщення загальних множин даних, що не вносить зміну інформативності в головний сегмент даних. В межах множини локальних даних зони розділення визначаються ознаки, які є нетиповими або викидами відносно групи ознак дослідження та визначають розмежованість даних. Множини ознак визначаються на основі формування кортежів ознак послідовним виключенням та встановленням рівня впливу ознаки на розмежованість даних за їхньою групованістю. Визначений рівень впливу дозволяє виділити найбільш впливові ознаки та характеризувати їх як викиди, тобто ті ознаки, наявність яких в локальних приграничних даних зони розмежування найбільшою мірою впливають на просторове групування даних. Метод дозволяє визначати множини ознак за рівнем впливовості та сферою поширення серед даних.

Розроблений метод визначення нетипових ознак складнокласифікованих даних згідно з їх паралельною обробкою дозволяє сформувати кортежі ознак на локальних приграничних даних зони розмежування, який дає можливість на малих даних провести дослідження впливу всіх ознак з виділенням характерних множин впливу. Визначаються усі можливі шляхи максимізації розмежованості локальних приграничних даних, які представлені у формі деревоподібних структур кортежів з кінцевим пошуком локального максимуму. Загальна множина дерев кортежів ознак представлена лісом кортежів ознак. Оскільки досліджуються усі

шляхи, виділяються гілки дерев кортежів ознак, які максимізують розмежованість локальних даних, тобто приводять до знаходження глобального максимуму. В межах цих гілок кортежів визначаються найбільш впливові ознаки.

**Практичне значення проведених досліджень та отриманих результатів.** Запропоновані методи отримання рішень з показниками довіри та якісними показниками набули практичної реалізації, що дозволяє отримувати множини довірчих рішень, застосовуючи ансамблевий підхід та отримувати необхідне дискримінантне розмежування рішень за цільовими показниками якості. Стало можливим отримувати набори ознак для слабозрозумілих даних, які визначають максимально можливу роздільність, та встановити міру впливу ознак на розмежованість даних для ознак певної цільової групи. Результати проведених практичних досліджень дозволили визначити складові концепту довіри з проєкцією на програмний рівень побудови систем прийняття рішень. Практичне застосування розроблених методів побудови систем прийняття рішень дозволило виділити сегмент даних, рішення щодо яких характеризуються високим ступенем довіри, та сегмент нетипових даних поблизу зони розмежування. Разом з тим, вдалося отримати високі показники якості розмежування складнороздільних даних та методи аналізу ознак з виділенням викидів.

Розроблені методи можуть бути застосовні в межах широкого спектру задач, які відносяться до сфери інтелектуальних інформаційних систем, оскільки дозволяють отримати результати з високими показниками якості. Особливе значення має практичне застосування розроблених методів в інтелектуальних інформаційних технологіях для сфер важливого та критичного значення, які потребують отримання рішень з високими показниками довіри. Сфери: безпекові, соціально значимі, військові, фінансові, що потребують отримання критичних рішень для суспільства та життя людей із застосування інтелектуальних інформаційних технологій, є тими областями, де можуть бути використані розроблені інтелектуальні інформаційні системи.

Дисертаційна робота була виконана в межах науково-дослідної роботи Хмельницького національного університету за держбюджетною темою «Розроблення інформаційної технології прийняття контрольованих людиною критично-безпекових рішень за ментально-формальними моделями машинного навчання» за номером державної реєстрації 0121U112025, в якій здобувач брав участь як відповідальний виконавець.

Результати дисертаційної роботи впроваджено у навчальному процесі Хмельницького національного університету, Київського національного університету імені Тараса Шевченка, Тернопільського національного педагогічного університету імені Володимира Гнатюка. Розроблену інтелектуальну інформаційну технологію отримання довірчих рішень, яка базується на розроблених методах реалізації етичних принципів, визначених за людиноцентрованим підходом, впроваджено: для ПЗ систем контролю рішень автоматичних інтелектуальних систем на підприємстві ТОВ «Терралаб АЙ ТІ»; для ПЗ в сервісах отримання довірчих рішень у системах пошуку інформації на підприємстві ТОВ «Науково-технічна фірма “Інфосервіс”»; для ПЗ систем класифікації потокової інформації на підприємстві ТОВ «Джі Ем Хост»; для ПЗ з використанням інтелектуальних інформаційних систем обробки потоків інформації на підприємствах-учасниках ГО «ІТ-кластер Хмельницького»; для ПЗ в системі обробки інформації на підприємстві ТОВ «Девлуп.про; для ПЗ при обробці потоку інформації на ПП «Авіві»; для ПЗ при обробці інформації в ПрАТ «Мікросистема».

**Ключові слова:** довіра до інтелектуальних інформаційних технологій, онтології довіри, структурний метод порівняння, ансамблі систем прийняття рішень, аналіз ознак.

## ABSTRACT

Manziuk E.A. Theoretical and applied principles of intelligent information technology for obtaining trust decisions on a human-centered approach – Qualification scientific work on the rights of manuscript.

D. thesis in the specialty 05.13.06 "Information technologies" – Khmelnytskyi National University, Ministry of Education and Science of Ukraine, 2022.

The thesis solves the current scientific and applied lack of trust in intelligent information technology in terms of their decision-making at the practical level and its decision by developing theoretical and applied principles of intelligent information technology to obtain trustworthy decisions based on human-centered approach. in accordance with a set of ethical principles. The object of research is the process of ensuring trust in intelligent information technologies. The subject of research is the methods and means of intelligent information technology for obtaining trust decisions in a human-centered approach.

Research methods: within the thesis a number of tasks were defined for the decision of which methods of analysis and modeling of processes were used; systems theory; methods of ontological modeling and comparison; relational algebra methods for modeling trust in intelligent information technologies; methods of classification and clustering; set theory; modeling theories for the development of models of group decision-making using methods of aggregation of correlated decisions and the formation of data areas in accordance with trust indicators; methods of set theory; graph theory; methods of cluster analysis to develop a model and method of analysis of data characteristics in accordance with the detection of outlier on characteristic sets for the affiliation of characteristics and the formation of hyperspace grouping of data to minimize the loss of information.

The analysis of the concept of trust in intelligent information technologies on the basis of the developed ontology of trust is carried out. This allowed determining, by decomposition, the main structural elements and the relationship between it and furthering on the basis of developed methods of alignment, by establishing the degree of correspondence to determine the alignment of the trust ontology for the structured domain. Based on the results of the analysis, the main factors and properties necessary for the development of methods to trust in intelligent information technology at the level of decision-making systems and analysis of data characteristics are identified. This made it possible to form a set of characteristics of decision-making systems, which later formed the basis for the development of new methods for the formation of decision-making systems and allow to generate decisions in accordance with certain indicators of trust.

The thesis proposes the concept of trust in intelligent information technology, which is based on the theoretical-sets approach and later formed the basis for the formation of requirements set for the software level of intelligent information technology, namely methods of forming decision-making systems for generating trust decisions.

The decomposition of the concept of trust is carried out and the method of determining the components concept of the trust and the importance of the concept elements is developed. The method is based on a combination of three independent methods (syntactic, structural, semantic) to alignment of elements of the set of decomposition and components of the structured domain, which is presented as a structured body of generalized documents of the world discourse of human-centered approach to ethical intelligent information technology.

A method of structural alignment of elements of set of decomposition and components to the structured domain which defines alignment at the level of structural domain and interdomain links is developed. The alignment factor determined the completeness of the formation structures of the comparison domain in relation to the baseline domain of the study. The defining elements are the interdomain links of the structural parts of the intradomain set of links. The use of

the proposed method allowed ensuring the elements alignment of the comparison on the basis of sets of links.

The improved method of semantic alignment of decomposition set elements and components to the structured domain defines alignment at the level of semantic components of comparison elements. The alignment element in the comparison domain is formed as a meta-entity in the form of a tuple of entities belonging to full or partial membership at the level of the properties set that are generalized to the entity. To increase the level of semantic alignment, properties were defined as the generalization of text descriptors from set of the domain of alignment - the knowledge base of the discourse. This made it possible to highlight aspects of properties and form entities within them, thus increasing the discreteness semantic alignment of the conformity degree at the level of component properties and forming a hierarchy of generalizations.

Based on this, a method was developed, which ground on the grouping of decision-making systems of the ensemble approach allows to obtain decisions on the basis of trust, which was determined on the basis of trust decomposition and form areas of trust, as well as provide appropriate results. Criteria for selecting decision-making systems for ensemble formation are proposed, which allow to effectively using both the ability of decision-making systems to generalize and the ability of individual decision-making systems to take into account the informativeness of individual complex data. This form of decision-making allows to take into account the advantages of collective decision-making methods and the individual advantages of each decision-making system that form an ensemble and segment decisions on data on the basis of trust. There is a segment of complex data, which in relation to the general data are atypical and the decisions of the ensemble in regards of which have a low degree of trust. Decisions on this segment of data are formed on the basis of the selection of decision-making systems subsets from the ensemble and grouping by correlation of the decisions probabilities of decision-making systems, which allowed to maximize quality estimates.

The method of designing a mental representation formed by a human at the machine level and the formation of a formal model, which is used by computer systems, is proposed. The method was developed to provide the components of trust that are determined by stakeholders and allows mental model of human decision-making using visual analytics to design at the level of formal model for direct use by computer computing at the machine level. Thus, the level of trust in the model is greatly increased because the mental model is created directly by human and then in the form of a formal model is projected to the machine level. The method is implemented within the proposed concept of mental model (analytical capabilities of human) and formal model (computational capabilities of the machine).

For the difficult-to-classify information in order to form the maximum separation, a method of analysis of data features was developed. The method allows in the hyperspace of features to ensure the formation of grouping of data with minimal loss of information. This allows for a local offset of the data subgroup to improve separation. Spatial displacement takes place in the data separation zone and is local in nature. This ensures that the general data sets are not shifted in space, which does not change the informativeness of the main data segment. Within the set of local data of the separation zone, features are identified that are atypical or outlier relative to the group of research features and determine the delimitation of the data. The sets of features are determined on the basis of the formation of tuples of features by successive exclusion and establishing the level of influence of the data delimitation feature by their grouping. The determined level of impact allows identifying the most influential features and characterizing them as outlier, i.e. those features whose presence in the local boundary data of the demarcation zone has the greatest impact on the spatial grouping of data. The method allows determining the set of features by the level of influence and scope among the data.

A method of parallel formation of features on local boundary data of the demarcation zone has been developed, which allows to study the influence of all

features on small data with the selection of features sets of influence. All possible ways of maximizing the delimitation of local boundary data are determined, which are presented in the form of tree structures of tuples with the final search for the local maximum. The total number of trees of feature tuples is represented by a forest of feature tuples. As all pathways are explored, the branches of feature tuple trees are highlighted, which maximize the delimitation of local data, i.e. lead to finding a global maximum. Within these branches of tuples the most influential signs are defined.

The practical importance of the research and the results obtained. The proposed methods of obtaining decisions with trust indicators and qualitative indicators have gained practical implementation, which allows obtaining many trust decisions, using an ensemble approach and getting the necessary discriminant differentiation of decisions by quality indicators. It has become possible to obtain sets of features for low-discharge data that determine the maximum possible delimitation and to establish a measure of features influence on the differentiation of data for the features of a particular target group. The results of the practical research permitted and the components of the trust concept with the projection on the software level of decision-making systems. The practical application of the developed methods of making decision-making systems allowed distinguishing a segment of data, the decisions on which are characterized by a high degree of trust and a segment of atypical data near the demarcation zone. At the same time, it was possible to obtain high quality of delimitation of compound data and methods of analysis of signs with the release of outliers.

The developed methods can be applicable within a wide range of problems related to the sphere of intelligent information systems, as they allow obtaining high quality results. Of particular importance is the practical application of developed methods in intelligent information technologies for the areas of important and critical importance that require high-cost decisions. Spheres: security, socially significant, military, financial, which require critical decisions for

society and the lives of people with the use of intelligent information technologies are those areas where intellectual information systems can be used.

The thesis was the implementation within the framework of the research work of Khmelnytskyi National University on the State Budget Theme "Development of information technology for making critical and safety decisions controlled by a human on mental-formal models of machine learning" at the number of state registration 0121U112025 in which the applicant participated as a responsible executive.

The results of the dissertation were implemented in the educational process of Khmelnytskyi National University, Taras Shevchenko National University of Kyiv, Vladimir Hnatyuk Ternopil National Pedagogical University. Developed intelligent information technology of obtaining trust decisions, which is based on the developed methods of implementation of ethical principles determined by the human-centered approach: for the software systems of control systems of automatic intelligent systems at LLC "Terralab IT"; for the software in the services of obtaining trust decisions in the search systems of information at LLC "Scientific-technical firm Infoservice"; for the software classification systems of streaming information at LLC "GM Host"; for the software with the use of intelligent information systems for processing information flows at the enterprises participating in the NGO "Khmelnytskyi IT Cluster"; for the software in the information processing system at LLC "Devloop.pro"; for the software when processing the flow of information at PE "Avivi"; for the software in the information processing system PrJSC "Microsystem".

**Keywords:** trust in intelligent information technologies, ontology of trust, structural method of alignment, ensemble of decision-making systems, analysis of features.

## СПИСОК ОСНОВНИХ ПУБЛІКАЦІЙ ЗДОБУВАЧА

*Статті у наукових виданнях, включених до Переліку наукових фахових видань України:*

1. Бармак О. В., Калита О. Д., Манзюк Е. А. Аналіз моделей для розпізнавання мімічних проявів емоцій. *Вимірювальна та обчислювальна техніка в технологічних процесах*. 2020. № 1. С. 77–83. URL: <https://doi.org/10.31891/2219-9365-2020-65-1-12>.

2. Бармак О. В., Крак Ю. В., Манзюк Е. А. Характеристика для вибору моделей у ансамблі класифікаторів. *Проблеми програмування*. 2018. № 2–3. С. 171–179. URL: <https://doi.org/10.15407/pp2018.02.171>.

3. Бармак О. В., Манзюк Е. А., Калита О. Д., Крак Ю. В., Кузнецов В. О., Куляс А. І. Розпізнавання емоційних проявів за групуванням скупченостей характерних мімічних станів обличчя людини. *Проблеми програмування*. 2020. № 2–3. С. 173–181. URL: <https://doi.org/10.15407/pp2020.02-03.173>.

4. Бармак О. В., Манзюк Е. А., Крак Ю. В., Куляс А. І. Принципи та підходи до формування ансамблів класифікаторів на підставі агрегування їх результатів. *Штучний інтелект*. 2018. Вип. 81, № 3. С. 62–69.

5. Manziuk E. Intelligent information technology for obtaining trust decisions based on the ontology of trust in a human-centered approach. *Computer Systems And Information Technologies*. 2022. № 1. Pp. 83–88. URL: <https://doi.org/10.31891/CSIT-2022-1-11>.

6. Бармак О. В., Калита О. Д., Манзюк Е. А. Модель для розпізнавання мімічних проявів емоцій. *Вісник Хмельницького національного університету. Серія «Технічні науки»*. 2020. Вип. 281, № 1. С. 25–29. URL: <https://doi.org/10.31891/2307-5732-2020-281-1-25-29>.

7. Гримак Р. Р., Пасічник О. А., Скрипник Т. К., Манзюк Е. А. Інформаційна технологія прийняття контрольованих критично-безпекових рішень перетворення параметрів моделей при трансфері між системами візуалізації. *Вісник Хмельницького національного університету. Серія*

«Технічні науки». 2021. Вип. 299, № 4. С. 35–42. URL: <https://doi.org/10.31891/2307-5732-2021-297-3-35-42>.

8. Джурабаєв О. В., Бармак О. В., Манзюк Е. А., Скрипник Т. К. Інформаційна зосередженість змістовності в тексті. *Вісник Хмельницького національного університету. Серія «Технічні науки»*. 2019. Вип. 275, № 4. С. 80–83. URL: <https://doi.org/10.31891/2307-5732-2019-275-4-80-83>.

9. Манзюк Е. Метод паралельного формування кортежів ознак даних сегменту складнокласифікованої інформації в умовах невизначеності прийняття рішень та аналізу впливу на розмежованість інформації. *Вісник Хмельницького національного університету. Серія «Технічні науки»*. 2021. Вип. 297, № 3. С. 232–238. URL: <https://doi.org/10.31891/2307-5732-2021-297-3-232-238>.

10. Скрипник Т. К., Манзюк Е. А., Москалюк С. С. Ефективний інтерфейс користувача. *Вісник Хмельницького національного університету. Серія «Технічні науки»*. 2017. Вип. 245, №1. С. 132–135.

11. Скрипник Т. К., Манзюк Е. А., Свистун С. О. Архітектура каркасу model-view-controller при розробці веб-додатків. *Вісник Хмельницького національного університету. Серія «Технічні науки»*. 2017. Вип. 249, № 3. С. 208–212.

12. Манзюк Е. Комплексний метод визначення відповідності онтології довіри до інтелектуальних інформаційних технологій та структурованого домену. *Вимірювальна та обчислювальна техніка в технологічних процесах*. 2021. №2. С. 103–108. URL: <https://doi.org/10.31891/2219-9365-2021-68-2-13>.

*Статті у періодичних виданнях, включених до категорії «А» Переліку наукових фахових видань України, або у закордонних виданнях, проіндексованих у базах даних Web of Science Core Collection та/або Scopus:*

13. Barma A. V., Krak Y. V., Manziuk E. A., Kasianiuk V. S. Information technology of separating hyperplanes synthesis for linear classifiers. *Journal of Automation and Information Sciences*, 2019. Vol. 51, No. 5. Pp. 54–64. URL: <https://doi.org/10.1615/JAutomatInfScien.v51.i5.50>. (індексована в наукометричній

базі Scopus, кuartиль Q3 відповідно до класифікації SCImago Journal and Country Rank).

14. Krak I., Barmak O., Manziuk E. Using visual analytics to develop human and machine-centric models: A review of approaches and proposed information technology. *Computational Intelligence*, 2022. Vol. 38, No 3. Pp 921–946. URL: <https://doi.org/10.1111/coin.12289>. (індексована в наукометричній базі Scopus та Web of Science Core Collection, кuartиль Q2 відповідно до класифікації SCImago Journal and Country Rank).

15. Krak Iu. V., Kasianiuk V. S., Kudin H. I., Barmak O. V., Manziuk E. A. Multivariate scaling of the characteristic features based on pseudo-inverse operations for recognition problems solving. *Pattern Recognition and Image Analysis*, 2020. Vol. 30, No 2. Pp. 184–191. URL: <https://doi.org/10.1134/S1054661820020078>. (індексована в наукометричній базі Scopus та Web of Science Core Collection, кuartиль Q3 відповідно до класифікації SCImago Journal and Country Rank).

16. Manziuk E. A., Barmak A. V., Krak Y. V., Kasianiuk V. S. Definition of information core for documents classification. *Journal of Automation and Information Sciences*, 2018. Vol. 50, No 4. Pp. 25–34. URL: <https://doi.org/10.1615/JAutomatInfScien.v50.i4.30>. (індексована в наукометричній базі Scopus, кuartиль Q3 відповідно до класифікації SCImago Journal and Country Rank).

17. Manziuk E. A., Wójcik W., Barmak O. V., Krak I. V., Kulas A. I., Drabovska V. A., Puhach V. M., Sundetov S., Mussabekova A. Approach to creating an ensemble on a hierarchy of clusters using model decisions correlation. *Przegląd Elektrotechniczny*, 2020. Vol. 96, No 9. Pp. 108–113. URL: <https://doi.org/10.15199/48.2020.09.23>. (індексована в наукометричній базі Scopus та Web of Science Core Collection, кuartиль Q3 відповідно до класифікації SCImago Journal and Country Rank).

*Монографії (розділи у колективних монографіях):*

18. Mazurets O., Barmak O., Krak I., Manziuk E., Bahrii R. Method for adaptive semantic testing of educational materials level of knowledge. *Lecture Notes on Data Engineering and Communications Technologies*. 2022. Vol. 77.

Pp. 491–506. [https://doi.org/10.1007/978-3-030-82014-5\\_33](https://doi.org/10.1007/978-3-030-82014-5_33). (ISBN 978-3-030-82013-8, *індексована в наукометричній базі Scopus*).

19. Krak Iu., Kruchynin K., Barmak O., Manziuk E., Kruchinin S. Visual analytics in machine training systems for effective decision. *Advanced Nanomaterials for Detection of CBRN. NATO Science for Peace and Security Series A: Chemistry and Biology*. 2020. Pp. 327–338. URL: [https://doi.org/10.1007/978-94-024-2030-2\\_25](https://doi.org/10.1007/978-94-024-2030-2_25). (ISBN 978-94-024-2029-6, *індексована в наукометричній базі Scopus*).

*Публікації, які засвідчують апробацію матеріалів дисертації:*

20. Barmak O., Kalyta O., Krak I., Manziuk E., Kuznetsov V. Model of the facial emotions expressions based on grouping classes of feature vectors. *Lecture Notes in Computational Intelligence and Decision Making*. 2021. Vol. 1246. Pp. 65–76. URL: [https://doi.org/10.1007/978-3-030-54215-3\\_5](https://doi.org/10.1007/978-3-030-54215-3_5). (*індексована в наукометричній базі Scopus*).

21. Barmak O., Manziuk E., Krak I. Classification based hierarchical clustering prediction variability in the ensembles of models using a statistical Approach. *The 2020 IEEE 15th International Scientific and Technical Conference “Computer Science and Information Technologies”*: Proceedings (Lviv–Zbarazh (Ukraine), September 23–26, 2020). Vol. 1. Pp. 11–14. URL: <https://doi.org/10.1109/CSIT49958.2020.9322019>. (*індексована в наукометричній базі Scopus*).

22. Barmak O., Kalyta O., Manziuk E., Krak I. Simplified model for recognition facial emotions. *The 2019 IEEE International Scientific and Technical Conference “Advanced Trends in Information Theory”*: Proceedings (Kyiv (Ukraine), December 18–20, 2019). Pp. 492–495. URL: <https://doi.org/10.1109/ATIT49449.2019.9030516>. (*індексована в наукометричній базі Scopus*).

23. Manziuk E., Barmak O., Krak I., Mazurets O., Pylypiak O. Method of features analysis on transition data. *The 2021 IEEE International Scientific and Technical Conference “Advanced Trends in Information Theory”*: Proceedings (Kyiv (Ukraine), December 15–17, 2021). Pp. 272–277. URL:

<https://doi.org/10.1109/ATIT54053.2021.9678787>. (індексована в наукометричній базі Scopus).

24. Barmak O., Manziuk E., Krak I. Using piecewise hyper linear classification in multidimensional feature space for text content. *The 2019 IEEE 14th International Scientific and Technical Conference “Computer Sciences and Information Technologies”*: Proceedings (Lviv (Ukraine), September 17–20, 2019). Pp. 119–123. URL: <https://doi.org/10.1109/STC-CSIT.2019.8929798>. (індексована в наукометричній базі Scopus).

25. Krak I., Barmak O., Manziuk E., Kudin H. Approach to piecewise-linear classification in a multi-dimensional space of features based on plane visualization. *Lecture Notes in Computational Intelligence and Decision Making*. 2020. Vol. 1020. Pp. 35–47. URL: [https://doi.org/10.1007/978-3-030-26474-1\\_3](https://doi.org/10.1007/978-3-030-26474-1_3). (індексована в наукометричній базі Scopus та Web of Science Core Collection).

26. Krak I., Barmak O., Manziuk E., Kulias A. Data classification based on the features reduction and piecewise linear separation. *Intelligent Computing and Optimization*. 2020. Vol. 1072. Pp. 282–289. URL: [https://doi.org/10.1007/978-3-030-33585-4\\_28](https://doi.org/10.1007/978-3-030-33585-4_28). (індексована в наукометричній базі Scopus)

27. Barmak O., Krak I., Manziuk E., Lytvynenko V., Kalyta O. Classification technology based on hyperplanes for visual analytics with implementations for different subject areas. *CEUR-WS*. 2020. Vol. 2623. Pp. 96–106. (індексована в наукометричній базі Scopus).

28. Barmak O., Krak I., Manziuk E. Diversity as the basis for effective clustering-based classification. *CEUR-WS*. 2020. Vol. 2711. Pp. 53–67. (індексована в наукометричній базі Scopus).

29. Krak I., Petrovych V., Kuznetsov V., Manziuk E., Barmak O., Kulias A. On classification hidden concepts language in specialized texts based on methods of the intellectual data processing. *CEUR-WS*. 2021. Vol. 2864. Pp. 110–120. (індексована в наукометричній базі Scopus).

30. Manziuk E., Barmak O., Krak I., Mazurets O., Skrypnyk T. Formal model of trustworthy artificial intelligence based on standardization. *CEUR-WS*. 2021. Vol. 2853. Pp. 190–197. (індексована в наукометричній базі Scopus)

31. Manziuk E., Krak I., Barmak O., Mazurets O., Kuznetsov V., Pylypiak O. Structural alignment method of conceptual categories of ontology and formalized domain. *CEUR-WS*. 2021. Vol. 3003. Pp. 11–22. (індексована в наукометричній базі *Scopus*).

32. Petrovych V., Kuznetsov V., Manziuk E., Krak I., Kasianiuk V., Barmak O., Kulas A. I. On development classification methods for hidden features separation in data. *CEUR-WS*. 2021. Vol. 3018. Pp. 25–31. (індексована в наукометричній базі *Scopus*).

33. Barmak O., Manziuk E., Kalyta O., Krak I., Kuznetsov V., Kulas A. Recognition of emotional expressions using the grouping crowdings of characteristic mimic states. *CEUR-WS*. 2020. Vol. 2866. Pp. 173–181. (індексована в наукометричній базі *Scopus*).

34. Barmak O., Krak Y., Manziuk E. Characteristics for choice of models in the ansables classification *CEUR-WS*. 2018. Vol. 2139. Pp. 171–179. (індексована в наукометричній базі *Scopus*).

35. Krak I., Kudin H., Barmak O., Manziuk E., Smolarz A., Мамырбаев О. Method and algorithm of the piecewise-hyperplane clusterization using tools of pseudo-inverse matrices. SPIE – The International Society for Optical Engineering “*Photonics Applications in Astronomy, Communications, Industry, and High-Energy Physics Experiments 2019*”: Proceedings (Wilga (Poland), November 06, 2019). Vol. 11176. Pp. 1–8. URL: <https://doi.org/10.1117/12.2537417>. (індексована в наукометричній базі *Scopus* та *Web of Science Core Collection*).

36. Krak I., Barmak O., Manziuk E. Visual analytics to build a machine learning model. *Research Advancements in Smart Technology, Optimization, and Renewable Energy*. IGI Global, 2021. Pp. 313–329. <https://doi.org/10.4018/978-1-7998-3970-5.ch015>

37. Krak Iu., Amirgaliev E., Wojcik W., Barmak O., Manziuk E. Information technology for classifying based on the methods of features data reduction and piecewise linear separation. *Информатика и прикладная математика: матеріали міжнар. наук.-прак. конф. (Алмати (Казахстан), 25–29 вересня 2019 р.)*. Алматы, 2019. С. 339–350.

38. Krak Ju., Barmak O., Manziuk E., Kasianiuk V. Ensembles for classification base on their aggregation results. *Problem of decision making under uncertainties*: тези доп. міжнар. наук.-практ. конф. (Хургада (Египет), 24 січня – 1 лютого 2019). Київ, 2019. С. 52–53.

39. Бармак А. В., Крак Ю. В., Манзюк Е. А., Мазурець О. В., Пилип'як О. В. Визначення нерелевантних ознак в малих даних на базі кластерного підходу. *Інформаційні управляючі системи і технології*: матеріали міжнар. наук.-практ. конф. (Одеса, 23–25 вересня 2021 р.). Одеса, 2021. С. 96–99.

40. Бармак А. В., Крак Ю. В., Манзюк Э. А. Разнообразие как основа эффективной классификации на базе кластеризации. *Інформаційні управляючі системи і технології*: матеріали міжнар. наук.-практ. конф. (Одеса, 24–26 вересня 2020 р.). Одеса, 2020. С. 71–73.

41. Бармак О. В., Касьянюк В. С., Крак Ю. В., Манзюк Е. А. Класифікація інформації на основі методу візуалізації даних та машинного навчання. *Ідеї академіка В.М. Глушкова і сучасні проблеми штучного інтелекту: Глушковські читання*: матеріали всеукр. наук.-практ. конф. (Київ, 29 листопада 2019 р.). Київ, 2019. С. 15–16.

42. Бармак О. В., Манзюк Е. А., Крак Ю. В., Кудін Г. І., Куляс А. І. Аналіз та візуалізація даних в системах людино-машинного навчання. *Математичне та програмне забезпечення інтелектуальних систем*: тези доп. міжнар. наук.-практ. конф. (Дніпро, 18–20 листопада 2020 р.). Дніпро, 2020. С. 29–30.

43. Бородін М. Ю., Манзюк Е. А., Скрипник Т. К. Забезпечення захищеності програмних систем з використанням трансформаційних перетворювань. *Актуальні проблеми комп'ютерних наук*: зб. наук. пр. за матеріалами всеукр. наук.-практ. конф. (Хмельницький, 14–15 листопада 2019 р.). Хмельницький, 2019. С. 35–38.

44. Тростинський Н. М., Пасічник О. А., Скрипник Т. К., Манзюк Е. А. Інформаційна технологія оптимізації контрольованих людиною критично-безпекових рішень при перегляді хмар точок “web point cloud viewer”. *Вісник Хмельницького національного університету. Серія «Технічні науки»*. 2021.

Вип. 299, № 4. С. 11–17. URL: <https://doi.org/10.31891/2307-5732-2021-297-3-11-17>.

45. Гордійчук Б. Г., Манзюк Е. А., Скрипник Т. К. Виявлення аномалій в даних. *Актуальні проблеми комп'ютерних наук*: зб. наук. пр. за матеріалами всеукр. наук.-прак. конф. (Хмельницький, 9–10 листопада 2020 р.). Хмельницький, 2020. С. 72–74.

46. Джурабаєв О. В., Бармак О. В., Манзюк Е. А. Пошук змісту в текстовій інформації. *Інтелектуальний потенціал – 2018*: зб. наук. пр. за матеріалами всеукр. наук.-прак. конф. (Хмельницький, 14–16 листопада 2018 р.). Хмельницький, 2018. С. 35–39.

47. Крак Ю. В., Касянюк В. С., Бармак О. В., Манзюк Е. А. Побудова моделі класифікації даних для багатовимірного простору ознак. *Математичне та програмне забезпечення інтелектуальних систем*: тези доп. міжнар. наук.-прак. конф. (Дніпро, 20–22 листопада 2019 р.). Дніпро, 2019. С. 149–150.

48. Манзюк Е. А., Скрипник Т. К. Система цільової кластеризації на послідових даних. *Актуальні проблеми комп'ютерних наук*: зб. наук. пр. за матеріалами всеукр. наук.-прак. конф. (Хмельницький, 15–16 жовтня 2021 р.). Хмельницький, 2021. С. 364–366.

49. Манзюк Е. А., Бармак О. В., Крак Ю. В. Про підходи до машинного навчання на основі довіри штучному інтелекту. *Історія, сучасний стан та тенденції цифрового розвитку суспільства: Глушковські читання*: матеріали всеукр. наук.-прак. конф. (Київ, 2 грудня 2021 р.). Київ, 2021. С. 13–15.

50. Манзюк Е. А., Бармак О. В., Крак Ю. В., Касянюк В. С. Використання комп'ютерного навчання та візуалізації даних для ефективної класифікації інформації. *Інтелектуальні системи прийняття рішень і проблеми обчислювального інтелекту*: зб. наук. пр. за матеріалами міжнар. наук. конф. (Залізний Порт, 25–29 травня 2020 р.). Залізний Порт, 2020. С. 86.

51. Манзюк Е. А., Крак Ю. В., Бармак О. В. Методи машинного навчання на основі довіри штучному інтелекту. *Математичне та програмне забезпечення інтелектуальних систем*: тези доп. міжнар. наук.-прак. конф. (Дніпро, 17–19 листопада 2021 р.). Дніпро, 2021. С. 130–131.

52. Манзюк Е. А., Скрипник Т. К., Гірний М. Ю. Використання штучного інтелекту для розпізнавання складових елементів об'єктів на базі зображення. *Computer Systems And Information Technologies*. 2020. № 1. С. 41–45. URL: <https://doi.org/10.31891/CSIT-2020-1-5>.

53. Манзюк Е. А., Крак Ю. В., Бармак О. В. Про розробку методів машинного навчання на основі довіри штучному інтелекту. *Актуальні проблеми теорії керуючих систем у комп'ютерних науках*: пр. наук.-практ. конф. (Слов'янськ, 21–24 грудня 2021 р.). Слов'янськ, 2021. С. 70–72.

54. Прокопов Р. І., Манзюк Е. А., Скрипник Т. К. Інформаційна система для визначення подібності документів. *Актуальні проблеми комп'ютерних наук*: зб. наук. пр. за матеріалами всеукр. наук.-практ. конф. (Хмельницький, 9–10 листопада 2020 р.). Хмельницький, 2020. С. 232–236.

55. Скрипник Т., Манзюк Е. Аналітична система визначення якості перекладу текстової інформації методами машинного навчання. *Українсько-Польські наукові діалоги*: тези доп. міжнар. конф. (Хмельницький – Кам'янець-Подільський, 20–23 жовтня 2021 р.). Хмельницький – Кам'янець-Подільський, 2021. С. 151–153.

56. Побережний П. В., Манзюк Е. А., Скрипник Т. К. Інформаційна система класифікації текстової інформації. *Сучасні технології в механіці*: зб. наук. пр. міжнар. конф. (Хмельницький, 19–21 квітня 2018 р.). Хмельницький, 2018. С. 169–173.

57. Кузьмінський М. С., Манзюк Е. А. Система прогнозування продажів сервісних послуг в системах обслуговування. *Актуальні проблеми комп'ютерних наук*: зб. наук. пр. за матеріалами всеукр. наук.-практ. конф. (Хмельницький, 9–10 листопада 2020 р.). Хмельницький, 2020. С. 157–158.

58. Бармак О. В., Крак Ю. В., Мазурець О. В., Манзюк Е. А. Ментально-формальні рішення машинного навчання для інформаційної технології автоматизованого створення тестів у сфері безпеки та медицини. *Інформаційні управляючі системи і технології*: матеріали міжнар. наук.-практ. конф. (Одеса, 23–25 вересня 2021 р.). Одеса, 2021. С. 105–107.

59. Скрипник Т. К., Манзюк Е. А. Метод машинного навчання для визначення якості перекладу текстової інформації. *Актуальні проблеми*

*комп'ютерних наук*: зб. наук. пр. за матеріалами всеукр. наук.-прак. конф. (Хмельницький, 15–16 листопада 2021 р.). Хмельницький, 2021. С. 404–405.

*Публікації, які додатково відображають наукові результати дисертації:*

60. Літературний письмовий твір наукового характеру «Інформаційна технологія раннього діагностування захворювань легень за ментально-формальною нейромережевою моделлю»/ П.М. Радюк, О.В. Бармак, Е.А. Манзюк, О.В. Мазурець, Р.О. Багрій, М.О. Молчанова, О.В. Собко. – Свідоцтво про реєстрацію авторського права на твір № 109538 від 17.11.21 р., Державний департамент інтелектуальної власності.

61. Літературний письмовий твір наукового характеру «Інформаційна система візуального подання та пояснення результатів ідентифікації захворювання легень за медичними зображеннями грудної клітини»/ П.М. Радюк, О.В. Бармак, Е.А. Манзюк, О.В. Мазурець, Р.О. Багрій, М.О. Молчанова, О.В. Собко. – Свідоцтво про реєстрацію авторського права на твір № 109539 від 17.11.21 р., Державний департамент інтелектуальної власності.

62. Твір наукового характеру «Інформаційна система альтернативної комунікації для безконтактного введення текстових повідомлень з використанням обмеженої кількості простих рухів»/ Р.О. Багрій, О.В. Бармак, О.В. Мазурець, Е.А. Манзюк, П.М. Радюк, М.О. Молчанова, О.В. Собко. – Свідоцтво про реєстрацію авторського права на твір № 109262 від 09.11.21 р., Державний департамент інтелектуальної власності.

## ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ.....	29
ВСТУП .....	30
РОЗДІЛ 1 АНАЛІЗ ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ В МЕЖАХ КОНЦЕПТУ ДОВІРИ ДО РІШЕНЬ, ПРИЙНЯТИХ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИМИ СИСТЕМАМИ .....	43
1.1. Етичні основи довіри до інтелектуальних інформаційних технологій ....	43
1.2.Методи побудови рішень інтелектуальними інформаційними системами.....	48
1.3. Формування концепту довіри до інтелектуальних інформаційних технологій за людиноцентрованим підходом .....	51
1.4. Інтелектуальні інформаційні технології як основа соціотехнологічного розвитку суспільства.....	58
1.4.1. Аналіз досліджень з реалізації концептів, пов’язаних з довірою до ІТ	63
1.5. Людиноцентрований підхід в розвитку інтелектуальних інформаційних технологій .....	65
1.6. Різноманітність як основа ефективної класифікації з використанням групування в межах ансамблевих рішень .....	74
1.7. Формування множини комбінації систем прийняття рішень в ансамблі.	83
1.8. Використання концепції візуальної аналітики.....	88
1.9. Висновки. Постановка проблеми .....	95
РОЗДІЛ 2 ФОРМУВАННЯ ДОВІРИ ДО ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИХ ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ НА ОСНОВІ ЕТИЧНИХ ПРИНЦИПІВ .....	98
2.1. Онтологія довіри до інтелектуальних інформаційних технологій на основі стандартизованого підходу .....	99

2.2. Метод встановлення ступеня відповідності онтології довіри до інших узагальнень етичних принципів довіри .....	104
2.3. Синтаксичний, структурний та семантичний рівні встановлення відповідності.....	112
2.3.1 Синтаксичний рівень встановлення ступеня відповідності .....	113
2.3.2. Структурний рівень встановлення ступеня відповідності.....	113
2.3.3. Семантичний рівень встановлення ступеня відповідності .....	121
2.4. Розподіл етичних принципів як складових структури довіри.....	129
2.5. Висновки за розділом.....	133
<b>РОЗДІЛ 3 МЕТОДИ ПРИЙНЯТТЯ ДОВІРЧИХ РІШЕНЬ З ВИКОРИСТАННЯМ АНСАМБЛІВ СИСТЕМ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ ТА СЕГМЕНТАЦІЯ ДАНИХ .....</b>	<b>134</b>
3.1. Критерії вибору систем прийняття рішень та визначення інформаційного ядра.....	135
3.2. Системи оцінювання якості прийняття рішень та аналіз етапів процесу класифікації .....	137
3.2.1. Застосування безпосереднього порівняння іменованих результатів класифікації із визначенням інформаційного ядра .....	144
3.3. Метод формування множини систем прийняття рішень .....	145
3.4. Метод формування ансамблю систем прийняття рішень .....	160
3.4.1. Агрегування результатів рішень класифікаторів.....	162
3.4.2. Граничні випадки агрегування рішень класифікаторів .....	164
3.4.3. Міграція даних при формуванні набору класифікаторів .....	166
3.5. Метод сегментування даних за агрегацією результатів роботи ансамблю СПР .....	170
3.5.1. Ієрархічна структура ансамблю як глобалізація локальних рішень ....	173

3.5.2. Індивідуальний вплив СПР на кореляцію і зміщення рішень ансамблю .....	176
3.5.3. Групування систем прийняття рішень .....	181
3.6. Висновки за розділом.....	189
<b>РОЗДІЛ 4 МЕТОД ПРОЄКЦІЇ СФОРМОВАНОЇ ЛЮДИНОЮ МЕНТАЛЬНОЇ МОДЕЛІ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ НА МАШИННИЙ РІВЕНЬ ВИКОНАННЯ .....</b>	
4.1. Розвиток концепції представлення у візуальному аналізі .....	194
4.2. Узагальнення використання представлення.....	195
4.2.1. Людина у візуальній аналітиці .....	197
4.2.2. Узагальнення концепції розвитку візуальної аналітики .....	198
4.3. Інформаційна технологія побудови представлення .....	200
4.3.1. Метод побудови формального представлення на основі візуалізації даних .....	203
4.3.2. Багатовимірне шкалювання простору ознак .....	209
4.3.3. Формування дерева рішень класифікатора .....	217
4.4. Висновки за розділом.....	226
<b>РОЗДІЛ 5 МЕТОД АНАЛІЗУ СКЛАДНОКЛАСИФІКОВАНИХ ДАНИХ ..</b>	
5.1. Однокласова класифікація для сегментації даних.....	228
5.2. Однокласова класифікація на множині нетипових даних .....	233
5.3. Детектування викидів ознак для нетипових даних .....	240
5.4. Двочастковий граф на мінімальному остовому дереві .....	256
5.5. Мінімізація двочасткового графа .....	262
5.6. Метрики впливу ознак на просторове приграничне розташування складнокласифікованих даних.....	271
5.7. Висновки за розділом.....	275

РОЗДІЛ 6 ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА ІНФОРМАЦІЙНА ТЕХНОЛОГІЯ ОТРИМАННЯ ДОВІРЧИХ РІШЕНЬ.....	276
6.1. Формалізація складових довіри до інтелектуальних інформаційних технологій .....	277
6.2. Метод групового прийняття рішень ансамблем СПР .....	286
6.3. Метод визначення нетипових ознак складнокласифікованих даних згідно з їх паралельною обробкою.....	292
6.4. Висновки за розділом.....	299
РОЗДІЛ 7 ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНІ ДОСЛІДЖЕННЯ МЕТОДІВ СЕГМЕНТАЦІЇ ДАНИХ ЗА СКЛАДОВИМИ ДОВІРИ ТА АНАЛІЗУ ОЗНАК .....	302
7.1. Експериментальне дослідження метода сегментації даних за агрегацією рішень ансамблю СПР .....	303
7.2. Експериментальне дослідження метода групового прийняття рішень ансамблем СПР.....	309
7.3. Експериментальне дослідження методу аналізу складнокласифікованих даних.....	318
7.4. Висновки за розділом.....	324
ВИСНОВКИ.....	326
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	331
ДОДАТОК А.....	407
ДОДАТОК Б .....	408
ДОДАТОК В.....	417
ДОДАТОК Г .....	426
ДОДАТОК Д.....	431
ДОДАТОК Е .....	442

## ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ

- ІТ – інтелектуальна інформаційна технологія
- ІС – інтелектуальна інформаційна система
- СПР – система прийняття рішень
- ПЗ – програмне забезпечення
- РС – розподілена система
- GDPR – Загальний регламент про захист даних (European General Data Protection Regulation)
- OECD – Організація економічного співробітництва та розвитку (Organisation for Economic Cooperation and Development)
- МОД (MST) – мінімальне остове дерево (Minimum Spanning Tree)
- ДГ(BG) – двочастковий граф (Bipartite Graph)
- MDS – метод багатомірного шкалювання (Multidimensional Scaling)
- ЛСМОД – ліс субграфів мінімального остового дерева
- ОКК – однокласова класифікація
- SVM – метод опорних векторів (Support vector machine)
- NB – наївний баєсівський класифікатор (Naive Bayes)
- БСК (MCS) – багатокласифікаторна система класифікації (Multiple classifier system)

## ВСТУП

**Обґрунтування вибору теми дослідження.** Стрімкий розвиток та широке розповсюдження інформаційних технологій зумовлені перспективами практичного застосування обчислювальних систем. Зокрема, запровадження інтелектуальних інформаційних технологій значною мірою розширило можливості людини для прийняття рішень як через розв'язання складних обчислювальних задач, так і через автономне прийняття рішень. Розвиток інтелектуальних інформаційних технологій досягає того рівня, при якому їх можна делегувати завдання щодо прийняття рішень і при подальшому розвитку створювати умови формування суб'єктності у прийнятті рішень. Прикладами такого застосування є автоматичні системи торгівлі, системи діагностування захворювань, безпілотні автомобілі та автомобілі з автопілотами, системи керування літальними апаратами різного призначення, в тому числі для сільського господарства чи військового призначення, системи розпізнавання об'єктів або ідентифікації супротивника тощо.

Однак, надаючи інтелектуальним інформаційним системам можливість автономно приймати рішення, виникає проблема відповідальності за прийнятті рішення. Технічні системи, на жаль, можуть мати у своїй роботі, під впливом різних причин, технічні та програмні несправності. Неправильно прийняте рішення автопілотом автомобіля є загрозою життю пасажирів, а у випадку прийняття суспільно критичних рішень, неправильне рішення має ще більш значні наслідки. Виникає проблема безпечного інтегрування інтелектуальних інформаційних систем в життя суспільства.

Таким чином, рівень розвитку інтелектуальних інформаційних технологій та переваги їх широкого застосування зумовлюють появу нових завдань, які виникають за умов формування нової соціально-технологічної системи. В поточний час інтелектуальна технічна система виходить на рівень

партнерства з людиною. Розвиток інтелектуальних інформаційних технологій приводить до того, що людина існує поряд з інтелектуальною технічною системою як автономним суб'єктом прийняття рішень, і таке існування повинно мати партнерський характер. Фундаментом існування партнерства щодо інтелектуальних інформаційних технологій та делегування можливості прийняття рішень є довіра до усіх проявів та складових інтелектуальних інформаційних технологій. Тому, враховуючи актуальність та важливість відносин людини та інтелектуальної технічної системи, виникає необхідність у розробленні методів побудови систем прийняття рішень, в основу яких покладено складові поняття довіри до інтелектуальних інформаційних технологій.

Проблемі розвитку інтелектуальних інформаційних технологій з позиції взаємодії з людиною та суспільством присвячено широкий спектр як українських, так і іноземних робіт та наукових шкіл: Лепрі Б. (Lepri B.) [284], Алам К. (Alam K) [4], Ламмарш Т. (Lammarsch T) [16, 271, 397], Бахманн Н. (Bachmann N) [27], Брем А. (Brem A.) [43, 69], Ванг Дж. (Wang J.) [71], Шнайдер Т. (Schneider T.) [64, 78], Чен М. (Chen M.) [90, 91], Чіатто Г. (Ciatto G.) [106], Гербер Л. (Gerber L.) [113, 165], Донг Х. (Dong X.) [127], Дуббер М. Д. (Dubber M. D.) [129], Ендерт А. (Endert A.) [82, 133, 134, 437], Лютге К. (Lütge C.) [151, 178, 202], Джобін А. (Jobin A.) [156, 216], Кейм Д. (Keim D.) [227, 228, 404, 405, 437], Квон Б. (Kwon B.) [267, 268], Мюллер В. К. (Müller V.C.) [136, 340, 341], Остерлінк Д. (Oosterlinck D.) [356], Тібес С. (Thiebes S.) [363, 364], Пападакіс Г. (Papadakis G.) [102, 365, 366], Перера П. (Perera P.) [45, 372, 373], Рен Д. (Ren D.) [391, 510], Діттеріх Т. Г. (Dietterich T. G.) [120, 160, 400], Шіпп К. А. (Shipp C.A.) [426], Бріньольфссон Е. (Brynjolfsson E.) [74, 297, 507], Ключин Д. А. [15, 235, 236, 305], Ляшко С. І. [237, 305–308], Ланде Д. В. [147, 272, 504, 505, 545], Гуляницький Л. Ф. [199–201, 490], Яковлев С. В. [105, 336, 490–492], Крак Ю. В. [222, 240, 262, 367, 439], Глибовець А. М. [184, 185, 282, 470], Бодянський Є. В. [61–63, 85, 420], Анісімов А. В. [18–21], Говорущенко Т. О. [193–196, 302], Литвиненко В. І.

[26, 197, 312, 344, 355], Теслюк В. М. [49, 449, 462, 560], Бармак О. В. [31, 239, 265, 445], Савенко О. С. [60, 124, 223, 309, 412], Пелешко Д. Д. [402, 472–474, 476], Шаховська Н. Б. [104, 208, 422, 456, 477], Глибовець М. М. [157, 258, 259, 429], Лисенко С. М. [310, 311, 379, 380], Березький О. М. [49–52], Турбал Ю. В. [65, 463–465], Федоров Є. Є. [140, 141, 347, 348], Куссуль Н. М. [263, 264, 316, 317, 428], Бідюк П. І. [46, 58, 59, 203, 266] та ін.

Актуальність проблеми взаємодії людини та інтелектуальних інформаційних технологій підтверджується приділеною значною увагою наукової спільноти, яка зумовлена потребою у вирішенні пов'язаних нагальних проблем, які донедавна не виникали, а наразі уповільнюють прогресивний розвиток суспільства загалом. Однак, існуючі наукові роботи не розглядають побудову практичних рішень інтелектуальних інформаційних технологій в частині методів побудови систем прийняття рішень, в основу яких покладено забезпечення довіри за її складовими до інтелектуальних інформаційних технологій.

Таким чином, актуальною **науково-практичною проблемою** є недостатній рівень довіри до інтелектуальних інформаційних технологій в частині прийняття ними рішень на практичному рівні.

Актуальність вирішення науково-практичної проблеми полягає у наявності протиріччя між зростаючим розповсюдженням застосування інтелектуальних інформаційних технологій у різних сферах людського життя, включаючи сфери критичного значення, та наявністю засторог до їх застосування, причиною яких є недостатній рівень довіри до рішень, які генерують такі системи.

### **Зв'язок роботи з науковими програмами, планами, темами.**

Дисертаційна робота виконана відповідно до планів науково-дослідних робіт Хмельницького національного університету за держбюджетною темою «Розроблення інформаційної технології прийняття контрольованих людиною критично-безпекових рішень за ментально-формальними моделями машинного навчання» за номером державної реєстрації 0121U112025.

У вказаній науково-дослідній роботі здобувач брав участь як відповідальний виконавець у розробці принципів, методів та інформаційних технологій прийняття важливих та відповідальних рішень інтелектуальними системами прийняття рішень з використанням формального та ментального представлення.

**Мета і завдання дослідження.** Метою дисертаційної роботи є забезпечення довіри до інтелектуальних інформаційних технологій шляхом розроблення теоретичних та прикладних засад інтелектуальної інформаційної технології отримання довірчих рішень за людиноцентрованим підходом, яка забезпечує довіру до рішень отриманих інтелектуальними інформаційними системами відповідно до сукупності етичних принципів.

Для досягнення поставленої мети дисертаційної роботи необхідно виконати ряд завдань:

- провести аналіз поняття довіри до інтелектуальних інформаційних технологій як концепту людиноцентрованого підходу розвитку етичних інтелектуальних технічних систем;
- розробити структуру концепту довіри до інтелектуальних інформаційних технологій та провести декомпозицію на структурні елементи;
- розробити метод проєкції сформованої людиною ментальної моделі прийняття рішень на машинний рівень виконання;
- розробити метод визначення відповідності складових онтології довіри до інших узагальнень етичних принципів довіри;
- розробити метод формування ансамблю систем прийняття рішень;
- розробити метод групового прийняття рішень ансамблем систем прийняття рішень;
- розробити метод сегментування даних за агрегацією результатів роботи ансамблю систем прийняття рішень;
- розробити метод аналізу складнокласифікованих даних з визначенням нетипових ознак та викидів;

- розробити метод визначення нетипових ознак складнокласифікованих даних згідно з їх паралельною обробкою;
- розробити інтелектуальну інформаційну технологію отримання довірчих рішень за людиноцентрованим підходом;
- здійснити експериментальні дослідження методів сегментації даних за складовими довіри та аналізу ознак методів синтезу систем прийняття довірчих рішень та аналізу ознак даних.

*Об'єкт дослідження* – процес забезпечення довіри до інтелектуальних інформаційних технологій.

*Предмет дослідження* – методи та засоби інтелектуальної інформаційної технології отримання довірчих рішень за людиноцентрованим підходом.

**Методи дослідження.** В межах дисертаційної роботи визначено ряд завдань, для вирішення яких було використано методи аналізу та моделювання процесів, теорії систем, методи онтологічного моделювання та порівняння, методи реляційної алгебри для моделювання довіри до інтелектуальних інформаційних технологій, методи класифікації та кластеризації, теорії моделювання для розробки моделей групового отримання рішень з використанням методів агрегації корельованих рішень та формування областей даних відповідно до показників довіри, методи теорії множин, теорії графів, методи кластерного аналізу для розробки методу аналізу ознак даних відповідно до виявлення викидів на характерних множинах щодо приналежності ознак і формування гіперпросторового групування даних з мінімізацією втрати інформативності.

**Наукова новизна одержаних результатів.** Наукові результати, які визначають новизну дисертаційної роботи полягають у наступному:

*вперше розроблено:*

1) інтелектуальну інформаційну технологію отримання довірчих рішень, перевага якої над відомими полягає у реалізації руху інформаційних потоків формування рішень за складовими довіри, які визначені на основі

запропонованої онтології довіри як сукупності етичних принципів за людиноцентрованим підходом, з виділенням сегментів інформації у вигляді типових даних з відповідністю складовим довіри та нетипових даних – як складнокласифікованих даних в умовах невизначеності прийняття рішень, і забезпеченні належних показників якості класифікації;

2) метод проєкції сформованої людиною ментальної моделі прийняття рішень на машинний рівень виконання, який відрізняється від відомих тим, що з використанням методів візуального аналізу інформації здійснюється відображення результатів ментальної обробки інформації на машинний рівень інтелектуальної інформаційної системи, що дозволяє подати результати опрацювання інформації людиною у формалізованому вигляді;

3) метод аналізу складнокласифікованих даних, основна перевага якого над відомими полягає у використанні локального просторового зміщення даних в області розмежування, завдяки чому з'являється можливість визначати нетипові ознаки за критерієм розмежованості даних;

*набули подальшого розвитку:*

4) метод визначення нетипових ознак складнокласифікованих даних згідно з їх паралельною обробкою, який, на відміну від існуючих, виділяє обмежений, за впливом на групування даних, набір ознак у вигляді впорядкованої послідовності, що дозволило розробити метрики важливості впливу цих ознак на розмежування даних;

5) метод визначення відповідності складових онтології довіри до інших узагальнень етичних принципів довіри, перевага якого над існуючими є в тому, що встановлюються структурні зв'язки між елементами порівняння та визначаються текстові описи сутностей, що дозволило використовувати в запропонованій онтології довіри сформульовані різним чином узагальнення етичних принципів довіри та визначити важливість складових онтології за описовою сутністю;

б) метод групового прийняття рішень ансамблем систем прийняття рішень, який відрізняється від відомих тим, що рішення об'єднуються в

групи за близькістю та формують ієрархію з узагальнення груп, завдяки чому з'являється можливість підвищити якісні показники класифікації складнокласифікованих даних порівняно із складовими ансамблями;

*удосконалено:*

7) метод формування ансамблю систем прийняття рішень, який відрізняється від відомих тим, що складові ансамблю формуються залежно від необхідного рівня інтерпретованості рішень ансамблю, завдяки чому з'являється можливість отримати рішення ансамблю з належним рівнем довіри;

8) метод сегментування даних за агрегацією результатів роботи ансамблю систем прийняття рішень, перевага якого над відомими методами полягає в тому, що розв'язки складових ансамблю визначено критерієм сегментування даних, стосовно яких приймаються рішення, що уможливило сформувати сегмент даних, рішення стосовно яких відповідають складовим довіри і є одноголосними, та сегмент складнокласифікованих даних, щодо яких присутня невизначеність при прийнятті рішень.

**Практичне значення отриманих результатів** полягає в тому, що запропоновані методи отримання рішень інтелектуальною інформаційною системою за показниками довіри та якісними показниками набули практичної реалізації, що дозволило отримувати множини довірчих рішень. Застосування ансамблевого підходу дозволило отримувати необхідне дискримінантне розмежування рішень за цільовими показниками якості. Стало можливим отримання наборів ознак для слабороздільних даних, які визначають максимально можливу роздільність, та встановити міру впливу ознак на розмежованість даних для ознак певної цільової групи.

Результати проведених практичних досліджень дозволили визначити складові концепту довіри з проєкцією на програмний рівень побудови систем прийняття рішень. Практичне застосування розроблених методів побудови систем прийняття рішень дозволило виділити сегмент даних, рішення щодо яких характеризуються високим ступенем довіри, та сегмент нетипових

даних поблизу зони розмежування. Поряд з цим, вдалося отримати високі показники якості розмежування складнороздільних даних та запропонувати застосування методів для аналізу ознак з виділенням викидів.

Розроблені методи можуть бути застосовні в межах широкого спектра задач, які належать до сфери інтелектуальних інформаційних систем загалом, оскільки дозволяють отримати результати з високими показниками якості. Особливе значення має практичне застосування розроблених методів систем прийняття рішень в інтелектуальних інформаційних технологіях для сфер важливого та критичного значення, які потребують отримання рішень з високими показниками довіри. Сфери безпекових, соціально важливих, військових, фінансових, критичних рішень для суспільства та життя людей із застосуванням інтелектуальних інформаційних технологій, а також такі, що можна до них віднести, є тими предметними областями, де можуть бути використані розроблені інтелектуальні інформаційні системи.

*Реалізація результатів та впровадження.* Результати дисертаційної роботи впроваджено у навчальному процесі Хмельницького національного університету, Київського національного університету імені Тараса Шевченка, Тернопільського національного педагогічного університету імені Володимира Гнатюка. Розроблену інтелектуальну інформаційну технологію отримання довірчих рішень, яка базується на розроблених методах реалізації етичних принципів, що визначені за людиноцентрованим підходом, впроваджено: для ПЗ систем контролю рішень автоматичних інтелектуальних систем на підприємстві ТОВ «Терралаб АЙ ТІ», де вона дала можливість отримати сегмент довірчої інформації 79 %, забезпечити якісні показники повноти 96 %, точності 86 %, визначити сукупність нетипових ознак на рівні 2.5 %; для ПЗ в сервісах отримання довірчих рішень для систем пошуку інформації на підприємстві ТОВ «Науково-технічна фірма “Інфосервіс”», де вона дала можливість отримати сегмент довірчої інформації 86 %, визначити частку найбільш впливових ознак близько 3.5 %, підвищити розмежування складнокласифікованої інформації на 63 %; для ПЗ

систем класифікації потокової інформації на підприємстві ТОВ «Джі Ем Хост», де вона дала можливість отримати сегмент довірчої інформації 83 %, підвищити класифікацію вхідної інформації за точністю на 1.3 %, повнотою 3.8 %, отримати множину найбільш впливових ознак на розмежованість інформації близько 3 %; для ПЗ з використанням інтелектуальних інформаційних систем обробки потоків інформації на підприємствах-учасниках ГО «ІТ-кластер Хмельницького», де вона дала можливість отримати сегмент довірчої інформації близько 78 %, визначити частку найбільш впливових ознак, яка становить від 1.5 % до 4.2 % відносно загальної кількості ознак; для ПЗ в системі обробки інформації на підприємстві ТОВ «Девлуп.про», де вона дала можливість отримати сегмент довірчої інформації 86 %, підвищити точність класифікації на 1.7 % та повноти на 4.2 %; для ПЗ при обробці потоку інформації на ПП «Авіві», де вона дала можливість отримати сегмент довірчої інформації близько 84 %, визначити частку найбільш впливових ознак на розмежування інформації, яка становить близько 3 %; для ПЗ при обробці інформації в ПрАТ «Мікросистема», де вона дозволила отримати сегмент довірчої інформації в межах 76 %, отримати показники класифікації інформації за повнотою 97 %, точністю 95 %, а також множину найбільш впливових ознак близько 3 %.

**Особистий внесок здобувача.** Усі наукові результати дисертаційної роботи отримані автором особисто. Роботи [319, 546, 547] виконувались без співавторів. У публікаціях, написаних в співавторстві, автору належать такі результати: [30, 251, 254] – інформаційна технологія класифікації даних з використанням метода редукції ознак з багатомірного простору; [252, 323] – метод класифікації даних на основі агрегації рішень ансамблю систем прийняття рішень; [548] – метод агрегування рішень для послідовних даних; [32, 528] – метод формування ансамблю систем прийняття рішень за групуванням рішень для забезпечення необхідних якісних показників; [550, 551] – метод системи прийняття рішень на основі довіри до інтелектуальних інформаційних технологій; [241, 543] – методи побудови систем прийняття

рішень для простору з багатьма ознаками; [533, 552] – метод класифікації даних із застосуванням методів візуального аналізу; [534] – метод проєкції сформованої людиною ментальної моделі прийняття рішень на машинний рівень виконання; [538, 544, 555] – експериментальне дослідження формування ансамблів систем прийняття рішень на основі групованості рішень; [539] – підхід з використання групованості даних для детектування нетипових даних; [320, 527] – метод визначення нетипових ознак даних в приграничних даних з використання дерев кортежів ознак; [556, 557] – підхід з моделювання групованості даних за приналежністю до класів; [535, 553] – дослідження використання візуалізації даних для побудови ментального представлення для класифікації; [321] – метод структурного порівняння відповідності складових концепту довіри та структурованого домену; [242, 376] – підхід до визначення нетипових ознак при аналізі даних; [322] – формальна структура довіри до інтелектуальних інформаційних технологій; [33, 34] – підхід з класифікації даних на основі візуальної аналітики за просторовою групованістю; [35] – визначення характеристики для формування ансамблю систем прийняття рішень; [36] – метод формування групованостей рішень з використанням ансамблів; [243, 329] – підхід з розробки людино та машиноцентрованого представлення за областю формування; [249, 253] – підхід з формування ментального представлення при класифікації даних на основі візуальної аналітики; [591] – дослідження ефективності застосування метода ментально-формальної проєкції моделі; [592] – дослідження з формування ментальної моделі за візуальним поданням даних; [593] – дослідження з використання систем прийняття рішень; [37, 529, 530] – дослідження ефективності застосування ментального представлення при класифікації даних; [324, 531, 532] – розробка критеріїв формування систем прийняття рішень в ансамбль; [540–542, 549, 554, 558, 559, 561] – обґрунтування та аналіз застосування інтелектуальних інформаційних технологій в системах отримання важливих та довірчих рішень; [38, 244, 250] – підхід до формування технології класифікації даних з кусково-лінійними

методами розмежування; [39, 536] – дослідження групування даних за сукупністю ознак при класифікації.

**Апробація результатів дисертації.** Основні результати дисертаційної роботи доповідались та обговорювались на міжнародних та всеукраїнських конференціях та форумах: International Workshop of IT-professionals on Artificial Intelligence (ProfIT AI 2021) September 20–21, 2021 (Kharkiv); II International Scientific Symposium “Intelligent Solutions” (IntSol-2021) September 28–30, 2021 (Kyiv – Uzhhorod); Fourth International Workshop on Computer Modeling and Intelligent Systems (CMIS-2021) April 27, 2021 (Zaporizhzhia); 1st, 2nd, 3rd International Workshop on Intelligent Information Technologies & Systems of Information Security (IntelITSIS-2020) June 10–12, 2020, (IntelITSIS-2021) March 24–26, 2021, (IntelITSIS-2022) May 25–27, 2022 (Khmelnyskyi); 9th International Conference "Information Control Systems & Technologies" (ICST-2020) September 24–26, 2020 (Odessa); 11th, 12th International Scientific and Practical Conference of Programming (UkrPROG 2018) May 22–24, 2018, (UkrPROG 2020) September 15–16, 2020 (Kyiv); 14th International Conference on Pattern Recognition and Information Processing (PRIP'2019) May 21–23, 2019 (Minsk, Belarus); IEEE 14th, 15th International Conference on Computer Sciences and Information Technologies (CSIT-2019) September 17–20, 2019 (Lviv), (CSIT-2020) September 23–26, 2020 (Zbarazh); IEEE International Conference on Advanced Trends in Information Theory (ATIT-2019) December 18–20, 2019, (ATIT-2021) December 15–18, 2021 (Kyiv); 44th WILGA 2019 Symposium on Photonics Applications and Web Engineering (Photonics Applications in Astronomy, Communications, Industry, and High-Energy Physics Experiments) May 25 – June 2, 2019 (Wilga, Poland); International Scientific Conference "Intellectual Systems of Decision-making and Problems of Computational Intelligence" (ISDMCI-2019) May 21–25, 2019, (ISDMCI-2020) May 25–29, 2020, (ISDMCI-2021) May 26–28, 2021 (Kherson – Zalizny Port); 2nd International Conference On Intelligent Computing & Optimization (ICO-2019) October 3–4, 2019 (Koh Samui, Thailand); IV международная научно-

практическая конференция «Информатика и прикладная математика» Сентябрь 25–29, 2019 (Алматы, Казахстан); XXXIII International Conference «Problems of decision making under uncertainties» (PDMU-2019) January 24 – February 1, 2019 (Hurgada, Egypt); XI, XII, XIII Всеукраїнська науково-практична конференція «Актуальні проблеми комп'ютерних наук» (АПКН-2019) 14–15 листопада 2019, (АПКН-2020) 9–10 листопада 2020, (АПКН-2010) 15–16 жовтня 2021 (Хмельницький); Всеукраїнська науково-практична конференція «Інтелектуальний потенціал – 2018» 14–16 листопада 2018 (Хмельницький); Міжнародна конференція молодих науковців «Сучасні технології в механіці» 19–21 квітня 2018 (Хмельницький); XI, X Міжнародна науково-практична конференція «Інформаційні управляючі системи та технології» (ІУСТ–2020) 24–26 вересня 2020, (ІУСТ–2021) 23–25 вересня 2021 (Одеса); XVIII Міжнародна науково-технічна конференція «Штучний інтелект та інтелектуальні системи» («Artificial Intelligence and Intelligent Systems», AIIIS'2018) 18–19 жовтня 2018 (Київ); Науково-практична конференція «Актуальні проблеми теорії керуючих систем у комп'ютерних науках» (АПТКС-2021) 21–24 грудня 2021 (Київ – Слов'янськ); XVII, XVIII, XIX Міжнародна науково-практична конференція «Математичне та програмне забезпечення інтелектуальних систем» (МПЗІС-2019) 20–22 листопада 2019, (МПЗІС-2020) 18–20 листопада 2020, (МПЗІС-2021) 17–19 листопада 2021 (Дніпро); VIII, IX, X Всеукраїнська науково-практична конференція «Глушковські читання – Ідеї академіка В.М. Глушкова і сучасні проблеми штучного інтелекту», 29 листопада 2019, «Глушковські читання – Ідеї академіка В.М. Глушкова і сучасні проблеми теоретичної кібернетики», 18 грудня 2020, «Глушковські читання – Історія, сучасний стан та тенденції цифрового розвитку суспільства», 2 грудня 2021 (Київ); International Scientific Conference «IX Ukrainian-Polish scientific dialogues» October 20–23, 2021 (Khmelnyskyi – Kamianets-Podilskyi); International Workshop Advances & Challenges in Computing (A2C) October 20, 2021 (Ternopil); щорічних

наукових конференціях професорсько-викладацького складу Хмельницького національного університету.

**Публікації.** За темою дисертації з викладенням основних її результатів опубліковано 62 наукових праці, з них: 12 статей у наукових виданнях, включених до Переліку наукових фахових видань України, 5 статей у наукових періодичних виданнях інших держав, індексованих у наукометричних базах Scopus та/або Web of Science Core Collection, віднесених до третього квартилю (Q3) або до другого квартилю (Q2) відповідно до класифікації SCImago Journal and Country Rank, що згідно із Наказом МОН України №1220 від 23.09.2019 р. прирівнюються до двох або трьох публікацій відповідно; 2 розділи у колективних монографіях, індексованих у наукометричній базі Scopus, 40 публікацій, які засвідчують апробацію матеріалів дисертації (у тому числі 16 індексованих у наукометричних базах Scopus та/або Web of Science); 3 свідоцтва про реєстрацію авторського права на твір.

**Структура та обсяг дисертації.** Дисертаційна робота складається з анотації, вступу, семи розділів, висновків, списку використаних джерел із 593 найменувань на 76 сторінках та 6 додатків на 46 сторінках. Загальний обсяг дисертації становить 453 сторінки, з них 301 сторінка основного тексту, 50 рисунків, 8 таблиць.

# РОЗДІЛ 1

## АНАЛІЗ ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ В МЕЖАХ КОНЦЕПТУ ДОВІРИ ДО РІШЕНЬ, ПРИЙНЯТИХ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИМИ СИСТЕМАМИ

### 1.1. Етичні основи довіри до інтелектуальних інформаційних технологій

Інтелектуальні інформаційні технології (ІІТ) в частині розвитку етики за людиноцентрованим підходом є доволі новим напрямом з точки зору широкого використання, тому різне тлумачення та зміст, який вкладається дослідниками, може мати певні відмінності та застереження в напрямі практичного використання. Водночас створюються та розробляються інтелектуальні інформаційні технології, які швидко еволюціонують, формуючи екосистеми на основі ІІТ, а також системи, які використовують елементи ІІТ, отримуючи переваги від їхнього інтегрування в уже наявні практичні сфери застосування інформаційних технологій.

Значне збільшення актуальності та необхідності досліджень проявляється в суттєвому зростанні публікацій, що особливо спостерігається за останні роки [519]. Актуальність напряму визначається не тільки зростаючим науковим інтересом в області дослідження, а також тим, що йому приділяють значну увагу міжнародні організації, державні та міжурядові структури. Розробляються національні українські стандарти, зокрема «Концепція розвитку штучного інтелекту в Україні» від 2 грудня 2020 р. [562]. Відповідним чином узагальнюється широке поле досліджень з метою визначення напрямів розвитку етики ІІТ [145, 202, 334]. Загальні принципи ІІТ, які постійно розвиваються та доповнюються, можна визначити списком напрямів:

– контрольованість;

- безпека та захист;
- прозорість та зрозумілість;
- підзвітність;
- справедливість та неупередженість;
- відповідальність;
- забезпечення реалізації загальнолюдських цінностей;
- забезпечення екологічного та соціального добробуту.

Інститут інженерів з електротехніки та електроніки (Institute of Electrical and Electronics Engineers, IEEE) в межах “The IEEE Global Initiative” запропонував своє бачення розвитку автономних та інтелектуальних систем з пріоритетним забезпеченням людського добробуту шляхом необхідності реалізацій етичних принципів як основи проектування та побудови інтелектуальних інформаційних технологій [87]. Зазначається, що навчання етиці повинно стати основним предметом для тих, хто залучений у сферу науки, технологій, інженерії та математики (STEM – science, technology, engineering and mathematics). Необхідне формування стандартів з акредитацією інтегрованого підходу до навчання етики. В корпоративні процеси повинні бути вбудовані «етичні фільтри» та використовуватись на всіх етапах розробки та впровадження продукції із вмістом ІІТ. Введення етичної експертизи ставить за мету знизити ймовірність створення етично проблемних розробок. Підкреслюється важливість залучення стейкхолдерів у розробку, важливість розробки прозорих алгоритмів та рекомендацій щодо оцінки впливу на права людини. Кінцевий продукт повинен містити повну документацію стосовно здатності до аудиту, доступності та прозорості.

Необхідно вказати про існування кодексу обробки даних для технологій, які базуються на даних, для забезпечення соціальних та безпекових стандартів [2, 27, 42, 43, 117, 508, 563]. Визначаються наступні розділи:

- етична поведінка;
- формування чітких ціннісних представлень;

- зручність використання та доступність;
- гарантування технічного забезпечення;
- соціальна безпека;
- захист даних;
- прозорість даних;
- кібербезпека;
- регулювання;
- сумісність з відкритими стандартами;
- досягнення визначених цілей та критеріїв їх забезпечення.

Увага акцентується на тому, що технології з використанням ІТ можуть нанести неумисну шкоду у випадку недотримання практичного втілення загальних рекомендацій.

Розробляють та застосовуються регуляції щодо обробки даних загального характеру, які впливають на обробку даних у системах ІТ. Загальний регламент із захисту даних (GDPR, General Data Protection Regulation) визначає процедуру обробки даних, в тому числі при застосуванні в системах ІТ. Дані мають суттєвий соціальний, економічний вплив. Недостатність контролю над ними може супроводжуватись проблемами економічного розвитку суспільства та кожної людини в її діяльності. ІТ із застосуванням великих даних спричинюють соціальні зміни та стають інструментом розвитку економіки. Відповідно, впроваджуються системи прийняття рішень із застосуванням ІТ, які повинні враховувати системні підходи з врахуванням соціально-правових норм. Зазначається, що механізми ІТ з точки зору забезпечення ефективних рішень на великих даних, повинні враховувати політичні аспекти рівноправ'я та демократичного підходу з врахуванням прав кожного члена суспільства. Підвищення ефективності виробництва із застосуванням інформаційних систем не повинно звужувати права працівника, а покращувати його рівень життя та ефективність розвитку як особистості. Регламент регулює обробку даних особистісну, корпоративну

або будь-якої організації чи обробника даних щодо фізичної особи та розповсюджуються в межах Європейського Союзу.

Виділяють наступні виклики при застосуванні систем на основі обробки даних [121]:

– расова упередженість і громадянські свободи. Обробка даних в системах ІТ, з метою отримання певних рішень, базується на ознаках. Виділення цих ознак може впливати на права людини. Так, можлива дискримінація за кольором шкіри чи соціальним станом та іншими ознаками, які не можуть мати вплив на рішення ІС, оскільки це може порушити громадянські права та обмежити свободи людини. Іншим прикладом можуть бути системи розпізнавання за обличчям, що може привести до упередженості та расової дискримінації в певних застосуваннях інформаційних систем;

– які дані використовуються та для яких цілей. Для прийняття рішень використання даних має визначальне значення, тому постає питання якості даних відповідно до цілей, які переслідуються при застосуванні систем ІТ. Нерідко дані, які використовуються, є неякісними, зашумленими, неперевіреними та не можуть бути використані без попередньої обробки та аналізу результатів, які досягаються на цих даних. Велике значення мають асиметричні дані та неповні дані, які призводять до зменшення впливу на рішення даних, які мало представлені, що стає причиною упередженості до певних соціальних груп або неврахування їхніх інтересів;

– показники досягнення мети. Застосування інформаційних систем, заснованих на обробці даних, потребує встановлення певних показників досягнення завдань. Застосування систем приводить до створення дискримінаційних рішень за ознаками, що проявляється в упередженості. Відповідно, такі системи можуть використовуватись, якщо вони дають менш дискримінаційні рішення за соціально чуттєвими ознаками порівняно з прийнятими людиною, та можуть нести консультативний характер. Однак, такі системи можуть бути застосовні з іншою метою, а саме: пошук ознак

дискримінації, за якими приймаються рішення. Таким чином, при зміні мети застосування систем проявляється доцільність їхнього практичного використання. Із таким застосуванням ІТ постає необхідність розвитку такого напрямку як інтерпретація та прорість прийняття рішень системами ІТ. Зрозумілість та прозорість у послідовності етапів прийняття рішень з метою визначення ознак розмежування є ключовим фактором в ефективному використанні такого підходу. Інша мета полягає у розробці ІТ, які упереджують прийняття людиною дискримінаційних рішень, тобто використовуються як системи контролю професійної діяльності людини;

– зрозумілість та прозорість. Системи ІТ відносяться до складних систем. Водночас, значимість рішень, які системи продукують, є важливою та часто критичною. Людина повинна бути впевнена в тому, що усі структурні складові системи працюють належним і передбачуваним чином та мінімізована ймовірність перебування системи в непередбачуваних станах генерації рішень. Виникає необхідність прозорості роботи системи з точки зору людського розуміння і вона повинна мати таку структуру, щоб реалізувався принцип простежуваності прийняття рішень. Процес прийняття рішень інформаційної системою має бути розбитий на такі етапи, кожний з яких був би доступним для контролю та аналізу. Також системи повинні бути побудовані із структурних елементів, які доступні для аналізу людиною. Загалом рішення мають бути зрозумілими для людини з точки зору аналізу та виявлення причин і впливів на кінцевий результат;

– підзвітність та громадський нагляд. Критичність результатів, особливо в соціальній сфері, вимагає легітимізації рішень. Це проявляється в тому, що соціально впливова діяльність легітимізується за наявності механізмів підзвітності та контролю. Критичність та значимість впливу виводить на важливе місце підзвітність і громадський нагляд за результатами та процесом прийняття рішень. Рішення, прийняті системами ІТ, повинні не тільки відповідати правовим нормам, а й забезпечувати дотримання громадської моралі. Таким чином, необхідно забезпечити реалізацію

механізмів нагляду та контролю, які вбудовані в ІС. Запровадження систем алгоритмічного аудиту з виявлення пошкоджених даних, упередженості в прийнятті рішень, шкідливого зовнішнього впливу, контрольованості етапів прийняття рішень та інших можливих виявів проблем стає необхідністю при застосуванні ІТ.

## **1.2. Методи побудови рішень інтелектуальними інформаційними системами**

Значна увага приділяється не тільки у сфері наукових досліджень, а й професійними об'єднаннями, корпоративними, державними та міждержавним організаціями. Водночас, незважаючи на значну кількість розроблених регламентуючих та нормативних рекомендацій, існує проблема практичного втілення принципів в ІТ. З широким розповсюдженням ІС підвищується відповідальність за рішення таких систем. Виникає необхідність аудиту, підзвітності та обґрунтування необхідності розробки та підтримки таких проєктів, які заслуговують на довіру, щоб уникнути ймовірної шкоди та зайвих трат на розробку ІТ.

Розробка та впровадження систем ІТ є не лише складним процесом: досвід експлуатації свідчить про те, що не рідкісними є випадки, коли при застосуванні ІС не виконуються покладені на них завдання, а їх рішення є неетичними, упередженими та небезпечними. Такий досвід впровадження викликає сумніви в необхідності таких систем, і суспільство ставиться до ІТ із застереженням.

Важливим є питання відповідальності за рішення, прийняті ІС, та хто в кінцевому випадку повинен нести відповідальність за роботу ІС. Якщо розробка та впровадження ІС супроводжується збільшенням проблемних систем, постає питання доцільності фінансування таких проєктів та напрямку ІТ загалом. Це стає особливо важливим у випадку впровадження проєктів національного, державного масштабу та фінансування за рахунок державних

коштів. Виникає вимога розробки державних стандартів та регуляцій з впровадження ІТ [81, 335, 471]. Підзвітність ІТ необхідна для прийняття ІТ суспільством. Це передбачає розробку систем з прозорими та зрозумілими механізмами прийняття рішень [507]. Така вимога розповсюджується також для корпоративного сектора, особливо в частині прийняття соціально значимих рішень. Відповідно, розробка етичних ІТ, яким можна довіряти, є єдиним правильним напрямом розвитку соціально значимих проєктів [564, 565].

Одне із визначень ІТ зазначає, що ІТ дозволяють вирішувати завдання, які порівняно легко виконувати, однак важко піддаються формальному опису. Такий тип завдань характерний для складних, невизначених областей дослідження з неповними, зашумленими даними [363, 155]. Комп'ютерні ІС мають здатність як керувати собою, так і вирішувати завдання в певних конкретних областях практичного застосування. Зазвичай це вузькоспеціалізовані застосування із налаштуванням та відпрацюванням відповідності цільовому призначенню ІТ. На сьогодні засоби інтелектуальних інформаційних систем є найбільш розповсюдженим підходом щодо розробки та створення систем на основі ІТ. Системи на основі інтелектуальних інформаційних систем формуються на базі систем прийняття рішень, які визначаються як представлення певної функціональної залежності між вихідними та вихідним даними [5, 285, 410, 411, 459]. Для побудови систем прийняття рішень використовують алгоритми з обробкою вхідних даних.

Основні типи даних, які використовують, можна описати таким чином:

– структуровані дані, які мають певний стандарт опису та формування організаційної структури і певної ієрархії за чітко визначеними схемами та стандартами, наприклад, у формі таблиць, файлів, реляційних та нереляційних баз даних тощо;

– неструктуровані дані – не мають визначеного формату та організації для усієї множини даних, що значною мірою ускладнює обробку та аналіз даних. Такі дані зазвичай не типізовані або мають змішану типізацію, як

приклад, сховища змішаних даних без організаційної структури. Потребують для практичного застосування проміжного кроку, який полягає у відборі даних зі сховищ та їх структуруванні;

– метадані – представляють собою певну інформацію про дані, які безпосередньо використовуються. Є носіями інформації про типи, структуру, походження, важливість та інше, що значно розширює інформативність самих даних при побудові систем прийняття рішень. На прикладі документа, це можуть бути автори, розмір та тип файлу, дата створення, ключові слова, власник програми створення тощо.

З основних методів побудови систем прийняття рішень можна виділити такі [410]:

– за прецедентами. Використовуються дані для побудови функціональної залежності на вхідних даних та встановлення відповідності вихідних даних, значення яких відомі. Таким чином, відомі необхідні результати, або такі результати були уже досягнуті, тобто існували прецеденти. Виконується побудова даних на відомих розмічених даних з формуванням певних цілей, які повинні бути досягнуті із набору даних та підходом, орієнтованим на виконання конкретних завдань. Часто для такого підходу використовується назва «навчання з учителем». Побудова системи прийняття рішень представляється як форма навчання на даних, необхідна інформація щодо яких в межах дослідження відома, як приклад, відношення до певного типу, класу, категорії, форми тощо;

– використання нерозмічених даних. Побудова системи прийняття рішень з використанням такого типу даних здійснюється з метою знаходження значимих, генеративних ознак даних дослідження, виявлення тенденцій, групувань на основі множинних ознак, формування ущільнень, виявлення впливових ознак на формування ущільнень, виявлення аномалій серед даних та ознак, відповідності меті дослідження тощо. Відповідно, такий вид формування системи прийняття рішень має назву «навчання без

учителя», оскільки дані, які використовуються, є немаркованими, зі значно нижчим рівнем інформації ніж у попередньому випадку;

– дані з підкріпленням. Використовується контекст середовища для оцінки ефективності побудованої СПР, яка в межах середовища інтегрується у формі агента. Поведінка агента визначається його ефективністю та коректується винагородою і корегуванням за оптимізацією мети його активності та поведінки в контексті середовища. Використовується для максимізації цільової функції або мінімізації помилкових рішень. Застосування такого підходу визначається середовищем за динамічної зміни його стану та адаптації СПР до станів середовища. Відповідно СПР формується на постійно поновлювальних даних за станами середовища.

Для побудови ефективних СПР у різних сферах застосування та в межах поставленими завдань використовуються різні форми побудови та використання систем прийняття рішень, а також їх поєднання підходами алгоритмічних рішень.

Побудова ІТ полягає в набутті здатності комп'ютерним інформаційним системам можливості виконувати когнітивні функції, які здатні приймати рішення, вирішувати нагальні проблеми на рівні високоінтелектуальних систем, результативність яких порівнянна або краща за інтелектуальні можливості людини. Відповідно, побудова таких системи є ключовим фактором з розробки інтелектуальних систем сучасного рівня технологічного розвитку.

### **1.3. Формування концепту довіри до інтелектуальних інформаційних технологій за людиноцентрованим підходом**

Грунтуючись на використанні ІС в якості структурних складових ІТ, що використовуються як складові системи з генерації рішень, виникає ряд важливих аспектів стосовно практики впровадження у сферу суспільно значимих інтеграцій. Ці питання актуалізуються за рівнем важливості

застосування та виходу інформаційних систем на рівень інтелектуально порівняних рішень відносно інтелектуальних можливостей людини. Така форма застосування ІТ вимагає забезпечення етичного інтегрування ІТ як елементу суспільної організації в складі інформаційної системи. Прийняття рішень ІС проявляється в житті суспільства у формі делегування та потребує створення умов розвитку ІТ таким чином, щоб максимізувати переваги та унеможливити виникнення ймовірних ризиків. Водночас, пріоритет надається запобіганню ризиків та їх мінімізації на противагу перевагам чи необхідності використання ІТ.

На основі широкого поля досліджень та актуалізації застосування інтелектуальних інформаційних технологій була сформована експертна група високого рівня із інтелектуальних інформаційних технологій Європейської комісії. З врахуванням сучасного рівня розвитку інформаційних технологій та всебічного розгляду проблематики дослідження було розроблено Керівництво з етики щодо довіри до ІТ. Ці рекомендації у формі рамкового документа стали основою щодо формування етичних основ розробки та побудови ІТ. В межах цього документа на загальному рівні було застосоване поняття довіри до ІТ. В основі рекомендацій є формування категорії довіри як фундаменту сталого розвитку суспільства та формування глобального суспільства за умови реалізації потенціалу ІТ із забезпеченням довіри. Довіра до ІТ є динамічною та міждисциплінарною областю дослідження, яка виходить з філософії, соціології, психології, інформатики та інших дисциплін. Сукупність думок щодо умов, вимог та обставин, забезпечення яких є необхідним, стало доволі широким та дискусійним. Поняття довіри є складним явищем, яке можна визначити як згода та вияв внутрішнього бажання людини покладатись на об'єкт довіри за відсутності повного контролю над даним об'єктом та його діями в межах області довіри [408, 436, 455, 524]. Людина визначає ймовірну прогностичну оцінку рівня можливого ризику у діях об'єкта довіри, яку вона може визначити, та на її думку знаходиться в допустимих межах. Відповідно, за таких обставин делегується

відповідальність за ймовірні події об'єкта довіри. Рівень та міра довіри є величиною динамічною, яка з часом набуває розвитку. Так, існує початкова форма довіри: за відсутності досвіду взаємодії з об'єктом довіри, яка з часом укріплюється та переростає у довіру, що базується на знаннях про об'єкт, та емпіричному досвіді взаємодії. Формування довіри визначається не тільки накопиченням досвіду упродовж певного часу, а й сукупністю обставин, в яких відбувається взаємодія, та формуванням упевненості відтворення об'єктом довіри аналогічної поведінки за сукупності тих самих обставин. За такого представлення довіри утворюються відношення постійності, стійкості та передбачуваності. Незважаючи на те, що існує широке поле точок зору на визначення поняття довіри [381, 435], важливе значення має формування контексту концепту довіри, обумовленого середовищем, станами та представленнями довіри.

Довіра відіграє ключову роль за можливості формування рішень, в яких існує невизначеність, складність взаємозв'язків з ймовірним небажаним розвитком подій та їх послідовностей. Довіра може бути у двох представленнях: як довіра до людини, суспільства, організації, в основі якої визначальним фактором є моральні, правові, етичні аспекти, та довіра до технічних систем і технологій, в основі якої визначальним фактором є рівень техніки, технології, виконання, структурної організації та взаємодії. Ці два представлення є важливими із застосуванням в інформаційних технологіях з використанням ІС. Довіра до технічних систем базується на цілому ряді потреб у забезпеченні виконання покладених функцій в межах поставлених задач, наявності корисності з використання, постійності виконання задач у визначеному часовому проміжку з незмінними вимірюваними експлуатаційними характеристиками тощо. Водночас, довіра містить поєднання як переконання та впевненість в тому, що, як і компетентність людини, так функціональність технології, відповідає очікуваному рівню сподівання відносно апріорних оцінок.

Довіра відносно людини може мати різні рівні та форми узагальнення: як відношення до людини, інституціональних утворень, сукупності мережевих форм, опосередкованих мережевих форм (як приклад, довіра думці людини щодо третьої сторони) тощо.

Також існують форми узагальнення, які базуються на досвіді та природній схильності, яка проявляється у вірі в людство або технології загалом. Тобто готовність довіряти інформаційним технологіям загалом у різних формах та обставинах, наприклад, довіряти хмарним технологіям. Людина готова визнати, що критичні для неї аспекти вона готова довірити технології, й наявне переконання в тому, що технологічні рішення стійкі, стабільні, функціональні та необхідні, і вона є залежною від них. Загалом існує віра в загальнолюдські цінності і те, що їх сповідує переважна більшість представників суспільства, узагальнюючи та уніфікуючи потреби людей. В такій формі уніфікації відношення довіри за необхідності того, що використання конкретної технології є потрібним для досягнення певних цілей або кращих результатів, або перебування в конкретній організації чи групі людей є обґрунтоване з точки зору досягнення цілей тощо.

На основі формування контексту довіри створюються умови довіри з інтеграції ІТ в інституціональні структури суспільства; переконання в тому, що стійкий розвиток вимагає інтеграції ІТ як структурного рішення в умовах стійкого контексту за кінцевої множини станів середовища застосування ІТ. Відповідно, скінченність станів створює умови передбачуваності та керованості переходами між станами, унеможлиблює набуття непередбачуваних станів. Множина усіх можливих станів розглядається як належною, впорядкованою та допустимою із забезпеченням довіри до припустимих станів системи взаємодії з інтегрованими ІТ. Форма набуття довіри характеризується також сукупністю ознак переходів між станами на основі причино-наслідкових переходів. Наслідком такої взаємодії є створення ланцюга довіри, обумовленого конкретними сукупностями множин факторів ініційованих переходів. Проте всі стани переходів повинні знаходитись та

виключно обмежуватись множиною визначених станів системи, відносно яких використано ІТ. Передбачуваність такого застосування дозволяє сформувати довіру для кожного індивіда як учасника цієї системи. Такі умови дозволяють переконати людину та сформувати довіру до системи, а, отже, отримати дозвіл щодо добровільної участі у функціонуванні такої системи. Важливим є набуття першого позитивного досвіду добровільної участі людини в інтегрованих системах із ІТ. На цьому етапі здійснюється емпіричне пізнання на рівні отримання функціональних переваг щодо участі в таких системах. В подальшому рівень довіри укріплюється на основі підкріплення позитивно-стабільного досвіду. Укріплення досвіду супроводжується підвищенням рівня довіри, так, наприклад, людина розширює використання функціональності системи, ділиться особистою інформацією, розширює спектр покупок, використовує як джерело тримання інформації тощо.

Складність інформаційних технічних систем, намагання перенести у сферу їх виконання функціональності, що притаманно діяльності людини, приводить до гуманізації технічних систем. Вони, в свою чергу, все більше виконують задачі, які раніше були виключно у сфері діяльності людини. В таких задачах інформаційні системи дають кращі результати, реагують оперативніше та беземоційно, що особливо важливо в критичних ситуаціях. Гуманізація технічних систем проявляється в тому, що до них формується відношення, яке застосовувалося виключно до людей. Використовують термін «інтелект», «навчання», делегують відповідальність щодо прийнятих рішень, системи приймають рішення. Виникає необхідність формування довіри до таких систем. Таким чином, системи з ІТ об'єднують поняття довіри як до людини, так і до технологій у базовому відношенні. Забезпечення контексту та спеціалізація довіри до ІТ повинно враховувати такі унікальні характеристики ІТ, як гуманізація та автономність поведінки. Інтелектуальні системи мають всі можливості для забезпечення автономного функціонування і самокерування та адаптуватись до змін середовища з

генерацією незалежних рішень з механізмами їхньої імплементації. Автономність систем з наявними генеративними та самонавчальними функціями та адаптованістю до зміни контекстного середовища зменшує контролюючу та керовану роль людини. Адаптованість ІТ до змін середовища приводить до формування умов функціонування, які виходять за межі, визначені на момент розробки. Це викликає складності у поведінці в часовому вимірі та непередбачуваність генерованих рішень. Формування довірчого відношення до таких систем ускладнюється тому, що послаблюються базові складові довіри як розуміння систем. Втрачається відчуття керованості технічними системами. Рівень довіри до складних, інтелектуальних, високоавтоматизованих, автономних систем ускладнюється. Виникає необхідність формування довіри на рівні як до людини, так і до технологій, тобто відбувається об'єднання відповідних сукупностей вимог. Окрім того, висока складність системи приводить до складності розуміння їх структури, конструктивних рішень, методів функціонування, генеративних складових тощо. За певними характеристиками та їх сукупностями, ІС переважають здібності людини, що приводить до складності розуміння загалом і унеможлиблює створення умов керованості таких систем та можливих загроз. Це значною мірою знижує рівень довіри та переходить в іншу площину, яка несумісна з поняттям довіри, а саме побоювання. Хоча на сьогодні рівень розвитку автономних систем із складовими ІТ, які мають можливість керувати механізмами імплементації їхніх рішень та мають критичний рівень впливу на життя суспільства і його безпеку, еволюціонував не такою мірою, щоб мати помітний характер прояву. Проте, перспективи розвитку та ризику із сучасним розвитком технологій уже чітко мають окреслену форму. Це проявляється як у значному науковому інтересі, так і у підвищеній увазі державних органів з відповідними нормативними та правовими документами.

Гуманізація інтелектуальних систем дає змогу переносити відносини та характеристики, притаманні людині, на інформаційні технічні системи. ІТ

можуть мати певний моральний аспект у своїй поведінці, проявляти благонадійність, пропонувати рішення стосовно людини з відношенням кращого та гіршого рішення [294, 447, 483].

Водночас, при розгляді технічної сторони довіри відносно технологій пропонується три складових довіри: продуктивна імплементація, мета та процес [48, 98, 186, 188]. Продуктивна імплементація передбачає практичне втілення автоматичних систем, які в часовому аспекті мають забезпечувати збереження вихідних технічних характеристик в передбачуваних межах. Вимагається витримувати параметри із забезпеченням здатності виконувати покладені функції, бути передбачуваними і надійними в межах продуктивних функцій. Процес забезпечує виконання визначених функції автоматичними та автоматизованими системами в межах зміни станів середовища. Процес повинен бути виконуваним зі зміною параметрів та здатним досягати поставлених цілей. Мета стосується міри відповідності досягнення технічних систем виконання сукупності тих функцій, які передбачались в процесі проектування та розробки. В такому представленні довіра має суто технічне направлення, однак є невід'ємною складовою ІТ у випадку їх гуманізації. Якщо мета створення системи полягає у забезпеченні інтересів людини, то вона повинна бути досягнута також і при технічному аспекті довіри. Ця мета має бути досягнута в межах та у спосіб, передбачений на етапі проекту та розробки такої системи.

Ускладнення ІТ зумовило поєднання гуманістичних та технологічних концептів довіри в єдину складнішу систему в прояві інтеграції в суспільство. Відповідно, в сукупності до таких систем пред'являться більше вимог ніж до окремих складових, оскільки ІС навчаються, використовуючи дані, виявляють закономірності, роблять висновки та приймають рішення, імплементують генеровані рішення, отримують зворотний відгук, донавчаються, оновлюють знання тощо. В такому представленні процес роботи систем значною мірою за описом відповідає поведінці людини. Відтак, гуманізація ІТ дозволяє використовувати форми відношення, які

повною мірою відповідають відносинам на рівні «людина–людина». В межах таких форм відношення застосовне використання концепту довіри, справедливості, благонадійності, прихильності тощо. Також застосовне формування зв'язків між концептами з відповідними проєкціями та послідовностями, наприклад, в межах середовища прийняття рішень формування відчуття несправедливості знижує довіру до ІТ.

Хоча довіра до ІТ визначається стейкхолдерами здебільшого безпосередньо при її практичному використанні стосовно результатів функціонування, повнота довіри має бути забезпечена на етапах проєктування, розробки, впровадження в тій самій мірі.

#### **1.4. Інтелектуальні інформаційні технології як основа соціотехнологічного розвитку суспільства**

Розробка формалізованого представлення перспектив розвитку та рамкових керівництв щодо ІТ дозволяє відпрацьовувати стійкі формулювання та набувати форми загальноприйнятого змісту для знаходження загального представлення та загальних форм. Узагальнення розробок наукових шкіл, промислових напрацювань, визначення правових рамок втілюється в практичні документи, дорожні карти, стандарти, стратегії, рекомендації, керівництва: Microsoft Responsible AI principles in practice [566], Montreal Declaration of Responsible AI [567], IEEE's Ethically Aligned Design [568], OECD AI Principles [569], UNESCO The Recommendation on the Ethics of Artificial Intelligence [570], Chinese National Governance Committee for AI: Governance Principles for a New Generation of AI [571], ICDPPC: Declaration on Ethics and Data Protection in Artificial Intelligence [572], The Institute for Ethical AI: Recruitment AI has a Disability Problem [351], United Nations, General Assembly: Road map for digital cooperation: implementation of the recommendations of the High-level Panel on Digital Cooperation [573], Japan Government: Social Principles of Human-Centric AI [574], The French Data

Protection Authority (CNIL): Artificial intelligence: the opinion of the CNIL and its counterparts on the future European regulation [575], The Norwegian Data Protection Authority: Artificial Intelligence and Privacy [576], IBM: Everyday Ethics for Artificial Intelligence [577], SAP's Guiding Principles for Artificial Intelligence [578], Access Now: The Toronto Declaration. Protecting the rights to equality and non-discrimination in machine learning systems [448], Association of Nordic Engineers: Nordic Engineers' stand on: Artificial Intelligence and Ethics [579], Future of Life Institute: Asilomar AI Principles [580], World Federation of Engineering Organizations (WFEO): Big Data and AI Principles in Engineering [581], An Artificial Intelligence Standards Roadmap: Making Australia's Voice Heard [582], Council of Europe, Commissioner for Human Rights: Unboxing Artificial Intelligence: 10 steps to protect Human Rights [583] та інші.

Таким чином, імплементація контексту ІТ в соціально відповідальних застосуваннях формує такі напрями розвитку як добродійні ІТ, відповідальні ІТ, етичні ІТ, благонадійні ІТ, людиноцентровані ІТ, що зустрічається в досліджених документах. Незважаючи на відмінність в іменованих назвах напрямів розвитку, контекст відмінності полягає в акцентованих аспектах, маючи при цьому загальну спільну основу. Досить часто змістовні контексти концептів значною мірою співпадають та мають однакові описові змістовні форми, підкреслюючи спільність соціотехнологічних поглядів та уявлень про взаємодії людини та технологій.

ІТ розглядають як фундаментальну та ключову технологію еволюційного розвитку суспільства [574]. Сучасний рівень розвитку ІТ дозволяє оцінити перспективи для суспільства, однак його великий вплив вимагає відповідального впровадження та розвитку. Ефективне використання ІТ повинно бути контрольоване та свідоме, таке, що уникає ризики та негативний вплив, оскільки технологічні рішення приводять до трансформації суспільства, соціальних відносин, систем управління, перебудови промисловості тощо. Базуючись на цьому, ІС розглядають не як окрему складну систему, а виникає обґрунтована необхідність в

представленні ІС як складних суспільно-інформаційних систем. Для таких систем необхідне формування соціотехнологічних принципів функціонування, на яких ці системи необхідно спроектувати, розробити та імплементувати. Зміна та трансформація суспільства вимагає поступового та відповідального впровадження ІТ. Для досягнення максимальної ефективності необхідна глибока інтеграція та взаємодія усіх зацікавлених сторін. Поряд з цим, дослідження та глибоке розуміння основ формування соціально відповідальних принципів є необхідною умовою ефективного впровадження ІТ з точки зору підходів, які виходять за межі технологічних та технічних рішень.

Структура соціально-технологічних принципів на основі людиноцентрованого підходу показана на рисунку 1.1.



Рис. 1.1. Формування соціальних принципів для розробки ІТ на основі людиноцентрованого підходу [574]

Фундаментальна філософія стосується підходу, згідно з яким ІТ використовуються не тільки для отримання сукупності переваг для людини та суспільства, а також для забезпечення глобального суспільного блага та сталого розвитку шляхом якісної зміни соціальних відносин та трансформації суспільства. З цією метою визначаються базові суспільні цінності, які формують філософію розвитку суспільства та лежать в основі розбудови концепції принципів проектування, розробки ІТ:

1. Забезпечення людської гідності. Людство не повинно на критичному рівні залежати від ІТ на рівні контролю поведінки людини, переслідуючи мету досягнення певних визначених критеріїв ефективності. Повинна існувати повага до прав людини, і ІТ не повинні використовувати людство як інструмент для досягнення цілей. ІТ мають бути інструментом суспільства і направлений на розвиток людських здібностей, особистості, створювати умови для прояву креативності, творчості, покращувати умови існування, фізичного та розумового розвитку.

2. Різноманітність, при якій кожна особистість незалежно від походження, світогляду, положення в суспільстві, способу мислення мала змогу досягати особистого добробуту. Такі умови повинні бути сформованими суспільством, в якому у людини виникає бажання розвитку та досягнення добробуту, і такі прагнення повинні мати умови практичного втілення та бути досяжними.

3. Сталість суспільства у своєму формуванні та еволюційному розвитку із забезпеченням умов особистісного розвитку. Вирішення проблем та недоліків засобами ІТ. В основу застосування ІТ повинні бути покладені розробки, підпорядковані розвитку людського потенціалу, покращення соціальних систем, управління тощо.

Впровадження ІТ можливе в умовах готовності суспільства до повноцінного та ефективного використання ІТ. Для структури суспільства, в яке інтегрована ІТ, необхідно забезпечити реалізацію людського потенціалу. Суспільство повинно повною мірою розуміти переваги та недоліки ІТ.

Особлива увага приділяється ризикам, які є потенційно можливими через впровадження технології та можуть бути використані у зловмисних цілях. ІТ застосовуються із формуванням суспільства, в якому особистість займається творчою діяльністю на продуктивному рівні, з втіленням особистих та соціально відповідальних цілей; повинні бути направлені на повноцінну реалізацію здібностей за умов різнорівневого особистісного розвитку в сприятливих умовах. Використання ІТ зумовлює прискорення розвитку та трансформації суспільства з підвищенням ефективності усіх складових системи. Це сприяє створенню гнучкої адаптації та певних змін у звичних сферах суспільного життя. Відповідно, виникає необхідність проектування ІТ із забезпеченням потрібної гнучкості архітектурних рішень в умовах динамічності соціальної структури та взаємної інтеграції. Формування адаптивної індустрії орієнтоване на індивідуалізацію, розвиток креативності та творчості. Постійний розвиток інноваційної системи, як структурно критичної та важливої складової у загальній глобальній структурі суспільства, є необхідною умовою його розвитку. В межах цієї системи виникає потреба в забезпеченні доступності даних, технологій, скорочення циклу досліджень, розробок, впроваджені з необхідними формами захисту, безпеки, мінімізації ризиків. Розвиток соціалотехнологічного суспільства супроводжується постійним оновленням соціальних змістів, процесів, систем забезпечення балансу рівномірного та сталого розвитку. Відповідно до цього формування систем управління, контролю, соціальних інституцій при рівнозначному врахуванні громадських та індивідуальних інтересів та потреб реалізується із розширенням використання інформаційних технологій.

Соціальні принципи на основі людиноцентрованого підходу реалізуються в суспільстві, яке за організацією готове до проактивного соціального впровадження ІТ. Принципи повинні бути реалізовані в дослідженнях та застосовуватись в проектуванні ІТ. В соціотехнологічному суспільстві необхідне забезпечення реалізації таких принципів: орієнтація на людину із людиноцентрованим підходом; принцип отримання суспільством

пізнання та етики ІТ з рівним та постійним доступом; принцип захисту конфіденційності та приватності; забезпечення безпеки з належною оцінкою ризиків; формування чесного конкурентного середовища; принцип справедливості, підзвітності, прозорості ІТ; принцип постійної та стійкої інновації. Поєднання цих принципів в єдину систему з підпорядкуванням фундаментальним цінностям дозволяє створити середовище для суспільного розвитку та трансформації з врахуванням громадських та індивідуальних інтересів для ефективного використання ІТ.

#### **1.4.1. Аналіз досліджень з реалізації концептів, пов'язаних з довірою до ІТ**

Проведемо аналіз досліджень з розробки методів та інформаційних технологій реалізації концептів ІТ, пов'язаних змістовною складовою з довірою до ІТ. Мета дослідження полягає у визначенні практичних методів, які дозволяють забезпечити довіру до ІТ. Концепти представлені у вигляді категорій узагальнення змістовності напрямів досліджень. Аналіз досліджень з реалізації концептів, пов'язаних з довірою до ІТ представлено в таблиці 1.1.

Відповідними позначками «+» представлено рівень практичної реалізованості пропонованого методу чи інформаційної технології. Найвищий рівень реалізованості представлено позначками «+++», найнижчий рівень, відповідно, – «+». Найнижчий рівень реалізованості, зазвичай представлено пропонованими загальними принципами, аспектами та рішеннями, які в межах представлених досліджень не доведені до практичного втілення та не представлено отриманими результатами з параметрами ефективності.

Аналіз розглянутих досліджень з реалізації концептів показав, що переважна більшість досліджень зосереджуються на розробці методів з реалізації одного з представлених концептів.

Таблиця 1.1

## Аналіз досліджень з реалізації концептів, пов'язаних з довірою до ІТ

Дослідження	Робастність	Пояснювальність	Справедливість	Підзвітність	Безпека та захист	Добробут
[53, 86, 238, 273, 291, 359, 369, 414, 486]	+++	-	-	-	-	-
[150]	+++	++	-	-	-	-
[277]	++	-	+	-	-	-
[423]	++	+	+	-	-	-
[75, 77, 126, 173, 192, 276, 292, 303, 304, 361, 371, 387]	-	+++	-	-	-	-
[154]	-	++	++	-	-	-
[47, 92, 143, 179, 290, 460, 512]	-	-	+++	-	-	-
[153]	-	-	+	+	-	-
[17]	-	++	++	-	-	-
[146, 166, 204, 283, 332, 382, 388, 475]	-	-	-	+++	-	-
[55, 231, 328]	-	++	-	+++	-	-
[8, 107, 112, 189, 206, 217, 289, 403, 520]	-	-	-	-	+++	-
[314]	-	+	++	-	++	-
[115]	-	-	++	-	++	-
[109, 118, 132, 182, 343, 357]	-	-	-	-	-	+++
[446]	-	-	-	-	++	+++

Рівень реалізації пропонованих методів найвищий та доведений до практичного втілення також в дослідженнях, які обмежуються одним концептом. Дослідження, які розглядають більш ніж один концепт, значною мірою визначаються предметною областю, яка має свою специфіку, та поєднують аспекти, які в цій області є близькими і мають особливу значимість.

Проведений аналіз сучасних досліджень з розробки методів та інформаційних технологій, які реалізують концепти, пов'язані з довірою до ІТ, показав, що відомі методи не розглядають в комплексі концепти забезпечення довіри до ІТ.

### **1.5. Людиноцентрований підхід в розвитку інтелектуальних інформаційних технологій**

Розвиток інтелектуальних інформаційних технологій на сьогодні переживає розквіт та знаходить впровадження в широкому колі практичних задач в різних сферах людського життя. Задачі, які вирішуються засобами ІТ, є досить різноманітними, наприклад, такі, як розпізнавання об'єктів, мови, завдання класифікації, кластеризації тощо. Перспективи практичного застосування ІТ у сферах автоматичного керування автомобілями, діагностування захворювань в медицині, у сфері фінансів, безпеки тощо є досяжними. Проводиться повсюдна діяльність з їх реалізації та втілення за допомогою інформаційних технологій предметного призначення. Так, підходи, які використовуються в ІТ та можуть бути зведені до нього, широко використовуються у сфері охорони здоров'я [181, 279], робототехніці та автоматизованих системах [164], системах класифікації та детектування [409, 532], кібербезпеки [288, 513]. Сфера застосування швидко поширюється і постійно набуває нових форм [243, 245] та втілюється у нових підходах [119, 229, 246].

Водночас, рівень розвитку інтелектуальних інформаційних технологій вказує на те, що ІС можуть приймати рішення, які є несправедливими, упередженими, помилковими, а також є нестійкими та піддаються спробам введенням в оману. Це є несуттєвим при умовах застосування в задачах, які не мають ознак підвищеної відповідальності, наприклад, поліпшення зображень, оптимізація стратегій в іграх, підбір пропозиції тощо. Однак, якщо прийняті рішення мають життєво критичні ознаки для життя і діяльності людини та суспільства, постає питання довіри до рішень ІС. В кінцевому випадку виникає проблема довіри в задачах та рішеннях критичного значення.

Відсутність розв'язання цього питання значною мірою зменшує потенціал широкого використання. Швидкий розвиток застосувань ІТ вимагає актуалізації докладання зусиль в напрямі формальності щодо права, етики, контрольованості, безпеки застосування ІТ [584]. Мета полягає в забезпеченні керування розробкою та впровадження ІТ через систему контролю. Відсутність контролю впливає на довіру, а відтак сприймається як ризик, який обмежує адаптацію та використання таких систем. Оцінюючи переваги та перспективи ІТ, регулювання сфери ІТ проводиться як на національних рівнях країн, так і в межах міжнародного співробітництва [111, 585, 586].

Побудова ІТ повинна ґрунтуватись на певних принципах, згідно з якими необхідно забезпечувати реалізацію задоволення потреб, відповідно до яких будується ця система. Необхідно визначити ціннісні принципи, в межах яких реалізується проєкт. Таким чином, чіткі зв'язки між абстрактними принципами ціннісних пріоритетів є необхідними вихідними та базовими позиціями, згідно з якими необхідно розробляти прикладні конкретні рішення. Формалізація цих норм та принципів втілюється шляхом розробки стандартів та відповідних норм. Основний підхід полягає в тому, що відповідність нормам та стандартам є тим головним каркасом, на якому реалізується конструкція ІС. Згідно з таким підходом принципи, закладені в

нормах, будуть являти собою основу, на якій будуються ІТ. Це є основою органічного розвитку ІТ. Широке застосування ІТ повинно обумовлюватись довірою у процесах, даних, результатах, стійкості рішень та захищеності.

Широке поле досліджень людиноцентрованих підходів ІТ потребує узагальнення та формування загальних концепцій та принципів. Ряд досліджень з узагальнення проводяться за змістовною інформативністю та напрацюванням загальних принципів [161, 210, 284, 340, 437, 452]. Необхідно відмітити ґрунтовність підходів та широку базу досліджень, на якій проводяться узагальнення.

Однак, слід зазначити, що ці дослідження акцентують свою увагу на певних аспектах предметної області та до певної міри відображають погляди групи дослідників. Відповідно, об'єктивність та всебічність розвитку людиноцентрованих ІТ може бути досягнута подальшим узагальненням окремих досліджень (досліджень, які мають оглядовий та узагальнений характер), таким чином утворюючи ієрархічність структури узагальнення. Мета такого узагальнення полягає у визначенні тенденцій, актуальних поглядів та спільного розуміння необхідних підходів у розвитку людиноцентрованих ІТ.

Як наслідок активного співробітництва та плідної праці, розробляється цілий ряд вимог та регулювань стосовно ІТ. Необхідно розробляти, реалізовувати та використовувати ІТ, які задовольняють етичні, правові, безпекові норми людини та суспільства. Тобто виникає така форма ІТ, як людиноцентровані ІТ. Перехід у практичну площину використання формує умови та необхідність створення людино-орієнтованих інформаційних технологій.

В основі проектування та розробки ІТ лежить забезпечення фундаментальних прав людини, яке базується на колективних, суспільних та конституційних засадах, в яких свобода особистості та повага людської гідності є як практично можливою, так і значущою, і не припускає надмірно індивідуалістичного розуміння людини [584]. Такий підхід є основою і

повинен бути втілений на етапах розробки, реалізації, використання та моніторингу ІТ.

Необхідність розбудови базових принципів основ ІТ зумовила значну кількість наукових публікацій та роботи експертних груп з метою їх формального представлення. Так EU Commission's High-Level Expert Group on AI (AI HLEG) European AI Alliance в "Ethics Guidelines for Trustworthy AI" [584] визначила концепцію «довіри до ІТ2 як основи широкого використання ІТ, базуючись на людиноцентрованому підході.

Для забезпечення довіри до ІТ необхідна реалізація семи ключових вимог, які визначені на основі критичних дискурсів щодо змістовності концепції. Таким чином, зростання суспільної потреби в перевагах використання ІТ, через збільшення наукових публікацій та широкого дискурсу, формалізується результатами роботи експертних груп, а в подальшому втілюються у вигляді відповідних стандартів. Для прикладу декілька з них: ISO/IEC NP TR 24027 (Information technology – Artificial Intelligence (AI) – Bias in AI systems and AI aided decision making), ISO/IEC AWI TR 24368 (Information technology – Artificial intelligence – Overview of ethical and societal concerns), ISO/IEC NP TR 24030 (Information technology – Artificial Intelligence (AI) – Use cases) та ін. Одним з базових є ISO/IEC TR 24028 (Information technology – Artificial Intelligence (AI) – Overview of trustworthy in Artificial Intelligence) [587], що ставить за мету аналіз факторів, які формують та впливають на ІТ.

У стандарті ISO/IEC TR 24028 наведений огляд питань довіри стосовно ІТ. Стандарт ставить за мету аналіз факторів, які впливають на формування довіри до ІТ та рішень, які генеруються на їхній основі. В документі в скороченій формі представлені відомі на сьогодні підходи, які дозволяють підвищити довіру до технічних систем і потенційно можливих використаннях в ІТ. Також наводяться можливі уразливості та підходи, які дозволяють зменшити їхній вплив на довіру до ІТ. Структурованість

стандарту та визначеність концептів дає можливість сформуванню онтології концепту довіри, яку представимо в спрощеному вигляді.

Базуючись на тому, що термін «довіра до ІТ» був введений та описаний Експертною групою високого рівня із інтелектуальних інформаційних технологій (High-Level Expert Group on AI – AI HLEG) [584, 588, 589], та роботою міжнародних експертних груп Організації економічного співробітництва та розвитку (ОЕСР) (Organisation for Economic Cooperation and Development (OECD)) [353], регламенту Європейської комісії щодо ІТ [586], а також [108, 129, 130, 149, 172, 230, 337, 354, 358, 401, 430, 438, 454, 525], довіра розглядається в межах етики ІТ.

Стандарт ISO/IEC TR 24028, який розроблений Міжнародною організацією із стандартизації, був обраний для створення онтології довіри до ІТ. Обґрунтування полягає в тому, що бралось за мету найбільш повне, всебічне та об'єктивне представлення онтології концепту довіри до ІТ.

Необхідно вказати, що процес розробки, порівняння, проектування на нову доменну область онтологій та ін., залежить від багатьох показників та цілей дослідження [72, 94, 102, 175, 287, 366, 482]. Так, наприклад, кінцевий результат розробки двох онтологій на одній доменній області не буде однаковим [88, 122, 417]. Це пов'язано з тим, що будуть використовуватись синоніми позначення одного і того самого поняття, водночас може використовуватись одне і те саме слово для різних понять, сформовані абстракції можуть не включати всю множину понять, і ці множини можуть різною мірою співвідноситись і бути різними за повнотою та перетином, формувати суперечливість аксіом тощо [25, 221, 365, 509]. Проте, повнота і всебічність поглядів представлення доменної області онтологією повинна бути забезпечена і повною мірою враховані альтернативні підходи. В кінцевому вигляді це узагальнюється в необхідній мірі та формується у вигляді об'єктивної онтології.

В межах даного дослідження необхідно встановити відповідність представлення в стандарті ISO/IEC TR 24028, а, отже, в розробленій

онтології, основних концепцій відображення предметної області. Це дозволить встановити міру відповідності концептів, представлених в онтології довіри до ІТ за критеріями повноти та всебічності відображення, тобто, наскільки розроблена онтологія довіри відображає сучасний стан речей в предметній області за відповідними критеріями. Найбільш поширеними є автоматизовані системи порівняння, які базуються на роботі з токенами стрінгових послідовностей для ідентифікації позначень сутностей [101, 177, 232, 318, 331, 501]. Найбільш часто порівняння здійснюється на синтаксичному рівні [12, 209, 299, 480, 481, 489], враховуються складові структурні складові [23, 44, 99, 135, 349, 407, 466, 518]. Також відомі підходи із семантичного порівняння дослідження [7, 10, 22, 89, 128, 148, 176, 187, 207, 215, 218, 275, 350, 368, 383, 385, 389, 396, 431, 444, 488, 503, 514, 517, 522]. Порівняння онтологій здійснюються автоматизованими системи, які для отримання необхідних результатів допрацьовуються експертами.

Для встановлення відповідності онтології необхідно обрати джерело інформації, яке б відповідало необхідним критеріям за повнотою відображення стану за довірою до ІТ, всебічністю, об'єктивністю.

Слід зазначити, що вибір робіт окремих авторів чи групи дослідження як база для узагальнення та відображення тенденцій сучасного стану, є складним з наступних причин:

1. Дослідження представляють погляди окремих авторів чи групи дослідників та забезпечують об'єктивність та всебічність до певної міри.

2. Дослідження в переважній більшості розглядають окремі концепти та їх сукупності, а також їхні аспекти.

3. Цілі досліджень здебільшого направлені на розвиток концепцій авторів в напрямі поглиблення специфіки аспектів, а не в напрямі пошуку концепцій узагальнення еволюції розвитку людиноцентрованих ІТ.

4. Існує проблема утворення узагальнених концептів, оскільки семантики концептів складнопорівнювальні у зв'язку з наповненням авторами різної інформативної змістовності.

5. Відсутня повнота розгляду концептів та не є метою окремих досліджень.

6. Автори пропонують свій погляд, який можливо не відображає основні тенденції, а представляє область інтересів автора.

7. Привнесення новизни в предметну область відображає в переважній більшості суб'єктивний погляд авторів та авторських груп, що складно піддається узагальненню.

8. Мета окремих досліджень не лежить повною мірою в межах домену семантичних категорій, що ускладнює встановлення міри відповідності.

9. Різноманіття семантичних категорій ускладнює процес узагальнення та встановлює неможливість в деяких випадках знаходження відповідностей.

10. Досить часто концепти розглядаються з погляду окремих аспектів, які не співвідносяться з поняттями узагальнення.

Таким чином, для забезпечення об'єктивності та всебічності представлення предметної області, необхідно формувати об'ємний корпус, який містить дослідження авторських груп [220, 233, 269]. Об'ємність корпусу обґрунтовується метою отримання об'єктивної картини на рівні тенденцій [213, 260, 500], однак обробка такого корпусу є складним завданням через зазначені причини, які базуються на наявній специфіці кожного окремого документа дослідження, та складність узагальнення [103, 131, 506].

Відповідно до цього був обраний інший підхід, який базувався на узагальненій інформативності документів, які у своїй основі розроблені для представлення відповідного рівня узагальнення та становлять собою офіційні документи предметної області державних, національних, наднаціональних структур, корпоративних об'єднань, інституціональних утворень, дослідницьких організацій, професійних об'єднань тощо. Тобто, в основу корпусу було покладені документи, які пройшли широке коло обговорення, та представляють собою консолідовану та зважену думку широкого кола об'єднань професійних думок сегменту домену. Таким чином, подальше

узагальнення елементів корпусу, тобто окремих секторів домену, дасть змогу отримати об'єктивну картину з погляду повноти, всебічності та отримати рівень представлення домену дискурсу. Для формування корпусу використано дослідження та дані, отримані в роботі Jobin A. (2019) [216], в якій на глобальному рівні аналізуються вимоги, технічні стандарти, етичні принципи ІТ. Концепт «довіра до ІТ» визначений в домені етики людиноцентрованого підходу. Тому для цього використаємо методи прямої відповідності та покриття повноти з використанням функцій близькості та інтерпретації принципів. На базі контентного аналізу визначені етичні принципи та документи, в яких вони мають змістовний характер. Цінність вибраного корпусу полягає в тому, що він складається з документів, які є наслідком широкого обговорення та консолідованої думки, тобто це не є думка окремого науковця, дослідника, а є даними високого рівня узагальнення.

Корпус складається з документів приватних компаній, відповідних державних установ, академічних та науково-дослідних установ, міжурядових або наднаціональних організації, некомерційних організації, професійних асоціацій/наукових товариств, об'єднань приватного сектора, дослідницьких об'єднань, наукових фондів, федерації профспілок працівників, політичних партій (private companies, governmental agencies respectively, academic and research institutions, inter-governmental or supra-national organizations, non-profit organizations, professional associations/scientific societies, private sector alliances, research alliances, science foundations, federations of worker unions, political parties) [216].

Корпус базується на документах, які представлені у вигляді директив, керівних принципів (guidelines) та документів «м'якого права» (soft-law documents), документах, які розглядаються як квазіправовий інструмент в контексті використання з точки зору пошуку та охоплення регулюючих систем для розробки звичайних правових документів. Втілюють собою відтворення, наміри, бачення формування контексту, відточування

формулювання тощо і є підґрунтям для подальшого створення формальних документів правового рівня. Документи відносяться до «сірої літератури» (gray literature), що не індексується у звичайних наукових базах та не контролюється комерційними виданнями. Є менш тиражованою та її отримання є більш об'єктивним, оскільки не визначається популярністю в системах пошуку. Така література, як правило, є новітньою [123, 167, 325, 413, 451, 521] і її можна описати як представлення більш об'єктивної та загальної думки.

Методи проведення аналізу базувались на «огляді за обсягом» (scoping review) з метою синтезу та відображення наявної інформативності документів, який найбільше підходить для складних і неоднорідних областей дослідження [24, 374, 375, 457]. Використовувався розроблений протокол для виявлення відповідностей та адаптований до Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses (PRISMA) [274, 293, 360, 394, 432, 434, 461]. Базувався на кращих практиках для «сірої літератури», використовуючи багатоетапний огляд на базі індуктивного огляду, дедуктивної ідентифікації відповідних організації з використанням принципів пошуку та релевантності меті дослідження. Використовувались джерела багатьох мов, з певною перевагою за кількістю англомовних, в тому числі у зв'язку з тим, що документи міжнародного значення видані англійською мовою.

Основою створення онтології є орієнтація на визначення концептів, забезпечення реалізації яких в практичних технічних засобах та інформаційних технологіях, дозволить забезпечити параметр довіри до рішень ІС. В цьому напрямі необхідно зосередити зусилля з розробки СПР, методів поліпшення, інформаційних технологій та інших напрямів, які дадуть суттєву перевагу в практичному застосуванні систем. Це дасть можливість та дозволить сформулювати умови застосовувати ІТ у відповідальних та критичних сферах.

## **1.6. Різноманітність як основа ефективної класифікації з використанням групування в межах ансамблевих рішень**

Різноманітність є основою підходів з використанням численних систем класифікацій. Сукупності рішень формуються в ансамблі СПР [324]. Багато СПР дають маловідмінні результати. Дослідження із використання проводяться і сьогодні [392], хоча даний підхід відомий досить давно.

Вважається, що використання агрегацій класифікаторів виходить з теореми Кондорсе про журі присяжних [76, 144, 327, 427], згідно з якою кожний член присяжних має незалежну думку і рішення не залежить від інших та має однакову ймовірність виявитись правильним [338]. Відомі дослідження [469], в яких автори наводять приклад про те що, теорема Кондорсе про журі присяжних, яка часто цитується, некоректна як основа твердження про те, що практичне застосування приводить до покращення класифікації, тобто зменшення ймовірності помилки при умовах, коли класифікатори є достатньо ефективними та некорельованими [152, 479]. Автори зосереджують увагу на тому, що вимоги застосування повинні бути поставлені для незалежних (а не просто некорельованих) помилок класифікації (а не самих класифікаторів) [523]. Наведений приклад демонструє, що найбільш часті приклади інтерпретації вимог застосування є помилковими, зокрема для голосування простою більшістю.

Використання сильнокорельованих результатів СПР в ансамблях значною мірою знижує їхню ефективність, тому тут головний вплив виявляє різноманітність рішень прийнятих СПР [28]. Цінність кожної СПР знижується зі збільшенням групи СПР, відповідно до цього необхідно зменшувати внесок окремої СПР в рішення ІС. Пропонується підхід, заснований на групуванні, відповідно до якого вплив окремої СПР обернено пропорційно обсягам агрегованих груп. При такому підході вплив окремого рішення СПР, який відрізняється від інших, значною мірою підвищується. Агрегація груп проводиться в прямій залежності від кореляції

рішень, при цьому агрегація груп СПР проводиться за ієрархічною структурою ансамблю. Рішення сильнокорельованих груп СПР замінюється одним рішенням групи. Це рішення на наступному рівні може групуватися з іншими найбільш близькими групами СПР. Завдяки такій архітектурі підвищується рівень впливу рішення окремої СПР. Головною перевагою пропонованого підходу є визначення структури ансамблю залежного від кореляції рішень СПР. Групування рішень за ознаками подібності підсилює роль різноманітності і дозволяє нівелювати помилку окремо ухваленого рішення на локальному рівні, а також забезпечити прийнятні глобальні показники ефективності групи.

Завдання класифікації є однією з важливих частин ІС. У загальному випадку вона полягає в тому, що наявна певна кількість об'єктів з досліджуваної задачі, і при цьому відомо, до яких класів вони належать, необхідно розробити систему, яка дозволить визначити приналежність нових об'єктів до наявних класів.

Автоматична обробка текстів та аналіз даних з метою одержання певної інформаційної цінності з тексту є широким полем дослідження, на якому розробляються та пропонуються різноманітні підходи та рішення з практичним втіленням в інформаційних системах [537].

Автоматична класифікація текстів є важливим напрямом і будується за методами ІС, які автоматично конструюють класифікатор, виходячи з характеристик категорій з набору попередньо класифікованих документів. Ця обставина відіграє важливу роль в отриманні та узагальненні інформації. Якщо використовувати весь загал електронного подання текстової інформації, то, як правило, вона має неоднорідний характер. Оскільки інформація збирається здебільшого на просторах Інтернету з друкованих новин, статей, електронних оголошень, конференцій, форумів, реклами оглядів фільмів тощо, тому має різні формати, різні мови, різні стилі написання. Таке різноманіття у поданні зумовлює всю важливість та необхідність систем автоматичної класифікації. В зв'язку з цим, питанню класифікації

присвячено велику кількість досліджень та розроблено широкий спектр підходів, які дають досить часто порівнювані результати на одній множині даних. Однак вибір рішень та алгоритмів інтелектуального аналізу для вирішення поставлених завдань є складним та містить ряд проблем [70].

Цей підхід використовується досить широко для проєктування систем класифікації інформації в широкому полі даних предметних областей (зображення, тести, ознаковий опис) [495]. Відзначимо, що існує багато досліджень для задач класифікації і розроблений ряд підходів [234, 468]. Однак залишається актуальною проблема підвищення якості класифікації при аналізі текстового контенту та інших. Крім того, важливою є розробка нових методів, які дозволяють удосконалити добре відомі підходи з метою вирішення ряду проблем, які виникають, і недоліків при практичному використанні.

Одним із видів класифікації є однокласова класифікація (ОКК). Посеред різних методів необхідно відмітити ОКК, яку можна розглядати як базовий вид класифікації, оскільки до неї можна звести інші методи класифікації [372].

Детектування викидів даних є досить складним завданням в задачах комп'ютерного зору [502], нетипового поведіння [443]. Складність полягає в тому, що важко визначити та дати оцінку нетиповості та викидам [96, 400, 478]. Нетиповість визначається у порівнянні з іншими даними тієї ж групи. При класифікації визначення нетиповості ускладнюється тим, що виділяється окрема група даних, які вважаються нетиповими та не повинні належати до жодного класу. З цією метою розробляються методи групового визначення та класифікації із застосуванням ансамблів [247, 323, 532]. Використання ансамблю СПР дозволяє компенсувати неточності та більш об'єктивно підходити до отримання інформації про дані [526]. Оскільки дані характеризуються особливостями, відомий ряд підходів до визначення найбільш впливових  $k$  ознак на взаємне положення даних [511]. Вибір особливостей з використанням ансамблів СПР є перспективним напрямом

[6, 526]. Поряд з цим, розробляються методи використання проєкцій ментального представлення на машинний рівень для доповнення ансамблів [247, 248].

ОКК використовується для пошуку нових даних. Будується класифікатор, який здатний розпізнавати, тобто детектувати нові дані серед множини об'єктів спостереження. Шляхом регулювання порога визначення детектор новизни можна перетворити в класифікатор об'єктів [1, 356, 398]. Також використовується ОКК для визначення викидів даних. Використовуються методи розділення типових даних від нетипових, використовуючи техніки навчання без вчителя [159, 270, 499]. Також викиди можна детектувати методами візуальної аналітики [38, 40] та використовуючи методи групового детектування [41]. Проте ОКК можна вважати базовим підходом щодо застосування методів до розмічених та нерозмічених даних, який застосовується для пошуку нових даних і викидів.

Основою використання таких групових методів класифікації, як ансамблі, є різноманітність рішень СПР. Для успішного використання СПР повинні давати різноманітні і водночас точні рішення. Кожна СПР доповнює своїм рішенням інші СПР. Це лежить в основі застосування ансамблю. Однак, одержання різноманітних рішень є складним тому, що СПР часто навчаються на тих самих даних, і в їхній основі лежать схожі математичні підходи. Наслідком цього є схожі результати, які мають сильну кореляцію. Різноманітність необхідна також і в точності рішень, тому що об'єднання менш точних СПР часто дає кращий результат. Доповнення інформативності СПР ефективно при слабкій кореляції рішень. Кореляція є одним з найважливіших показників необхідності використання СПР при визначенні групового рішення. Також може служити критерієм визначення необхідності використання СПР в ансамблі. Тому слід визначити вплив кожної СПР залежно від корельованості рішень на загальний результат ансамблю. Врахування особливості рішення СПР повинно відображатися в архітектурі ансамблю. Також СПР повинна поліпшувати результат загального рішення.

Використання сукупності СПР, яке обумовлено диверсифікованістю рішень, знайшло втілення в ансамблях СПР. Це обґрунтовано тим, що існує ймовірність виявлень окремою СПР прихованих властивостей і маловираженої інформативності даних. При цьому кожна СПР привносить свою цінність в ухвалення групового рішення сукупності СПР. Однак існують проблеми визначення значимості та цінності внеску окремою СПР. Передбачення кожної СПР може бути нівельоване рішеннями більшості.

Різноманітність рішень, тобто відмінність між окремими рішеннями кожної СПР є фундаментальною перевагою в методах на базі ансамблів. Різноманітність має вирішальне значення у роботі ансамблю і є основою, на якій базується побудова ПС як ансамблів поєднання СПР. Однак одержання та генерація індивідуальних рішень є непростим завданням. Одна з головних проблем, яка проявляється в цьому напрямі, полягає в тому, що окремі СПР будуються шляхом навчання на одній і тій самій задачі, і на тих самих даних. Виходячи із цього, вони мають досить високу кореляцію, внаслідок чого проявляється головна проблема одержання СПР, яка втілюється в наступній суперечності: СПР повинні бути точними та різноманітними. Різноманітність думок дозволяє доповнювати спільні рішення. Однак практика експериментів показала, що об'єднання максимально точних СПР часто дає гірший результат, чим об'єднання точних СПР і дещо менш точних. У практичних застосуваннях співвідношення різноманітності та точності змінюється в досить широких межах при одержанні прийняттого результату в різних наборах даних. Ефективне використання ансамблів полягає в успішному знаходженні оптимального співвідношення індивідуальності та спільності, а саме індивідуальної точності і загальної різноманітності.

Взаємне доповнення рішення з метою одержання об'єктивної оцінки у вигляді загального рішення є основним принципом, на якому базуються методи групового визначення рішення, наприклад, ансамблі СПР [116]. Врахування передбачення кожної окремої СПР є важливою задачею при розробці підходів прогнозування, що використовують методи об'єднання та

агрегації рішень. У той же час, різноманітність розглянутих індивідуальних рішень є основою ефективного використання ансамблів. Методи ансамблів використовують евристичні методи об'єднання СПР, маніпуляцією даними [205]. Використовується відбір особливостей або методи поетапного підсилення їх впливу. Використовуються різноманітні методи об'єднання СПР групи з маніпуляцією даними, з посиленням ознак. Існують різноманітні модифікації баггінга [14], бустинга [93], стекінга [370] як найбільш відомих напрямів.

Вхідні дані розбиваються на підмножини, і підсилюється вплив менш впливових особливостей. Методи випадкового лісу [158, 425] використовують поділи даних або особливостей на набори також з метою підсилення значимих особливостей і інформативності даних. Різноманітні структури глибокого навчання [169] використовують різні підходи визначення ваг, архітектурних рішень. Основна ідея полягає в знаходженні методів успішного об'єднання кращих сторін різноманітних розроблених підходів.

Незважаючи на те, що поняття різноманітності є інтуїтивним, спроби розробити систему визначення різноманітності є досить широкими. Як приклад можна навести [73, 83, 426]. Визначення міри різноманітності дозволило б розробити підхід в основі цієї міри. Однак різноманітність факторів, які впливають на ефективність застосування відомих рішень, досить широка та вимагає великого досвіду використання і не завжди дає необхідний результат.

Іншим підходом є методи, які дозволяють зменшити кількість СПР, які утворюють ансамбль. Скорочення (grouping) дозволяє зменшити надмірність СПР у групі, оскільки СПР можуть також і погіршити результат рішень ансамблю. При цьому обчислювальна складність комбінації СПР усе ще залишається суттєвою на сучасному рівні техніки. Використовують метод обрізки, заснований на прямому відборі [3], обрізка ансамблю на основі максимізації заперечень [56] тощо. Це дозволяє оптимізувати обчислення та добитися очікуваного результату.

Перспективними, на нашу думку, є методи на основі кластеризації [127, 433]. Обґрунтуванням цього є той факт, що кореляція рішень сприяє групуванню об'єктів у певні агломерації, при цьому відмінність рішень у межах групування відносно невелика. Це може свідчити про те, що кореляція рішення цих СПР висока і, відповідно, їх можна зменшити на необхідну величину. Кореляція СПР є важливим чинником тому, що можна припустити, що вона є обернена різноманітності. Зменшуючи кореляцію можна підвищити різноманітність рішень СПР ансамблю.

Вибір СПР для формування ансамблю також є важливим. Відмінність СПР часто можна визначити, виходячи з результатів їх прогнозування. Водночас, для одержання ефективних комбінацій і об'єднань СПР необхідні підходи, які дозволяють створювати різноманітні та точні СПР. Також важливу роль мають інформативні особливості даних, на яких будується СПР. Для розширення різноманітності СПР можна використовувати підходи з використанням інтелектуальних здатностей людини. Одним з напрямів є розробка методів створення СПР, інтегруючи інтелектуальні можливості людини в процес формування СПР. Це дозволяє створювати різноманітні та точні СПР без маніпуляції даними та ознаками. Використовуються методи візуальної аналітики та проектування результатів інтелектуальної діяльності людини на машинний рівень. На основі якого запропонована можливість будувати машинні СПР, виходячи з ментального представлення людини та наступним проектуванням формалізованої системи класифікації на машинний рівень [30, 243]. Відповідно збільшується множина методів створення СПР, розширюючи можливості комбінування і різноманітність СПР.

Методи підвищення різноманітності СПР і ефективне використання їх в ансамблях є важливим напрямом досліджень. Розглянемо основи побудови ансамблів, виходячи з кореляції СПР, і визначимо ефективність результату на базі оцінки помилки передбачення.

Різноманітність рішення та їх об'єднання можливе при знаходженні критеріїв ефективності такого об'єднання. Це привело до досліджень з метою

знаходження обчислювальної можливості визначення різноманітності. Таким прикладом є формалізація шаблонів індивідуальних помилок класифікаторів [261]. Використовують методи, які базуються на дилемі зміщення–дисперсія помилки декомпозиції [467]. Широко розробляються нові підходи класифікації та кластеризації із застосуванням псевдообернення і проєкції матриць та функцій, подібних до функцій Ляпунова. Розроблені алгоритми поліпшуються в напрямі зменшення обчислювальної складності при забезпеченні належної ефективності.

Методи виміру різноманітності за вхідними даними розділяються на попарні і непопарні. Попарні методи базуються на попарному порівнянні рішень СПР і використовують множину попарних зв'язків [180, 346, 421]. Непопарні підходи використовують методи групової оцінки різноманітності, ентропії [11, 116]. Розробляють практичні рішення, використовуючи характеристики різноманітності: багатоцільова структура оптимізації для генерації ансамблю [395]. Також використовують комбінацію попарних та непопарних алгоритмів виміру різноманітності оцінки підмножин, що дозволяє поліпшити результат обчислень [497].

Основою ефективності ансамблів є побудова різноманітних і точних СПР. Різноманітність прогнозів стоїть в прямій залежності від корельованості можливостей СПР з отримання інформативності даних. Алгоритмічні рішення повинні базуватися на різноманітних принципах отримання інформації з особливостей даних. Одним з параметрів подібності є кореляція, що може бути одним з підходів ІС [424]. Головною вимогою до ансамблю СПР є різноманітність Polikar R. [378], Ren Y. [393], Alam K. M. R. [4].

Розмір ансамблю відіграє досить часто критичну роль [66, 67], так як поєднання різних підходів є ресурсомістким. Завдання полягає у визначенні розміру ансамблю, який достатній для вирішення конкретного завдання. Дослідження вказують на можливість формування оптимального розміру за критерієм точності кількості компонентів ансамблю для вирішення завдання.

Теоретичні дослідження показують, що використання такої ж кількості незалежних рішень як міток класів дає найвищу точність [66].

Поєднання рішення та застосування їх в ансамблях знаходить своє застосування з практичними результатами [392]. Тому, незважаючи на складність, використання ансамблів є актуальним і потребує розв'язання задачі вибору рішення їх комбінації: її використання залежить від рішень, які використовуються і не полягають в простому поєднанні. Для різних рішень необхідні різні ознакові простори і попередня обробка даних.

Результат роботи ансамблю визначається також по-різному. Так, в задачі регресії – як середнє значення, а в задачі класифікації – як голосування за більшістю, і результат часто за якістю переважає рішення, які входять в ансамбль. Досить часто говорять про використання рішень різної природи [590], тобто використання рішень з різними техніками, поєднання яких дає кращий результат. Наприклад, поєднання лінійних, метричних технік, на базі дерев тощо. Проте формалізація цього питання досить складна та мало досліджена [125, 301]. Відома робота [125], в якій пропонується сімейство евристик з визначення відмінності підходів, які автори називають *diversity*. Це можна перекласти як різновидність або різноманітність. Щоб побудувати хороший ансамбль, необхідно не тільки побудувати хороші базові класифікатори, вони повинні бути відмінні, що для того самого прикладу база класифікаторів повертає різні результати й їхні помилки повинні бути в різних прикладах [125]. Методи ансамблю відрізняються таким чином, як вони визначають відмінність між базовими класифікаторами. Загалом, відмінність між класифікаторами має бути якомога кращою, тобто необхідно максимізувати функцію відмінності. Найбільш критичним є поняття відмінності при використанні стеккінгу. В цьому випадку рішення приймаються метаалгоритмом, на базі одного з видів голосування. Вибір за голосуванням приймається як функція експертних думок, в цьому випадку класифікаторів.

Різноманітності є критичною концепцією ефективності ансамблів, тому необхідна розробка методів керування різноманітністю (кореляцією) СПР як основа конструювання архітектури ансамблів. Кореляційні параметри СПР повинні бути відомі та керовані для обґрунтування використання і вибору СПР. На підставі цього необхідно визначити параметри оптимальності об'єднання СПР у множину та одержання ансамблю.

### **1.7. Формування множини комбінації систем прийняття рішень в ансамблі**

Визначимо підхід, який полягає в тому, що при недостатній здатності класифікатора узагальнити ознаки класифікації, можна змінити параметри попередніх етапів процесу або поєднати декілька класифікаторів. Однак, на нашу думку, важливим є визначення множини даних, які «важко» піддаються класифікації, тобто не класифікуються переважною більшістю класифікаторів.

Підвищити якість класифікації можна, скориставшись декількома класифікаторами за умови, що робота їх породжує помилки різного роду. Використовують комплекси класифікаторів або ансамблів класифікаторів. Поєднують класифікатори та результати їх обрахунку. Такі методи, як бустинг, баггінг, стеккінг дозволяють підвищити якість класифікації та базуються на змінах навчальної множини [225].

Метод бустингу полягає в тому, що використовують послідовно ряд класифікаторів з впливом вихідного класифікатора на наступні рівні в ланцюгу. Після опрацювання вхідної навчальної множини класифікатором здійснюється перевірка і перерахунок коефіцієнтів документів. Коефіцієнт зменшується за умови правильної класифікації документа та збільшується при хибній класифікації. У бустингу використовують зважену лінійну комбінацію голосів ансамблю. Метод базується на жадібному алгоритмі побудови композиції алгоритмів.

Загалом головна ідея ансамблю полягає у використанні декількох слабких класифікаторів із загальною метою поліпшення класифікації. Будь-який класифікатор має недоліки. Сумісне використання дозволяє компенсувати певні недоліки окремого класифікатора за рахунок використання іншого. Класифікатори бажано використовувати з мінімальною кількістю недоліків спільного характеру. Це, в свою чергу, дозволяє використовувати компенсуючі можливості ансамблю похибок класифікації та отримати кращий результат ніж робота кожного класифікатора окремо. Головною перевагою можна вважати високу здатність до узагальнення інформативних ознак, базуючись на властивостях кожного з методів.

Незалежну та паралельну класифікацію використовує баггінг. Навчання здійснюється на множинах, отриманих з вихідної множини шляхом випадкової заміни та повторювання документів в множині. Простою більшістю голосів класифікаторів визначають результат класифікації. Комбінації незалежних класифікаторів є більш ефективними для використання в ансамблі класифікаторів.

Баггінг використовує підмножини із заміщенням для навчання на базі навчальної вибірки. Елементи підмножин можуть перетинатись та дублюватись, і результат є точнішим, ніж при використанні тільки однієї базової навчальної вибірки. Дозволяє поєднати оцінку передбачення класифікаторів навчених з використанням випадкових підмножин базової навчальної вибірки.

В загальному випадку розглядають задачу побудови функції передбачення  $\hat{f}(x): X \rightarrow Y$ . Для навчальної вибірки виникає необхідність встановлення передбачуваної відповідності простору об'єктів  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$  простору відповідей цільової змінної  $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_N\}$ , де  $N$  – загальна кількість пар відповідностей, які використовуються для навчання. На базі навчальної вибірки  $Z = \{z_1, z_2, \dots, z_N\}$ ,  $z_i = (x_i, y_i)$ ,  $i = 1, 2, \dots, N$  отримуємо оцінку передбачення  $\hat{f}(x)$  на вхідних  $x$ . Агрегація для

отримання середньої оцінки над колекцією результатів баггінга дозволяє зменшити дисперсію. Кожна оцінка передбачення визначається як усереднене значення на базі функціональних оцінок навчених на випадкових підмножинах вибірки  $Z^{*c} \subset Z$   $c=1,2,\dots,C$ , де  $C$  – загальна кількість вибірок, яка відповідає кількості функціональних оцінок.

Загальна оцінка баггінга

$$\hat{f}_b(x) = \frac{1}{C} \sum_{c=1}^C \hat{f}^{*c}(x). \quad (1.1)$$

Позначимо  $\hat{P}$  емпіричний розподіл вибору підмножин еквівалентної ймовірності  $1/N$  для кожної з пар відповідності  $(x_i, y_i)$ . Реальна оцінка визначається  $E_{\hat{P}} \hat{f}^*(x)$  при  $Z^* = \{(x_1^*, y_1^*), (x_2^*, y_2^*), \dots, (x_N^*, y_N^*)\}$  і для кожної пари  $(x_i^*, y_i^*) \sim \hat{P}$ . Таким чином, реальна оцінка визначається  $\hat{f}_b(x) \rightarrow \hat{f}(x)$  при  $C \rightarrow \infty$ .

Стеккінг використовується в ансамблі із застосуванням метаалгоритму. Підмножини, які не перетинаються, формуються на базі навчальної вибірки. Вихід одного класифікатора використовується як навчальна множина для іншого класифікатора, апроксимуючи ту саму цільову функцію, формуючи таким чином метаознаку.

Класифікатори вибираються як одного типу, так і можуть бути різної природи. Можемо мати набір класифікаторів, які кореспондуються з функціональною оцінкою,  $K_k$  де  $k=1,2,\dots,K$  для навчальної вибірки  $Z$ . Апостеріорний розподіл кількісної оцінки  $\zeta$  функції передбачення  $f(x)$  на фіксованій кількості ознак змінної  $x$  при розподілі  $\Pr(K_k | Z)$  визначається залежністю

$$\Pr(\zeta | Z) = \sum_{k=1}^K \Pr(\zeta | K_k, Z) \Pr(K_k | Z). \quad (1.2)$$

Бустинг на дереві рішень є ефективним методом класифікації і покращує якість класифікації з ростом композиції та зменшенням помилок. Класифікатори композиції можна розглядати як функції рішень, результати яких при їх кількісному збільшенні лінеаризують бінарну роздільність кінцевого результату.

Навчання класифікатора здійснюється на базі підмножини навчальної вибірки. Підмножина замінюється фіксованою розмірністю та замінюється  $K$  разів. Класифікатор перенавчається для кожного з набору підмножин та перевіряється на відповідність на кожному з  $K$  повторень. Оціночна варіативність обчислень  $S(Z)$  на навчальній вибірці оцінюється таким чином:

$$V[S(Z)] = \frac{1}{K-1} \sum_{k=1}^K (S(Z^{*k}) - \bar{S}^*)^2, \quad (1.3)$$

$$\text{де } \bar{S}^* = \sum_{c=1}^K S(Z^{*c}) / K.$$

На базі цього визначається похибка оцінки передбачення, яка завдяки крос-валідації зменшує свою величину.

Стеккінг дозволяє визначити оцінку передбачення змінної  $x$ , використовуючи класифікатор  $c$  на наборі даних з видаленням  $i$ -го елемента та ґрунтується на функціональній оцінці на базі крос-валідації.

Визначаються вагові коефіцієнти:

$$\hat{\omega} = \arg \min_{\omega} \sum_{i=1}^N \left[ y_i - \sum_{c=1}^C \omega_c \hat{f}_c^{-i}(x_i) \right]^2. \quad (1.4)$$

Оцінка результату:

$$\hat{f}_s = \sum_{c=1}^C \hat{\omega}_c \hat{f}_c(x). \quad (1.5)$$

Така оцінка близька до поелементної крос-валідації, що дозволяє вибрати на базі вагових коефіцієнтів найкращий класифікатор оцінки  $\hat{f}$  з найменшою помилкою. Як при застосуванні класифікаторів при зміні вхідних параметрів, так і при застосуванні комплексів класифікаторів, оцінюють результати класифікації через співвідношення до загального простору, що не дає можливість визначити інформаційне ядро та встановити відмінності параметрів. Важливим є застосування показника безпосереднього порівнювання іменованих результатів класифікації з метою встановлення подібності порівнювальних параметрів.

Таблиця 1.2

## Порівняння ефективності класифікаторів [495]

Метод	Мікро повнота	Мікро точність	Мікро $F_1$	Макро $F_1$
Метод опорних векторів	0.8120	0.9137	0.8599	0.5251
Метод k-найближчих сусідів	0.8339	0.8807	0.8567	0.5242
Метод найменших квадратів	0.8507	0.8489	0.8498	0.5008
Нейронна мережа	0.7842	0.8785	0.8287	0.3765
Метод Баєса	0.7688	0.8245	0.7956	0.3886

Порівняння класифікаторів є складним завданням з огляду на те, що різні вхідні дані спричинюють різні результати, тому для перевірки та

порівняння використовують однакові набори даних, які поділені на навчальну та тестуючу частину. Досить широко для досліджень використовують корпус текстів Reuters-21578, RCV1 (Reuters Corpus Volume 1), TREC-AP. Результати порівняльних характеристик класифікаторів на корпусі Reuters-21578, який задає 90 категорій, 9603 документа навчального набору та 3299 набору тестування з використанням таких характеристик, як точності та повноти наведено у таблиці 3.2 [495]. Неважко помітити, що порівняльна оцінка дається з огляду на кількісне порівняння ефективності роботи кожного з класифікаторів. Водночас, залишається невідома обставина, яка полягає в тому, які саме документи були класифіковано правильно, та чи вони були правильно класифіковані іншими класифікаторами.

### **1.8. Використання концепції візуальної аналітики**

Візуальне представлення інформації відіграє важливу роль для кінцевого відображення результатів аналізу даних. Цей спосіб є найбільш інформативним і дозволяє передавати великий обсяг інформативності для людини внаслідок фізіологічних особливостей сприйняття зовнішнього світу. Розвиток простого представлення інформації та аналізу в структуровані аналітичні методи дозволило сформуванню концепцію візуального аналізу. Ця концепція обумовлює аналітичні методи інтерактивної взаємодії машини та людини. При цьому за мету ставиться завдання максимізувати використання можливостей машини та людини. Машина здатна представляти інформацію у вигляді структур даних, звітних результатів, графічних представлень. Людина ж здатна інтерпретувати візуальне представлення даних у вигляді знань і аналітичних цілей та трансформувати інтерпретацію інформації як у вигляді проміжних рішень для наступних етапів аналізу, так і у вигляді кінцевих результатів. Розвиток візуалізації інформації представляється у вигляді інтерактивної взаємодії машини та людини. Інтерактивне візуальне представлення дозволяє формувати результуючі аналітичні дані та

агрегувати їх необхідним чином для зведення даних з акцентуванням різних аспектів. Також вони можуть представляти аналітичні висновки з параметрами представлення. Аналітичні методи трансформації та обробки інформації можуть бути засновані на методах інтелектуального аналізу даних. Візуальний аналіз дає можливість людині визначати важливість отриманих даних, визначати патерни, а також відкидати дані, які не заслуговують на подальший аналіз. Також це дозволяє виділяти та працювати з підмножинами даних, оперувати параметрами та визначати їхню важливість впливу. Візуальна аналітика надає можливість ітеративного процесу взаємодії та інтерпретації для визначення різних точок зору для ухвалення оптимального рішення на кожному кроці аналітичного процесу. Комбінація обчислювальних можливостей машини, візуального представлення даних як ланки поєднання машини та людини, інтелектуальних можливостей людини дозволяє вдосконалити когнітивний процес у пізнанні навколишньої реальності. Оскільки процес аналізу є динамічним процесом і людина, певним чином інтерактивно взаємодіє із системою візуальної аналітики, часто системи взаємодії людини та машини називають “human-in-the-loop”(людина в петлі) [133], яке знайшло найбільше поширення в дослідженнях.

Використання візуальної аналітики є процесом динамічним і втілюється на практиці у візуальний робочий процес (visual workflow). Візуальний робочий процес складається із двох типів компонентів, які розробляються для машини та для людини. Ці компоненти є втіленням об'єднання двох концепцій машиноцентрованої (machine-centric) та людиноцентрованої (human-centric). Chen M. та Golan A. [90] запровадили категорії робочих процесів в аналізі даних і розширили аналіз робочого процесу на базі інформаційно-теоретичної концепції для візуалізації [91]. Поділ на шість класів робочого процесу в аналізі даних та візуалізації і ідентифікація чотирьох рівнів типових візуальних компонентів дозволяє визначити концепцію робочого процесу, для якого розробляються засоби

візуальної аналітики. Питомі частини машинних та людських компонент для різних робочих процесів будуть вирізнятися. Чотири рівні: поширення, спостереження, аналіз, модельно-генеруюча візуалізація [90] визначають два основні напрями робочого процесу. Ці два напрями впливають із концепцій центрування: машини чи людини. С точки зору робочого процесу, краще говорити про процеси, а не про компоненти. Візуальний робочий процес використовується для розв'язання певної задачі або серії задач. Кінцевим споживачем у використанні результату робочого процесу є або машина, або людина. Рівні візуалізації, такі як поширення, спостереження, аналіз, у загальному призначені для людини як кінцевого споживача. Рівень модельно-генеруючої візуалізації використовується при формуванні СПР для машин. Споживач результатів роботи візуального робочого процесу є головний у тандемі машина–людина. Тому слід позначити два напрями розвитку робочого процесу: людино-орієнтований візуальний аналіз та машинно-орієнтований візуальний аналіз. Цей строгий поділ є важливим, оскільки дозволяє визначити об'єкт споживання результатів використання візуальної аналітики. Якщо головним споживачем є машина, візуальний робочий процес використовується для обчислення статистичних показників, розробки СПР класифікації з учителем або без учителя, виявлення аномалії, прогнозування, вибору ознак, порівняльного аналізу тощо. Машина використовує людину для вирішення поставленої задачі. Людина ж допомагає зробити машині краще її роботу. Результат такої взаємодії дозволяє значно поліпшити якість результату та обумовлює використання візуальної аналітики. Для автоматизації процесів активно використовується машинне навчання. Активна участь людини в машинних процесах навчання дозволяє ефективно використовувати інтелектуальні здатності людини Amershi S. [13]. Також у рекомендаційних системах Jannach D. [211], Pan W. [362], визначення аномалій в даних Zhao J. [515], Cao N. [79], McKenna S. [330], використання в Industry 4.0 Wu W [487] використовується для діагностики тренувального процесу дерева бустингу Liu S. [298], діагностики

та перевірки класифікаторів Krause J. [256], Ren D. [391], Alsallakh B. [9], порівняння та вибору моделей кластеризації Cashman D. [82], Kwon B.C. [267], вибору дерев рішень Mühlbacher T. [339], вибір і оптимізація нейронних мереж Strobelt H. [442], Liu D. [296], Kwon B.C. [268] тощо. Візуалізація застосовується для ефективного використання людського інтелекту. Машинне навчання реалізується машиною, а людина допомагає це зробити краще. Sacha D та ін. [404] запропонували онтологію VIS4ML, яка має назву “visual analytic assisted machine learning” (візуальна аналітика асистує машинному навчанню). Засоби інтелектуальних інформаційних систем використовуються досить в широких сферах діяльності. Водночас, розширення сфер використання дає належні результати [352]. VIS4ML дозволяє практично ідентифікувати робочий процес, у якому візуальна аналітика використовується для покращення ІС. Для визначення описових ознак, за якими можна ідентифікувати цільову мотивацію використання візуального робочого процесу, в дослідженні [404] визначені цілі використання візуального робочого процесу для ІС G1-G6. Можемо сказати, що в цьому випадку людина допомагає машині тому, що візуальна аналітика асистує інтелектуальній системі.

Для зменшення кількості ознак використовують ряд методів: аналіз основних компонентів (PCA – Principal Component Analysis) [162], багатовимірне шкалювання (MDS – MultiDimensional Scaling) [57] [110], генеративне топографічне картування (GMT – Generic Mapping Tools) [390], самоорганізуючі карти (SOM – Self-Organizing Map) [384], стохастичне вкладення подібності (SPE – Stochastic Proximity Embedding) [191] та ін. В основі методів лежать різні підходи, виходячи з мети і умов зменшення розмірності. Слід також зазначити, що такі методи знайшли практичне застосування в спеціальних областях, наприклад, GMT [390]. Залежно від мети і підходів методи істотно відрізняються. Як приклад, фокусування на векторі особливостей в первісному просторі і конструювання конфігурації в просторі нижчої розмірності. Такі методи дозволяють також наочно

представити розташування даних [110, 255]. Це дозволяє виявити інформаційні зв'язки в даних. Інформаційні зв'язки можуть складно визначатись у підходах, які використовують різну природу формування СПР [324, 532].

Одним з напрямів, за допомогою якого можна отримати зменшення кількості ознак є візуалізація даних [84, 198, 399]. Також зменшення кількості ознак дає змогу виділити основні компоненти даних та знизити шум [198]. Інше використання візуалізації полягає в наданні машині технічних засобів, необхідних людині для аналізу. Візуальний робочий процес забезпечує людині виявлення знань у даних. Головна мета полягає в розширенні знань, посиленні пізнання даних, кристалізації знань Card S.K. [80], відкриття знань Fayyad U. [137], розуміння даних. Машина не використовує людський інтелект, а підтримує діяльність людського аналізу. Головним споживачем результатів візуального робочого процесу є людина, яка використовує візуальні засоби для досягнення своїх цілей. Першим етапом є перетворення даних шляхом проектування на рівень наочного представлення. Наступний етап – це оцінювання, інтерпретація, дослідження візуальних образів. Використання людиною результатів візуального робочого процесу можна розділити на дві частини: для чого вона використовує робочий процес і яким чином досягає поставлених цілей.

Цілі досягаються шляхом інтерактивної візуалізації, а саме: взаємодією людини із засобами візуалізації. Yi J. S. [498] описав сім категорій методів взаємодії: вибір, дослідження, переналаштовування, кодування, рефератування/напрацювання, фільтрування та пов'язування. Rind A. [397] розділяють термін «завдання» на дві складові «мета» та «дія» для визначення сценарію використання робочого процесу. Завдання розглядається як тривимірний концептуальний простір представлення завдань, орієнтованих на потреби користувача у візуалізації з абстракцією, композицією та перспективою. Thomas J. та Cook K. A. [453] візуальна аналітика включала декілька областей: методи аналітичного обґрунтування, візуальне представлення та

взаємодії, техніки взаємодії, представлення та трансформація даних, техніки підтримки створення, презентації, поширення. Процес аналізу складається з оцінки, планування, прийняття рішень. Ряд досліджень розширює розуміння впливу візуального аналізу на розвиток інтелектуальних можливостей людини: Sacha D. [406], de Oliveira M.C.F. та Levkowitz H. [142], Federico P. [138], Chi E.H. [97], Sedlmair M. [418], Micallef L. [333]. Крім технік одержання людиною знань, в робочому процесі використовуються техніки взаємодії та візуального представлення інформації Windhager F. [485]. Kehrer J. та Hauser H. [226] базується на огляді понад 170 статей та представляє категоризацію підходів візуального представлення та взаємодії. Техніки взаємодії розділяються на групи: візуальне злиття даних, співвідношення та порівняння, фокус навігації + контекст та огляд + деталі, інтерактивна специфікація функцій, абстракція та агрегація даних.

Для одержання знань використовуються методи циклічної взаємодії між обчислювальними процесами, трансформацією даних і візуалізацією контенту. Van Wijk J.J. [484], Federico P. [139], Yalçın M. A. [493]. Keim D. та ін. [227, 228] описали візуальний аналітичний процес як процес циклічної взаємодії машини та людини з метою одержання знань із трансформації та візуалізації даних. Блок-схема процесів представляє взаємодію обчислювальних методів, візуальної інтерактивної взаємодії та трансформації даних і як результат – отримання знань. У цьому випадку споживачем результатів процесів взаємодії є людина. Людина одержує нові знання, поліпшуючи свої інтелектуальні можливості.

Розглянемо використання поняття СПР у візуальній аналітиці. Дуже часто поняття моделі визначається контекстом її використання. Booth P. [68] описує процеси взаємодії людини і машини з метою одержання рішення на базі візуального аналізу. Дослідження в загальному презентує систематизацію моделей. Моделі описуються за типами, назвами, призначенням, інформаційними потоками, елементами та процесами. Модель розглядається з погляду процесу. Ряд досліджень: Booth P. (Analytical

Behaviour Model) [68], Federico P. (Conceptual Model of Knowledge-Assisted Visual Analytics) [139], Sacha D. (Knowledge Generation Model) [406], Green T. (Human Cognition Model) [163], Pirolli P. (Notional model of sensemaking loop) [377], van Wijk, J.J (Simple model of visualization) [484], Lammarsch T. (Visual Analytics Process) [271] розглядають СПР як процес для одержання конкретного результату – рішення. Моделі описують процеси ефективної взаємодії людини та машини для допомоги людині у прийнятті необхідного та правильного рішення. Як правило, аналітик ітеративно покращує машинну модель. Прикладом такого використання є VIS4ML Sacha D. [404], також Interactive Machine Learning Lee T. [280], Holzinger A. [190], Teso S. та Kersting K. [450]. Також для в деяких випадках необхідно отримати інтерпретовану СПР Murdoch W.J. [342], Zhao X. [516] з метою формування розуміння того, чому СПР прийняла те чи інше рішення. Людина також отримує переваги із взаємодії та покращення системи прийняття рішень. Hall K.W. [174] описує вдосконалення навичок як у візуалізації, так і в доменних областях як результат занурення. Інтерпретація результатів є важливим фактором аналізу результатів рішень моделей Murdoch W. J. [342].

В останні роки дослідники узагальнюють і визначають напрями розвитку взаємодії машини та людини за допомогою візуалізації. Систематизований підхід представлений в дослідженнях Endert A. [134] (інтеграція ПС у візуальну аналітику), Jiang L. [214] (інтерактивне машинне навчання), Cui W. [114] (візуальна аналітика), Andrienko N. [16] (візуальна аналітика як побудова моделі), Sacha D. [405] (візуальна взаємодія зі зменшенням розмірності). Розглядаються різні аспекти, а також і використання засобів візуалізації, які необхідно використовувати в концепції реалізації конкретного робочого процесу. Так, прикладом є розмічення даних засобами візуальної аналітики Bernard J. [54].

При зменшенні розмірності можна отримати групування даних та використати засоби візуалізації для класифікації даних. Choo J. [100], Yan Y. [494] використовують візуалізацію групованості даних для класифікації.

Візуальна аналітика є динамічним процесом, який реалізується робочим процесом і базується на взаємодії людини та машини. Використовується взаємодія для генерації змістовності і як результат досягнення мети за допомогою робочого процесу візуальної аналітики.

### **1.9. Висновки. Постановка проблеми**

Проведено дослідження актуального стану сучасного розвитку інформаційних технологій з використанням ІТ. Проаналізовано вплив, застосування та інтегрування ІТ у сфери життя як окремої людини, так і суспільства загалом. Встановлено, що ІТ проявляються не тільки у вигляді технологічних рішень, а також є визначальним фактором розвитку та трансформації суспільства. Таким чином, інтеграцію ІС слід розглядати як соціотехнологічні системи.

Особливу увагу слід приділяти не тільки удосконаленню та розвитку ІТ за показниками ефективності функціонування та виконання поставлених задач, а й впливу ІТ на людину та суспільство. Приділяється значна увага проблемі інтеграції ІТ в життя та розвиток соціальних інституцій, формувань та системи в цілому. З цією метою проведені ґрунтовні дослідження з визначення викликів при використанні ІТ. Актуальність та важливість вирішення питань широкого та повсюдного застосування ІТ проявляється в зростанні громадського інтересу, діяльності професійних організацій, державних і міжнародних структур, корпоративного сектора. Також про це свідчить впровадження державних регуляцій, розробка нормативних документів стандартів, рекомендації тощо.

Проведені дослідження показали:

– ІТ на сучасному рівні розвитку здійснюють визначальний вплив на соціальні відносини на структурному рівні, що формує нові соціальні відносини та визначає нову форму середовища розвитку особистості та суспільства;

– відомий цілий ряд національних та міжнародних програм розвитку і застосування ІТ, дорожніх карт інтеграції ІТ, нормативних документів, стандартів, професійних рекомендацій, які підпорядковані спільній меті формування безпечного та ефективного середовища застосування ІТ, однак це стосується визначення соціальних базових принципів, проте відсутні методи та механізми імплементації вимог на технологічному та технічному рівні;

– проектування, розробка, впровадження ІТ є динамічною та міждисциплінарною областю дослідження, що потребує нових підходів, які виходять за межі технічних та технологічних рішень та потребують використання останніх наукових здобутків з філософії, соціології, психології, в яких ІТ необхідно розглядати як соціотехнологічну систему.

Аналіз системного підходу з розвитку ІТ дозволив встановити, що:

– відомі методи проектування і розробки розглядають ІТ на основі технологічних підходів як технічного напрямку, окремим напрямом в межах гуманістичного підходу є дослідження вимог щодо ІТ як соціально відповідальних технологій, проте відсутні розробки з єдиним соціотехнологічним підходом, який представлений методами імплементації рішень базових принципів людиноцентрованого підходу;

– відсутні методи розробки ІТ на основі соціотехнологічного підходу, які орієнтовані на інтеграцію людини та її інтелектуальних можливостей в ІТ на рівні розробки методів та технічних рішень і забезпечення реалізації соціальних принципів;

– визначені та сформовані принципи, на основі яких повинні бути реалізовані ІТ, не доведені до рівня практичної реалізації з декомпозицією складових структурних компонентів в частині вимог та відповідними технологічними механізмами забезпечення втілення в конкретних рішеннях.

В межах проведеного аналізу окреслено науково-практичну проблему, яка полягає в дослідженні методів формування та забезпечення практичної

реалізації концепту довіри до ІТ, який впливає із дотримання етичних принципів, визначених на основі людиноцентрованого підходу.

З метою вирішення поставленої проблеми необхідно провести сукупність досліджень за такими напрямками:

- провести аналіз поняття довіри до інтелектуальних інформаційних технологій як концепту людиноцентрованого підходу розвитку етичних інтелектуальних технічних систем;

- розробити структуру концепту довіри до інтелектуальних інформаційних технологій та провести декомпозицію на структурні елементи;

- розробити метод проєкції сформованої людиною ментальної моделі прийняття рішень на машинний рівень виконання;

- розробити метод визначення відповідності складових онтології довіри до інших узагальнень етичних принципів довіри;

- розробити метод формування ансамблю систем прийняття рішень;

- розробити метод групового прийняття рішень ансамблем систем прийняття рішень;

- розробити метод сегментування даних за агрегацією результатів роботи ансамблю систем прийняття рішень;

- розробити метод аналізу складнокласифікованих даних з визначенням нетипових ознак та викидів;

- розробити метод визначення нетипових ознак складнокласифікованих даних згідно з їх паралельною обробкою;

- розробити інтелектуальну інформаційну технологію отримання довірчих рішень за людиноцентрованим підходом;

- здійснити експериментальні дослідження методів сегментації даних за складовими довіри та аналізу ознак методів синтезу систем прийняття довірчих рішень та аналізу ознак даних.

## **РОЗДІЛ 2**

### **ФОРМУВАННЯ ДОВІРИ**

#### **ДО ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИХ ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ**

#### **НА ОСНОВІ ЕТИЧНИХ ПРИНЦИПІВ**

Широке та швидке розповсюдження і застосування інтелектуальних інформаційних систем потребує розробки формалізованих підходів та побудови базисних принципів функціонування предметних областей використання ІТ. Ця потреба втілюється в розробці рекомендацій, нормативів та стандартів для отримання максимальних вигод від використання ІТ та мінімізації можливих ризиків. Нормативна база розбудовується на основі людиноцентрованого підходу. Відповідно, розроблені нормативи повинні лягти в основу подальшої діяльності, спрямованої на застосування ІТ, та бути застосовними на усіх етапах створення практичних рішень.

Тому важливим етапом є формалізація вимог, принципів та положень правових та етичних норм у вигляді практичних шаблонних підходів практичного застосування. З цією метою, в межах дослідження розроблено онтологію стандартизованого поняття досяжності довіри до ІТ. Це дало можливість визначити основні концепти, які дозволяють сформулювати положення довіри, є змістовною частиною поняття довіри до ІТ, зумовлюють необхідність її існування та являють собою для неї загрозу. На базі онтології предметної області розроблені СПР та проведена подальша декомпозиція структурних змістовних понять. Визначені характеристики концепту формування довіри. Також встановлено важливість складових декомпозиції концепту довіри відносно загальної структури елементів довіри. Для визначення важливості складових довіри розроблено методи встановлення відповідності концептів відносно етичних принципів структурованого домену.

## 2.1. Онтологія довіри до інтелектуальних інформаційних технологій на основі стандартизованого підходу

Центральним концептом стандарту ISO/IEC TR 24028 є довіра до ІТ, яка визначається як здатність ІТ відповідати очікуваним сподіванням стейкхолдерів, піддається перевірці та має можливості до реалізації такої перевірки. Визначається концепт загроз, уразливостей та викликів, активний вплив яких на ІТ послаблює довіру до нього з боку стейкхолдерів. Ця обставина в кінцевому випадку ставить під сумнів необхідність використання ІТ. Визначається концепт для запобігання, унеможливлення та зменшення такого впливу, тому що такий вплив є деструктивним та послаблює концепт довіри і в кінцевому випадку його руйнує. Онтологію довіри до ІТ представлено на рисунку 2.1.

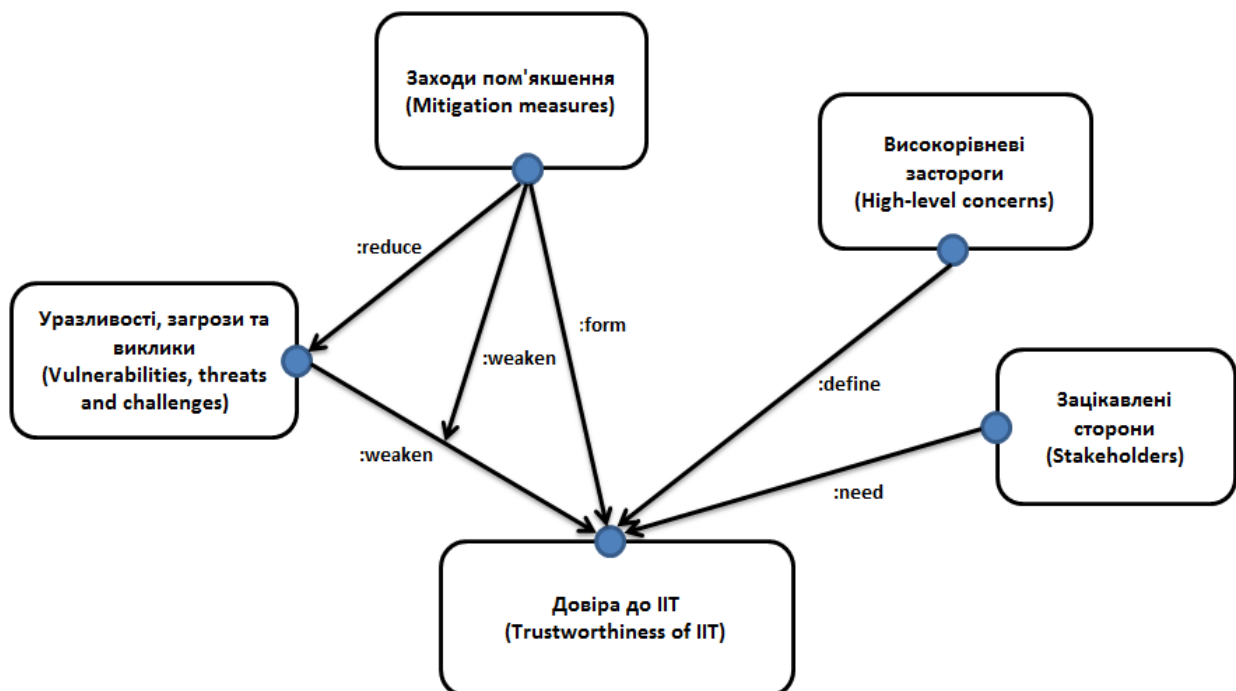


Рис. 2.1. Онтологія довіри до ІТ стандарту ISO/IEC TR 24028

Призначення цього концепту полягає в зменшенні величини загроз, уразливостей, викликів та ослабленні їхнього впливу на довіру. Таким чином,

він є тим концептом, структурні елементи якого дозволяють сформувавши довіру. Тобто концепт “Mitigation measures” є структурним елементом з формування концепту “Trustworthiness of AI”. Призначенням концепту “Mitigation measures” є формування довіри, однак він не визначає її змістовності, тобто основних понять, на яких базується довіра. Для визначення змістовності довіри стандартом встановлюється концепт “High-level concepts”. У відповідному концепті описуються на загальному рівні основні складові елементи змістовності довіри. Представлені відношення понять, на які покладаються стейкхолдери, очікують від ІТ, сподіваються на задоволення потреб та вкладають у зміст довіри до ІТ. Водночас, призначення цього концепту полягає у розлогому тлумаченні, уявленні та представленнях, які формуються, базуючись на очікуваннях стейкхолдерів. Існування концепту довіри обумовлене та виключно визначається потребами стейкхолдерів. Необхідно зауважити, одним з важливих концептів системи є “Vulnerabilities, threats and challenges”. Цей концепт спричинює, обумовлює та формує потребу стейкхолдерів в необхідності довіри. Важливість існування цього концепту визначається з точки зору негативного впливу та ускладнення задоволення своїх потреб стейкхолдерами. Для того, щоб стейкхолдери мали змогу використовувати ІТ з позиції довіри до них, тобто задоволенні вимог безпеки, контрольованості, стійкості рішень та інших (є складовою частиною концепту “High-level concepts”) необхідний розвиток, дослідження та імплементація на рівні практичних інформаційних систем та технічних рішень складових концепту “Mitigation measures”. Еволюційний розвиток цього концепту є головним чинником формування довіри та постійним її підвищенням у напрямі покращення задоволення потреб стейкхолдерів.

Онтологія, яка створена на базі стандарту, визначена групами характеристик, які в сукупності формують довіру до рішень, які приймаються з використанням підходів ІТ. Стандарт «Інформаційні технології» (Огляд питань довіри до інтелектуальних інформаційних

технологій) визначається в межах понять відповідної предметної області. Стандарт визначає високорівневі концепти, які формують поняття довіри. Також визначається множина та поняття стейкхолдерів як основних зацікавлених сторін в понятті довіри. Потенційні вразливості ІТ та загрози, які пов'язані з ними, визначені в концептах вразливості, загроз та викликів. Для задоволення потреби стейкхолдерів в довірі визначається концепт заходів пом'якшення наслідків – можливі засоби контролю, рекомендації та настанови, які можуть знизити вплив відомих уразливостей ІТ.

Аксиоматизація предметної області дозволяє забезпечити правильний спосіб додавання структур до онтології. Аксиоми дозволяють уточнювати поняття та відносини в межах онтології. Використовуються для фіксування явного способу вираження базових понять домену. Аксиоми встановлюють значення складових онтології, виявляють відносини між ним та затверджують правильність отримання інформації. Отже, є важливою складовою формування онтології. Для забезпечення повноти відтворення інформативності в онтології використовується процес пізнання для багатоетапного послідовного перетворення базової текстової структури в онтологічну форму представлення. Базується на принципах відбору на аксіоматичних шаблонах, рекурсивного зменшення контексту природної мови до рівня представлення онтології. Результат представлення процесу перетворення ідентифікується лексемами, які складають доменні об'єкти та їх атрибути. Визначають зв'язки контекстів та таксономічне представлення семантичного тексту. Процес полягає в послідовному, рекурсивному вилученні та формуванні об'єктів з домену області дослідження, встановленні зв'язків між об'єктами, для формування таксономії доменів та атрибутів об'єктів, які визначають функції інтерпретації, тобто самі аксиоми. Результатом такої редукції є формування таксономії домену.

Процес редукції з вилученням об'єктів з предметної області характеризується повнотою, всебічністю оцінювання та об'єктивністю. Тому цей процес є багатоетапним з поступовим отриманням інформативності, а,

отже, пізнання домену. На кожному етапі оцінюється порівняльним характером результати попередніх етапів. При необхідності результати коректують або отримуються заново з врахуванням нової отриманої інформації. Результати роботи повинні повною мірою відповідати цілям отримання онтології, що і визначає ефективність проведеного процесу перетворення.

Структура предметної області стандарту ISO/IEC TR 24028 «Інформаційні технології – Огляд питань довіри до інтелектуальних інформаційних технологій» на основі онтологій представимо у вигляді:

$$SbArTrw = \langle Con, Rel \rangle, \quad (2.1)$$

де *Con* – множина концептів, визначених у межах стандарту;

*Rel* – множина відношень між концептами.

Множина концептів (рисунок 2.1) формується на основі інформації стандарту  $Con = \{ \{ Vul, Thr, Chal \}, \{ MtMs \}, \{ HLConc \}, \{ Sth \}, \{ TrW \} \}$ . Також

встановлюється множина відношень між ними

$Rel = \{ "reduce", "weaken", "form", "define", "need" \}$ .

Таким чином, концепт «заходи пом'якшення наслідків» (*MtMs*) формує довіру до ІТ. Відповідно, складові елементи цього концепту формують множину характеристик та визначають функціональний зв'язок щодо довіри  $TrW = f(MtMs)$ . Довіра (*TrW*), відповідно до стандарту, є функцією основних категорій (фразових категорій). Структура «заходи пом'якшення наслідків» (*MtMs*) має наступну форму

$$MtMs = \{ Ct, subCt, Ch \}, \quad (2.2)$$

де *Ch* – характеристики, *subCt* – підкатегорії, *Ct* – категорії.

Елементи множини сформовані в ієрархії  $Ch \subseteq subCt \subseteq Ct$  та пов'язані функціональним залежностями з атрибутами довіри  $\langle Ct, subCt, Ch \rangle = f(\{atr_i\}_{i=1}^n)$ . Фразові категорії інколи визначаються множиною складових, і встановлюється форма представлення таким чином:  $Ct \equiv \{subct_i\}_{i=1}^n$  або  $Ct \equiv \{ch\}_{i=1}^n$ . Кожна категорія є множиною характеристик, які об'єднані стандартом відповідно до семантичного значення і утворюють семантичні кластери. Представлено 10 категорій, множину яких в загальному випадку можна представити  $\{;\cdot\}$ , що обумовлено поданням деяких категорій на рівні підкатегорій або характеристик. Для формування однотипності та зручності категорію представимо у вигляді категорії групи, яка визначається  $\{\{\cdot\}\}$ . Приклад представлення категорій з позиції однорідності:  $\{\{ Transparency \}, \{ Reliability, Resilience, Robustness \}, \dots\}$ . В цьому випадку формується однорідність структури на рівні категорій. На цьому принципі побудована також структура предметної області стандарту. Враховуючи ієрархічні структури формування концептів в стандарті, найбільш зручним виявляється отримання вищої ієрархії концептів, які можна представити у вигляді однорідної структури фразових категорій. Аналіз показав, що в межах стандарту це рівень підкатегорій. Перелік підкатегорій концепту *MtMs*: Transparency, Explainability, Controllability, strategies for reducing Bias, Privacy, Reliability, Resilience, Robustness, mitigating system hardware Faults, functional Safety, Testing, Evaluation, Use, Applicability. Множина «заходів пом'якшення» наслідків на рівні підкатегорій має вигляд  $MtMs = \{mtms_i\}_{i=1}^n, n = 14$ . Тут  $n$  – кількість фразових підкатегорій концепту. Множина відношень між складовими концепту *MtMs* складається з відношення “*isPartOf*”, тобто  $Rel_{MtMs} = \{“isPartOf”\}$ . Тоді структура концепту *MtMs* набуде вигляду:

$$M_{MtMs} = \left\{ Trs, Exp, Cont, Bsred, Prv, Rlb, Rsl, Rbs, Flmit, \right. \\ \left. Sffun, Tst, Evl, Us, Apl, "isPartOf" \right\}, \quad (2.3)$$

де: *Trs* – transparency, *Exp* – explainability, *Cont* – controllability, *Bsred* – strategies for reducing bias, *Prv* – privacy, *Rlb* – reliability, *Rsl* – resilience, *Rbs* – robustness, *Flmit* – mitigating system hardware faults, *Sffun* – functional Safety, *Tst* – testing, *Evl* – evaluation, *Us* – use, *Apl* – applicability.

Запропонована структура з використання інформації стандарту є наступним кроком формалізації вимог по відношенню до ІТ. Це дає змогу розширити та спростити використання стандартів з метою пришвидшення їх імплементації у системах засобів ІТ.

## **2.2. Метод встановлення ступеня відповідності онтології довіри до інших узагальнень етичних принципів довіри**

З метою перевірки правильності вибраного підходу щодо визначення формоутворюючих складових концепту довіри до ІТ були проведені дослідження ступеня відповідності запропонованої структури інформаційної області домену.

Корпус з документів спрямований на дослідження етичних принципів ІТ на високому рівні узагальненості. Узагальнення корпусу представлено у вигляді структурованої системи предметної області, надалі *структурованого домену*. Структурований домен не є онтологією, водночас, корпус дослідження в необхідній мірі узагальнений та відповідним чином семантично структурований з виділенням концептів, відношень, встановленим відношенням синонімів та відповідних семантичних кодів тощо. Таким чином, він дозволяє сформувати набір альтернатив зовнішнього представлення та семантично уніфікувати аксіоми предметної області. Структурований домен є ширшою формою ніж онтологія з наявною варіативністю зовнішнього представлення семантичних категорій та

відношень між ними. Це дасть можливість створити умови більш ефективного встановлення співвідношення для порівняння концептуальних структур. В такому випадку будемо встановлювати співвідношення не між онтологіями, а у вигляді *онтологія ↔ структурований домен*.

Корпус досліджувався за структурою в сенсі орієнтації, тобто адресуванням стейкхолдерам принципів та положень. Визначено, що третя частина документів призначена для широкого кола груп, тобто є документами широкого та загального призначення. Наступна третя частина документів орієнтована на стейкхолдерів як знаходяться у сфері інтересів емітента (розробника та видавця документа). Найбільш часто стейкхолдерами виступають члени організації-емітента або її працівники. Проте організації є вагомими учасниками своєї галузі. Остання третя частина за структурою поділяється на державний сектор – близько 12 %, приватний сектор (6 %), інші, менш значимі, різним специфічним секторам стейкхолдерів поза діяльністю емітента. З третьої частини близько 15 % не визначають цільових стейкхолдерів у своїх документах.

Оскільки корпус представляє собою відображення глобальної картини з принципів етики ІТ, важливим є припущення щодо наявності різних поглядів та тлумачень в певних аспектах. Серед іменованих етичних принципів відсутні загальні для усіх документів. Проте спостерігається сукупність принципів, які відмічені в загальній більшості. Детальний аналіз показав, що іменовані принципи мають певні розбіжності в частині концептуальних та семантичних аспектів та інформативної змістовності, що виявляється в розбіжностях інтерпретації та рекомендаціях в межах області призначення документа. Це приводить до того, що інформаційна змістовність ділиться на частини, які можуть бути представлені в різних іменованих принципах. Крім того, іменовані принципи в різних документах можуть тільки частково співпадати за інформативною змістовністю, поглинатись іншими іменованими принципами та представлятись у вигляді синонімів, тобто інших іменованих позначень.

У зв'язку з цим розроблено таблицю кодів-відповідників іменованих етичних принципів за принципом включення змістовності  $IncludedCode \subseteq NamedEthicalPrinciple$ . В якості іменованих етичних принципів  $NamedEthicalPrinciple$  були вибрані найбільш розповсюджені та узагальнюючі лексичні позначення етичних принципів. Також представлені короткі описи ( $Digest$ ) етичних принципів з джерелами отримання ( $Source$ ) та предметними описами ( $SubjectDescription$ ),  $NamedEthicalPrinciple = f(Digest, Source, SubjectDescription)$ . Поряд з цим, наявний критичний аналіз ( $CriticalAnalysis$ ) з визначенням значимостей, невідповідностей, суперечливості, когнітивного ухилу з надаванням важливості певним принципам, питанням балансування ризик-користь тощо. Зазначається, що питання довіри до ІТ, попри те, що довіра розглядається в менше третини всіх документів є критичною етичною дилемою в питаннях управління ІТ. Формування публічної довіри є фундаментальною вимогою управління ІТ. Загалом, отриманий корпус за змістовністю та широтою розглянутих питань свідчить про те, що ІТ починають відігравати важливу роль в питаннях життя та існування людини і значимість етики ІТ є ключовою у зв'язку з поширенням його застосування і це є питанням сьогодення також в плані дискурсу етичних ІТ.

Розроблена онтологія стосується довіри до ІТ та базується на стандарті ISO/IEC TR 24028. Тому, з врахуванням цього та представивши домен розробленої онтології  $Dom O$  та структурованого домену порівняння  $Dom Ds$  встановиться співвідношення:

$$\begin{cases} Dom O \subseteq Dom Ds; \\ Dom Ds \setminus Dom O \neq \{ \}. \end{cases} \quad (2.4)$$

Структурований домен є ширший за представлену онтологію і значною мірою онтологія повинна бути в ньому представлена. Проте, стандарт

ISO/IEC TR 24028, на якому розроблена онтологія може містити аспекти, які виходять за межі предмета етики ІТ.

Порівняння концептуальних структур проводиться за представленим підходу. Порівнюють усі сутності онтології з усіма сутностями, представленими в структурованому домені. Порівнювання відбувається згідно з припущенням закритого світу [415, 416], відповідно до якого, якщо будь-які пари сутностей, які не згадані у порівнянні, вважаються такими, які не мають зв'язків. На початковому кроці використано фільтрацію сутностей, щоб визначити, щодо яких сутностей відбувається порівняння. Загальна структура системи порівняння концептуальних структур онтології та структурованого домену зображена на рисунку 2.2. Для порівняння використаємо комбінацію трьох різних підходів оцінки подібності сутностей: синтаксичний, структурний та семантичний. Порівняльна оцінка дається виходячи з того, наскільки подібними є сутності, і розглядається як міра ступеня заміщення одного класу іншим з можливістю використання.

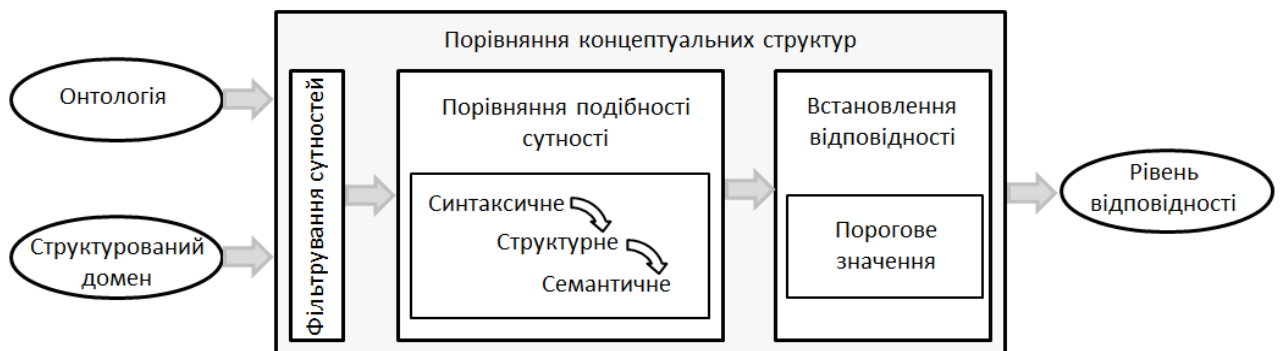


Рис. 2.2. Загальна структура системи порівняння концептуальних структур онтології та структурованого домену

Синтаксичне порівняння формується на основі порівняння позначення термінів syntactic( ). Терміни є мітками сутності, а також можуть містити коментарі, примітки до суб'єкта. Цей підхід базується на інформації,

отриманій з природної мови, як приклад, слова, поєднанням слів як стійких форм, речень як формі поєднання слів.

Вказані елементи представляються в онтології логічних аксіом. В певних випадках існує неоднозначність інформації слова. Відповідно досліджується лексична інформація сутностей, поєднання сенсів слів, збагачується лексична інформація та зв'язки між позначеними сутностями словами.

Структурне порівняння враховує структурні зв'язки інформативності сутностей  $structure()$ . Наприклад, дві сутності з тим же суперкласом є більш близькими ніж сутності, які не мають такої спільності. Також сюди відноситься функціональні структурні зв'язки. Якщо сутність пов'язана з іншими сутностями зв'язками, при порівнянні враховуються аналогічні зв'язки з області порівняння. Цей підхід базується на поєднанні семантичної інформації такого виду: є частиною, представляє собою, підклас, підвластивість. Шляхом представлення у вигляді графа та проєкцією відношень між концептами отримується представлення одиниці інформації. Суміжні концепти на рівні зв'язків семантичних відношень повною мірою розкриваються, що показує перевагу цього підходу.

Семантичне порівняння використовує значення міток сутностей у поєднанні з їхнім описом  $semantic()$ . Порівняння здійснюється без використання зовнішніх ресурсів, словників, тезаурусів тощо. Це обмежить привнесення неоднозначності зовнішнього впливу. Цей підхід базується на поясненні мови опису онтології, тобто онтології описової мови. Змістовність сутності проявляється фрагментами інформації, які містяться в онтологічних конструкціях та аксіомах. Для практичного використання використовуються техніки табличних конструкції, структурного об'єднання, використання яких визначається цілями порівняння.

Для проведення порівняння визначимо поняття «значення сутності». Значення сутності полягає у визначенні опису, згідно з яким можна дану сутність однозначно ідентифікувати. В межах домену дослідження

представляється у вигляді ідентифікатора сутності  $id \in I$ , позначення  $lb \in L$  та опису  $dsc \in Dsc$ . Зміст сутності описується кортежем  $ent = \langle id, lb, dsc \rangle$ . Множина понять «зміст сутності» належить відповідному домену.

Два елементи змісту сутності  $ent_1$  та  $ent_2$  співпадають, якщо вони співвідносяться з однією і тією ж сутністю предметної області з об'єктивної реальності. Ці дві сутності взаємозамінні, тобто справедливе співвідношення  $ent_1 \equiv ent_2$ , або в межах дослідження  $ent_O \equiv ent_{D_s}$ . В загальній множині сутностей  $\forall ent_O \in Ent_O, \forall ent_{D_s} \in Ent_{D_s}, Ent_O \cup Ent_{D_s} = Ent$ , яка є об'єднанням сутностей онтології та структурованого домену, відповідно наявні повтори сутностей. Визначимо два підходи з виділенням сутностей

$$Rp(Ent) = \left\{ \left( ent_{O,i}, ent_{D_s,j} \right) \mid ent_{O,i} \in Ent_O, ent_{D_s,j} \in Ent_{D_s}, ent_{O,i} \equiv ent_{D_s,j}, i, j \in |Rp| \right\},$$

тобто підмножини  $Rp \subseteq Ent$ , яка містить тільки елементи з повторами.

Виділимо множину зв'язків між сутностями на рівні взаємозаміни кожного елемента

із

двох

множин

$$Link(Ent_O, Ent_{D_s}) = \left\{ \begin{array}{l} link_{ent_{O,i}, ent_{D_s,j}} \mid ent_{O,i} \in Ent_O, ent_{D_s,j} \in Ent_{D_s}, \\ ent_{O,i} \equiv ent_{D_s,j}, i \in |Ent_O|, j \in |Ent_{D_s}| \end{array} \right\}. \text{ Співвідношення}$$

між множинами  $|Link| = |Rp|/2$ .

Ефективність порівняння концептуальних структур по відношенню до онтології встановимо таким чином, що визначає наскільки розроблена онтологія відповідає стану предметної області:

$$Ef_O = \frac{|Link|}{|Ent_O|}. \quad (2.5)$$

Фільтрацію сутностей множин  $Ent_O$  та  $Ent_{D_s}$  здійснимо через функцію подібності  $Ent_O \times Ent_{D_s} \xrightarrow{f_{sim}} \mathbb{R}$ , з визначеним пороговим значенням  $trh_{sim}$ .

Отримаємо множину подібності на рівні зв'язків

$$Link_{O,filter} = \left\{ \begin{array}{l} link_{ent_{O,i},ent_{Ds,j}} \left| \left( ent_{O,i}, ent_{Ds,j} \right) \in Ent_O \times Ent_{Ds}, ent_{O,i}, \right. \\ \left. i \in |Ent_O|, j \in |Ent_{Ds}|, f_{sim} \left( ent_{O,i}, ent_{Ds,j} \right) \geq trh_{sim} \right. \end{array} \right\}. \quad \text{Оскільки}$$

досліджуємо відповідність онтології  $O$  відносно  $Ent_{Ds}$ , множину зв'язків визначаємо з базовим відношенням стосовно сутностей, які визначені в онтології  $Link_{O,Ds,filter} = Ent_O \bowtie_{trh_{sim}} Ent_{Ds}$ .

Множина подібності сутностей на рівні зв'язків формується за інтуїтивним припущенням про відповідність вибраної сутності онтології певним сутностям структурованого домену.

Формування множини зв'язків  $Link_{O,Ds,filter}$  здійснюється згідно з такими кроками:

1. Для кожної сутності  $ent_{O,i}$ ,  $i \in |Ent_O|$ , множини сутностей онтології  $Ent_O$  вибирається сукупність сутностей структурованого домену  $Ent_{Ds}$ . Відкидаються сутності істинно негативні  $Ent_O \bowtie_{TN} Ent_{Ds}$ .

2. Наступним кроком є зменшення кількості зв'язків множини  $Link_{O,Ds,filter}$  до знайдених ймовірних відповідностей з базовою множиною  $Ent_O$ . Зменшення  $Link_{O,Ds,filter}$  здійснюється відповідно до порогового значення подібності  $Link_{O,Ds,filter} = \sigma_{\geq th_{sim}} (Link_{O,Ds,filter})$ .

3. На цьому кроці відбувається перехід до кроку 1 та мінімізується кількість сутностей множини онтології  $Ent_O$ , які не мають зв'язків  $\min(Ent_O \triangleright_{TN} Ent_{Ds}) = \min(Ent_O - Ent_O \bowtie_{TN} Ent_{Ds})$ . Ця умова є важливою, оскільки на цьому кроці визначається кількість сутностей  $Ent_O$ , для яких не було знайдено порівнювальних концептуальних структур в  $Ent_{Ds}$ .

Встановлення відповідності відносно сутності онтології базується на змісті сутності. Сутності вважаються відповідними, якщо належним чином співвідносяться їхні описи  $dsc$ . В нашому випадку, обсяг даних є обмеженим та визначається областю дослідження, головною метою якої є якість порівняльного аналізу співвідношення, яке виконується без використання

автоматизованих систем. Ґрунтуючись на цьому, базовою є множина описів  $dsc \in Dsc$ .

Онтологію порівняння концептуальних структур онтології довіри та структурованого домену представимо у такому вигляді:

$$O_{match} = \langle Ent_O, Ent_{Ds}, Link_{O,Ds,filter}, \rho, \sigma_{trh_{match}} \rangle. \quad (2.6)$$

Функція відбору  $\sigma_{trh_{match}}$  визначає обмеження множини  $Link_{O,Ds,filter}$ , використовуючи встановлення відповідностей зв'язків базової множини  $Ent_O$  на основі порогового значення ступеня відповідності  $trh_{match}$ . Тип відповідності  $\rho = \{\equiv, \sqsubseteq, \sqsupseteq\}$ . Міра ступеня відповідності отримує базову сутність з  $Ent_O$  та присвоює кожному елементу підмножини зв'язків з  $Link_{O,Ds,filter}$ , в яких присутня базова сутність, відповідне число в межах  $[0, \dots, 1]$ . Таким чином, крайні значення визначають у випадку рівності 1 – ідентичність сутностей, або у випадку рівності 0 – відсутність значимого зв'язку між цими сутностями, тобто визначають силу зв'язку.

Міра ступеня відповідності є основою онтології відповідності і безпосередньо впливає на якість порівняння концептуальних структур.

В системі порівняння використовується два граничних значення, граничне значення подібності  $trh_{sim}$  та граничне значення ступеня відповідності  $trh_{match}$ . Граничне значення подібності  $trh_{sim}$  використовується на етапі фільтрації для визначення подібних сутностей  $Ent_O$  на множині  $Ent_{Ds}$ . Цей етап призначений для того, щоб встановити максимальну кількість подібних сутностей з наявними зв'язками. В кінцевому випадку кожна сутність множини  $Ent_O$  повинна мати щонайменше один зв'язок  $link_{Ent_O, Ent_{Ds}}$  для забезпечення максимального представлення відповідностей. Цей етап є початковим та підготовчим. Результати наступних етапів

порівняння за синтаксичним, структурним та семантичним порівнянням встановлюються за ступенем відповідності  $trh_{match}$ .

Схематично представимо схему зв'язків множин сутностей (рисунок 2.3).

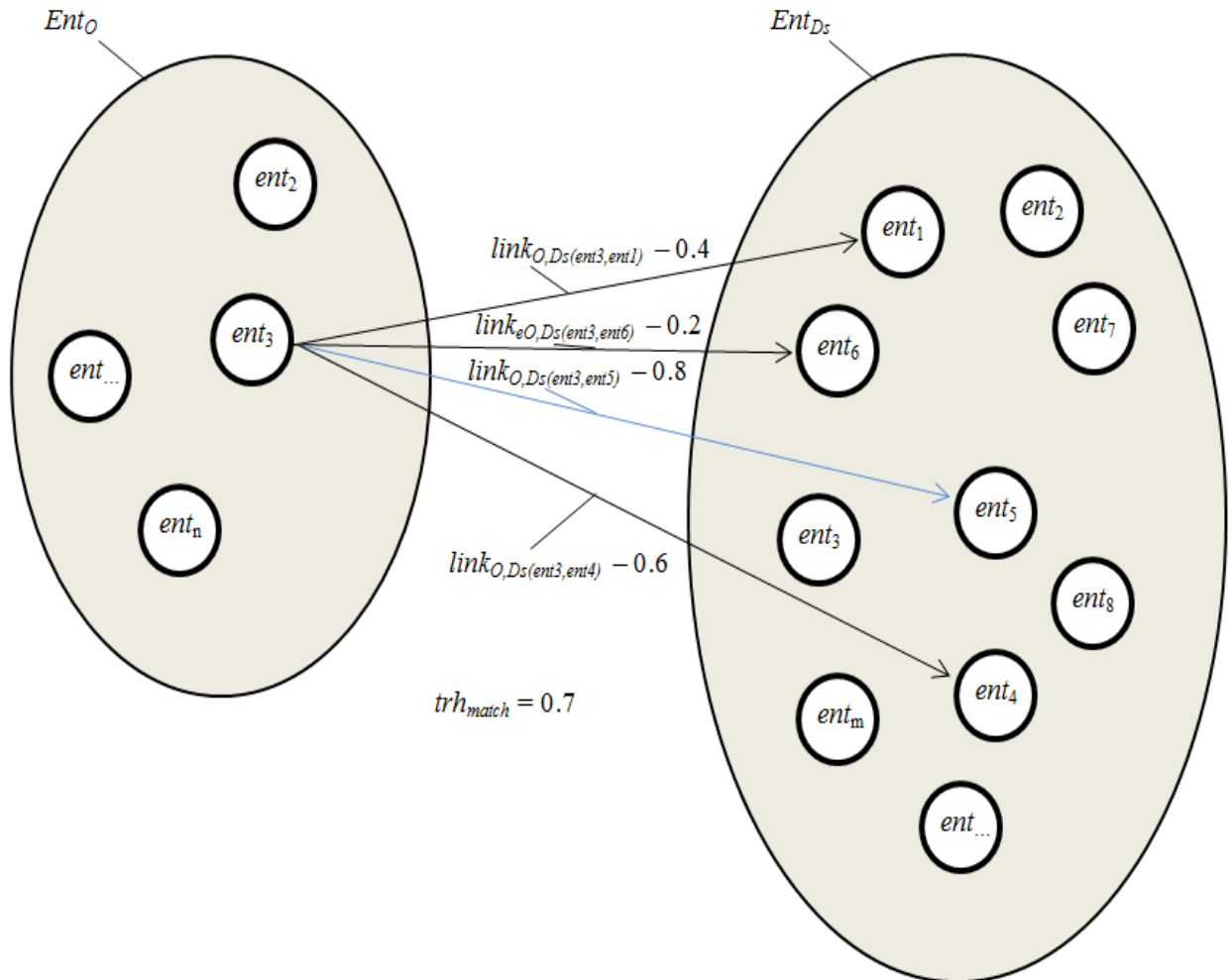


Рис. 2.3. Схема зв'язків множини сутностей  $Ent_O$  базової онтології довіри та множини сутностей  $Ent_{Ds}$  структурованого домену

### 2.3. Синтаксичний, структурний та семантичний рівні встановлення відповідності

Визначені рівні, розроблені для встановлення відповідності онтології довіри до ПТ та структурованого домену, є незалежними та спрямовані на досягнення розгляду об'єктів порівняння з різних інформативних сторін з метою забезпечення об'єктивності та всебічності.

Рівні встановлення відповідності застосовуються незалежно один від одного в довільній послідовності та є взаємними доповненнями з формуванням єдиного рівня відповідності.

### 2.3.1. Синтаксичний рівень встановлення ступеня відповідності

Представивши елемент сутності як клас з властивостями, відповідність для синтаксичного порівняння визначимо таким чином:

$$\begin{aligned} & \text{syntactic}(ent, ent') = \\ & \frac{w_{label} \sigma(\text{matchClass}(ent, ent')) + \sum w_{prop\_vector} (\text{matchProp}(ent, ent'))}{|prop\_vector|} \\ & = \frac{w_{label} + \sum w_{prop\_vector}}{|prop\_vector|} \end{aligned} \quad (2.7)$$

$$s.t. \text{ syntactic}(ent, ent') \neq \text{syntactic}(ent', ent);$$

$$ent \in Ent_O, ent' \in Ent_{Ds}, \text{syntactic}(ent, ent') \in [0, \dots, 1].$$

Тут  $ent$  та  $ent'$  – сутності множин порівняння;  $\sigma(x) = \frac{1}{1 + e^{5(x-0.5)}}$  – сигмоїдна функція,  $w_{label}$  та  $w_{prop\_vector}$  – вагові коефіцієнти класу та властивостей класу.

### 2.3.2. Структурний рівень встановлення ступеня відповідності

Для визначення структурного порівняння, яке задається функцією  $\text{structure}()$ , структурні зв'язки сутностей всередині множин  $Ent_O$ ,  $Ent_{Ds}$  позначимо відповідно множинами  $Link_O$  та  $Link_{Ds}$ . Відповідність для структурного порівняння визначимо таким чином:

$$\text{structure}(ent, ent') = \begin{cases} \frac{|A| + |B|}{2|\pi_{ent}(Link_O)|}; \\ A = \sigma_{link_{Ds}(ent', y): \exists link_{O, Ds, filter}(x, y) \wedge \exists link_{O}(ent, x) \wedge (\forall x \in Ent_O) \wedge (\forall y \in Ent_{Ds})}(\pi_{ent'}(Link_{Ds})); \\ B = \sigma_{link_{O, Ds, filter}(x, y): \exists link_{O}(ent, x) \wedge (\forall y \in Ent_{Ds}) \wedge (\forall z \in Ent_O)}(Link_{O, Ds, filter}), \end{cases} \quad (2.8)$$

$$\begin{aligned} s.t. \quad & \text{structure}(ent, ent') \neq \text{structure}(ent', ent), \text{structure}(ent, ent') \in [0, \dots, 1], \\ & \exists link_{O, Ds, filter}(ent, ent'), ent \in Ent_O, ent' \in Ent_{Ds}, \exists ! link = \sigma_{\max_w}(Link), w \in [0, \dots, 1]. \end{aligned}$$

Структурне порівняння формується з використанням зв'язків. Досліджується порівняння сутності  $ent \in Ent_O$  з наявними зв'язками на множині  $Ent_O - Link_{O(ent, x)}$ , де  $x \in \{x \mid link_{O(ent, x)}\}$ . Тобто отримується множина зв'язків сутності порівняння з базовою множиною порівняння онтології довіри з іншими сутностями з цієї ж множини. Сутність дослідження подібна сутності або підмножині сутностей з множини  $Ent_{Ds}$ . Це визначає функцією відбору зв'язків між множинами  $Ent_O$  та  $Ent_{Ds} - \sigma_{ent}(Link_{O, Ds, filter}) \neq \{\}$ . Якщо множина наявних сутностей  $\sigma_{ent}(Link_{O, Ds, filter}) > 1$ , досліджуються усі подібності на існуючих зв'язках з сутністю  $ent$  на множині  $Link_{O, Ds, filter}$ . Зв'язки сортуються за ваговими коефіцієнтами  $sort_w(\sigma_{ent}(Link_{O, Ds, filter}))$ ,  $w \in [0, \dots, 1]$ , і надалі видаляються з сортованого списку. Потім обчислюється функція ступеня відповідності за виразом (2.8) та формується множина вагових значень кожної з наявних подібностей по відношенню до сутності дослідження. Таким чином формується послідовність визначення зв'язків і сутностей з базової множини, які пов'язані з  $ent$ , зв'язків між сутностями на множині  $Ent_{Ds}$  та зв'язків між множинами  $Ent_O$  та  $Ent_{Ds}$ . Оскільки зв'язок видалиться, наступним вибирається зв'язок з максимальним ваговим коефіцієнтом. Такий підхід використовується для усіх множин зв'язків  $(\forall link \in Link): \exists ! link = \sigma_{\max_w}(Link)$ .

Найкращим випадком при структурному порівнянні є наявність для кожної сутності з  $Ent_O$ , яка має зв'язок з сутністю порівняння, подібної сутності чи підмножини сутностей на множині  $Ent_{Ds}$ ,  $\{x \mid \exists link_{O(ent,x)}, \exists link_{O,Ds,filter(x,y)}, \forall x \in Ent_O, \forall y \in Ent_{Ds}\}$ . З цієї множини можна виділити множини зв'язків: множина зв'язків на  $Ent_O$  з сутністю дослідження  $ent$  –  $\{link_{O(ent,x)} \mid ent, \forall x \in Ent_O\}$ ; множина зв'язків між  $Ent_O$  та  $Ent_{Ds}$  з сутностями на  $Ent_O$ , які мають зв'язки з сутністю дослідження –  $\{link_{O,Ds,filter(x,y)} \mid \exists link_{O(ent,x)}, \forall x \in Ent_O, \forall y \in Ent_{Ds}\}$ . Оскільки кожна сутність з  $Ent_O$ , в найкращому випадку, яка пов'язана з сутністю дослідження повинна мати подібну сутність на  $Ent_{Ds}$ , а також враховуючи  $(\forall link \in Link): \exists ! link = \sigma_{\max_w}(Link)$ , тобто такий зв'язок на кожному етапі дослідження тільки один, можна записати:

$$\left| \left\{ link_{O(ent,x)} \mid ent, \forall x \in Ent_O \right\} \right| = \left| \left\{ link_{O,Ds,filter(x,y)} \mid \exists link_{O(ent,x)}, \forall x \in Ent_O, \forall y \in Ent_{Ds} \right\} \right|. \quad (2.9)$$

Тобто потужності цих множин  $Ent_O$  будуть рівними. Відповідно, найкращий розглянутий випадок можна представити у вигляді подвійного значення потужності проєкції за сутністю  $ent$  на  $Link_O$ :

$$2 \left| \pi_{ent}(Link_O) \right|. \quad (2.10)$$

При дослідженні структури зв'язків сутності дослідження необхідно встановити наявність зв'язків сумісних з нею сутностей на  $Ent_O$  з подібними сутностями на  $Ent_{Ds}$ . В реальних завданнях це може не відповідати описаному найкращому випадку. Визначаються наявні зв'язки на  $Link_{O,Ds,filter}$ , тобто множина зв'язків співвідношень сутностей

$\{link_{O,Ds,filter(x,y)} \mid \exists link_{O(ent,x)}, \forall x \in Ent_O, \forall y \in Ent_{Ds}\} \subset Link_{O,Ds,filter}$ . Дану множину зв'язків представимо у вигляді обмежень функції вибору на  $Link_{O,Ds,filter}$ :

$$\sigma_{link_{O,Ds,filter(x,y)}; \exists link_{O(ent,x)} \wedge (\forall y \in Ent_{Ds}) \wedge (\forall z \in Ent_O)} (Link_{O,Ds,filter}) \quad (2.11)$$

На множині  $Ent_{Ds}$  визначаються всі зв'язки стосовно  $ent'$  подібної сутності відносно  $ent$ . Пов'язані сутності з  $ent'$  на  $Ent_{Ds}$  також повинні мати подібні сутності, тобто зв'язки між сутностями на  $Ent_O$ . Таким чином визначається множина зв'язків на  $Link_{Ds}$  відносно  $ent'$

$$\{link_{Ds(ent',y)} \mid \exists link_{O,Ds,filter(x,y)} \wedge \exists link_{O(ent,x)}, \forall x \in Ent_O, \forall y \in Ent_{Ds}\} \subset Link_{Ds}$$

Дану множину зв'язків представимо у вигляді обмежень функції вибору на проєкції за сутністю  $ent'$  на  $Link_{Ds}$ :

$$\sigma_{link_{Ds(ent',y)}; \exists link_{O,Ds,filter(x,y)} \wedge \exists link_{O(ent,x)} \wedge (\forall x \in Ent_O) \wedge (\forall y \in Ent_{Ds})} (\pi_{ent'}(Link_{Ds})) \quad (2.12)$$

На множині сутностей  $Ent_{Ds}$  структурованого домену  $Ds$  кількість зв'язків відносно  $ent'$  з іншими сутностями цієї ж множини може перевищувати кількість зв'язків відносно подібної сутності дослідження  $ent$  на  $Ent_O$  із сутностями на цій же множині. Це пов'язано з ширшим загальним представленням концептуальних структур в межах структурованого домену, що представлено в (2.4) як область порівняння, тобто  $Dom O \subseteq Dom Ds$ .

Структурне порівняння базується не тільки на безпосередньому порівнянні сутностей, а й на порівнянні зв'язаних з ними сутностями в межах відповідних множин.

Відношення між сутностями  $ent$  та  $ent'$ , не враховуючи безпосереднього відношення подібності  $entRent'$ ,  $R = link_{O,Ds,filter(ent,ent')}$ , тобто  $entlink_{O,Ds,filter(ent,ent')}ent'$ , можна записати у вигляді нетранзитивного відношення:

$$\begin{aligned} \exists (ent, ent'), ent \in Ent_O, ent' \in Ent_{Ds} : (entR_1x) \wedge (xR_2y) \wedge (yR_3ent') \Rightarrow \\ (entR_{ent'}), R_1 \in Link_O, R_2 \in Link_{O,Ds,filter}, R_3 \in Link_{Ds}, x \in Ent_O, y \in Ent_{Ds}. \end{aligned} \quad (2.13)$$

Найкращим випадком ступеня відповідності сутностей  $ent$  та  $ent'$  є встановлення відношення транзитивності сутностей на  $Ent_O$  зв'язаними з  $ent$  по відношенню до  $ent'$ :

$$\begin{aligned} \forall (x, ent'), x \in Ent_O, ent' \in Ent_{Ds} : (entR_1x) \wedge (xR_2y) \wedge (yR_3ent') \Rightarrow \\ (entR_{ent'}), R_1 \in Link_O, R_2 \in Link_{O,Ds,filter}, R_3 \in Link_{Ds}, ent \in Ent_O. \end{aligned} \quad (2.14)$$

Для встановлення ступеня відповідності між сутностями  $ent \in Ent_O$  та  $ent' \in Ent_{Ds}$  представимо приклад у вигляді графічного зображення схеми сутностей, їх множин та відповідних зв'язків в межах множин зв'язків  $Link_O$ ,  $Link_{Ds}$  та  $Link_{O,Ds,filter}$ . Зв'язки сутностей позначено у вигляді ребер графа з відповідним позначенням вершин з'єднання як сутностей. Зв'язки, які представлені ребрами, позначені в межах приналежності відповідним множинам сутностей.

Таким чином, визначимо три типи зв'язків, як поєднують сутності в системи порівняння:

1. Зв'язки в межах домену онтології довіри до ІТ  $dom O$  пов'язують сутності, які мають певні відношення до сутності дослідження, тобто сутності відносно якої будується структура відношень з іншими сутностями цього домену.

2. Зв'язки в межах структурованого домену корпусу  $dom Ds$  пов'язують сутності, які мають певні відношення до сутності, яка на поточному кроці максимально за попередніми визначеннями подібна до сутності дослідження. Відносно цієї сутності будується структура відношень до інших сутностей домену  $Ds$ . Структура будується, використовуючи інформативність, яка обмежена виключно цим доменом без врахування

подібності до домену онтології  $O$ . Це обумовлюється тим, що інформативність, присутня в області онтології, не впливала на структуру відношень області порівняння.

3. Зв'язки між сутностями доменів  $O$  та  $D_s$ . При дослідженні визначення ступеня відповідності за структурним підходом будуються зв'язки між сутностями доменів, які мають наявні зв'язки всередині відповідних доменів із сутностями базового порівняння, тобто сутністю дослідження та найбільш близькою відповідною сутністю на поточному етапі порівняння.

Схема зв'язків структурного порівняння сутностей представлена на рисунку 2.4.

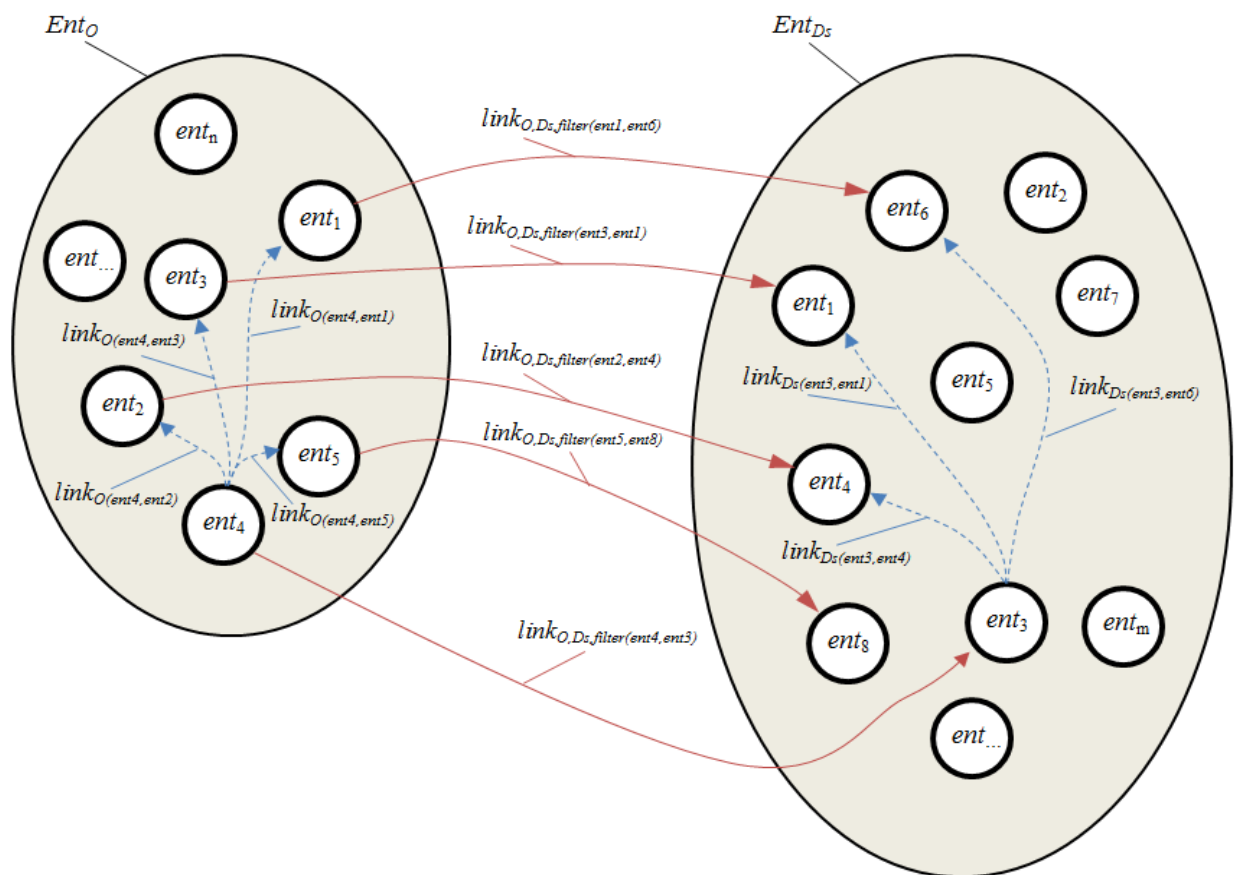


Рис. 2.4. Схема зв'язків структурного порівняння сутностей  $ent_4 \in Ent_O$  та  $ent_3 \in Ent_{D_s}$  для встановлення ступеня відповідності

Встановлюється ступінь відповідності щодо сутності онтології довіри  $ent_4 \in Ent_O$  подібної до неї сутності із структурованого домену  $ent_3 \in Ent_{Ds}$ . Можливість порівняння обумовлюється наявністю зв'язку подібності  $link_{O,Ds,filter(ent_4,ent_3)} \in Link_{O,Ds,filter}$ . Необхідно зазначити, що проводяться дослідження на основі значення вагового коефіцієнта зв'язків. Тобто на поточному етапі встановлюються єдині подібності між сутностями на  $Ent_O$  та  $Ent_{Ds}$ , що відповідає єдиним зв'язкам представленими ребрами між цими сутностями.

Якщо сутність має декілька подібних елементів, розробляється схема встановлення відповідності для кожного випадку. В кінцевому варіанті здійснюється вибір за числовим значенням ступеня найбільшої відповідності.

Сутність  $ent_4 \in Ent_O$  має зв'язки з сутностями на  $Ent_O$ . Зв'язки визначаються на  $Link_O$ .

$$\begin{aligned}
 ent_4 \in Ent_O \\
 \rightarrow link_{O(ent_4,ent_1)} &\rightarrow ent_1 \\
 \rightarrow link_{O(ent_4,ent_2)} &\rightarrow ent_2 \\
 \rightarrow link_{O(ent_4,ent_3)} &\rightarrow ent_3 \\
 \rightarrow link_{O(ent_4,ent_5)} &\rightarrow ent_5
 \end{aligned}$$

Отримаємо множину сутностей  $\{ent_1, ent_2, ent_3, ent_5\} \in Ent_O$  та множину зв'язків  $\{link_{O(ent_4,ent_1)}, link_{O(ent_4,ent_2)}, link_{O(ent_4,ent_3)}, link_{O(ent_4,ent_5)}\} \in Link_O$ .

Сутність  $ent_3 \in Ent_{Ds}$  має зв'язки з сутностями на  $Ent_{Ds}$ . Зв'язки визначаються на  $Link_{Ds}$ .

$$\begin{aligned}
 ent_3 \in Ent_{Ds} \\
 \rightarrow link_{Ds(ent_3,ent_1)} &\rightarrow ent_1 \\
 \rightarrow link_{Ds(ent_3,ent_4)} &\rightarrow ent_4 \\
 \rightarrow link_{Ds(ent_3,ent_6)} &\rightarrow ent_6
 \end{aligned}$$

Отримаємо множину сутностей  $\{ent_1, ent_4, ent_6\} \in Ent_{Ds}$  та множину зв'язків  $\{link_{Ds(ent_3, ent_1)}, link_{Ds(ent_3, ent_4)}, link_{Ds(ent_3, ent_6)}\} \in Link_{Ds}$ .

На основі базового зв'язку між сутностями дослідження отримаємо наступні відношення:

$$\begin{array}{lll}
 ent_4 \in Ent_O & \rightarrow & link_{O, Ds, filter(ent_4, ent_3)} \rightarrow ent_3 \in Ent_{Ds} \\
 ent_1 & \rightarrow & link_{O, Ds, filter(ent_1, ent_6)} \rightarrow ent_6 \\
 ent_2 & \rightarrow & link_{O, Ds, filter(ent_2, ent_4)} \rightarrow ent_4 \\
 ent_3 & \rightarrow & link_{O, Ds, filter(ent_3, ent_1)} \rightarrow ent_1 \\
 ent_5 & \rightarrow & link_{O, Ds, filter(ent_5, ent_8)} \rightarrow ent_8
 \end{array}$$

Далі зазначаємо:

$$ent_3 \in Ent_{Ds} \rightarrow \cancel{link_{Ds(ent_3, ent_8)}} \rightarrow ent_8$$

Тобто відповідного зв'язку між сутностями  $ent_3 \in Ent_{Ds}$  та  $ent_8 \in Ent_{Ds}$  не виявлено.

Також можуть існувати випадки відсутності зв'язків, тобто подібного елемента з множини  $Ent_{Ds}$  для сутностей, які належать  $Ent_O$  та пов'язані з сутністю дослідження  $ent \in Ent_O$ .

У загальному випадку це можна зобразити наступним чином:

$$\begin{array}{lll}
 ent \in Ent_O & \rightarrow & link_{O, Ds, filter(ent, ent')} \rightarrow ent' \in Ent_{Ds} \\
 ent_x & \rightarrow & \cancel{link_{O, Ds, filter(ent_x, ent_y)}} \rightarrow ent_y
 \end{array}$$

Однак, необхідно зазначити наступне: для встановлення ступеня відповідності сутності дослідження  $ent \in Ent_O$  завжди повинна існувати подібна сутність  $ent' \in Ent_{Ds}$  і на поточному етапі досліджується тільки один зв'язок  $\exists! link_{O, Ds, filter(ent, ent')}$ . Цей зв'язок вибирається із списку зв'язків, які сортовано згідно з максимальним попереднім рівнем подібності. Надалі оброблений зв'язок видаляється із цього списку та із відповідним числовим показником, визначеним як результат структурного методу порівняння, переміщуються в список досліджених відношень для подальшого аналізу.

Також не можуть враховуватись сутності  $x \in Ent_O$  і ті, які не мають зв'язків з сутністю дослідження  $ent \in Ent_O$ ,  ~~$link_{O(ent,x)}$~~ , хоча вони можуть мати подібні сутності  $y \in Ent_{Ds}$  та зв'язки з ними  $\exists link_{O,Ds,filter(x,y)}$ .

### 2.3.3. Семантичний рівень встановлення ступеня відповідності

Рівень семантичного порівняння задається функцією  $semantic()$ . Корпус формується на багатьох ресурсах, які були розроблені незалежними сторонами і мають відмінності в представленні одного і того ж явища реального світу. Ці ресурси розроблені, переслідуючи різну мету прикладних та з широкої сфери областей, також розробники географічно віддалені, що позначається на баченні та представленні картини реального світу в предметній області дослідження.

В основу розробленого рівня для прикладної задачі порівняння покладено підхід з використанням баз знань у вигляді онтологій або схем. Такий підхід використовується також для порівняння онтологій, узагальнення тощо. Взявши за основу такий підхід, удосконалимо для конкретного випадку в межах дослідження відповідності онтології довіри до ІТ та структурованого домену на основі корпусу «сірої літератури» предметної області. Неоднорідність даних на основі знань – це окремий випадок більш загального поняття різноманітності. Різноманітність в загальному породжує неповноту сприйняття та спричинює інтеграцію знань, які представлені у різних формах зовнішнього представлення з метою досягти максимально можливого сприйняття, яке відповідає реаліям навколишнього світу. Різноманітність поширена в описі навколишнього світу. Для того самого явища спостерігачі дадуть різні описи стосовно змістовності, об'єктивності, необхідності та інших факторів. В основі цього лежать різні погляди, досвід, цілі, мова тощо, що проявляється в складності інтеграції знань. При формальному представленні знань у вигляді корпусу

текстів семантичну гетерогенність представимо у вигляді різноманітності мови  $DivLang$  та різноманітності представлення знань  $DivKnow$ . Представимо загальну різноманітність при порівнянні в межах дослідження як різноманітність інформативності  $DivInf = DivKnow \cup DivLang$ . Різноманітності мови проявляються в лінгвістичних явищах (наприклад, синоніми, омоніми тощо). Різноманітність інформативності проявляється з припущенням відсутності мовної різноманітності в різноманітності змістовності сутності та є ключовою в семантичній гетерогенності. Змістовності сутностей можуть бути надмірно визначеними та акумулювати властивості менш загальних сутностей, що проявляється поглинанням сутностями інших сутностей за змістовністю, часткове перекриття змістовності сутностей. Для отримання сукупності знань в межах певної концепції, яка представляється у вигляді іменованої сутності, введемо більш загальне поняття, яке узагальнює сутності на метарівні та представляє певну еталонну сутність по відношенню до завдань порівняння. Позначимо як Інформаційні Рамки  $ScIn$  (Scope Information) метарівень сутностей. Призначення інформаційних рамок – узагальнити знання, які представлені у вигляді набору неоднорідних сутностей, і є відповідним семантичним представленням одного і того елемента навколишнього світу. На рівні концепції припускається наявність гетерогенності представлення інформації в джерелах. Гетерогенність стає основою методу і не є проблемою, оскільки практично проявляється в межах корпусу  $a$ , отже, є відомою. Таким чином, гетерогенність обмежена корпусом. Інформаційні рамки на початковому етапі є невідомими, хоча вони визначаються знаннями та обмежені корпусом.

Формальну структуру інформаційної рамки визначимо наступним чином:

$$ScIn = \langle Ent, Prop(Des), Scp \rangle. \quad (2.15)$$

Тут  $Ent$  – множина іменованих сутностей;  $Prop(Des)$  – множина властивостей, які формують іменовані сутності та визначаються множиною описів  $Des$ ;  $Scp$  – рамки властивостей, визначаються кортежем.

$$Scp = \{ \langle ent, Scp(ent) \rangle \mid \forall ent \in Ent, ent \in \text{сутністю } ScIn \} \quad (2.16)$$

Якщо визначати рамки властивостей по відношенню до сутності:

$$Scp(ent) = \{ \forall prop \in Prop \mid prop \in \text{властивістю } ent \} \quad (2.17)$$

Різноманітність мови  $DivLang$  формалізується в наявності множини іменованих сутностей  $Ent$ . Іменовані сутності можуть формалізувати одні і ті самі знання за сукупністю властивостей, проте мати різні іменування.

Різноманітність знань  $DivKnow$  формалізується шляхом квантування знань у формі властивостей  $Prop(Des)$ . Одні і ті самі властивості, наприклад, можуть формувати різні іменовані сутності, утворюючи непустий перетин властивостей належних до певних сутностей.

Різноманітність мови представимо у вигляді таких понять, як синонім та гіперонім.

Лінгвістична відповідність на рівні синонімів:

$$\begin{aligned} \text{match}_{\text{synonym}}(ent, ent') &= \text{synonym}(ent, ent') \\ \text{s.t. } \text{synonym}(ent, ent') &\equiv \text{synonym}(ent', ent) \end{aligned} \quad (2.18)$$

Для синонімів, тобто сутностей, які мають різні іменовані позначення та повною мірою співпадає множина описів властивостей  $\{ (dsc_{ent}, dsc_{ent'}) \mid \forall dsc_{ent} \in Dsc_O, \forall dsc_{ent'} \in Dsc_{Ds}, \forall dsc (dsc_{ent} \equiv dsc_{ent'}) \}$ .

Лінгвістична відповідність на рівні гіперонімів:

$$\begin{aligned} \text{match}_{\text{hyperonym}}(ent, ent') &= \text{hyperonym}(ent, ent') \\ \text{s.t. } \text{hyperonym}(ent, ent') &\neq \text{hyperonym}(ent', ent). \end{aligned} \quad (2.19)$$

Для гіперонімів, тобто сутностей, відношення між якими полягає в тому, що одна сутність є більш загальною відносно іншої. Якщо брати в співвідношенні описів, сутність, яка є гіперонімом, узагальнює множину описів відносно множини описів іншої сутності. Визначимо таким чином  $\{dsc_{ent} | \forall ent \in Ent_O\} \subset \{dsc_{ent'} | \forall ent' \in Ent_{Ds}\}$ . Таким же чином визначається і зворотне відношення  $\{dsc_{ent'} | \forall ent' \in Ent_{Ds}\} \subset \{dsc_{ent} | \forall ent \in Ent_O\}$ .

В межах структурованого домену лінгвістична гетерогенність задається кодами відношення синонімів та гіперонімів до етичних сутностей. Така різноманітність обмежується різноманітністю в межах іменованих позначень. Подальші дослідження ведуться в рамках різноманітності представлення знань. Однак, зважаючи на те, що представлення знань в межах корпусу є лінгвістичним, встановлення лінгвістичної відповідності на рівні описів  $dsc$  є важливим етапом та проводиться для кожного опису. Найбільш важливим та бажаним є встановлення описів за  $\text{match}_{\text{synonym}}( )$  відповідністю синонімів описів, оскільки така відповідність є максимальною. Відповідність на рівні гіперонімів  $\text{match}_{\text{hyperonym}}( )$  є наступним кроком, якщо не знайдено відповідності синонімів. Відповідність гіперонімів потребує встановлення порогового значення врахування відповідності та міри вмісту. Якщо міра вмісту занадто мала, тобто гіперонім занадто узагальнює опис з іншого домену порівняння, таке відношення вважається невідповідним.

Квантована одиниця знань отримується на основі описів  $Des$  з бази знань *Knowledge Base. Knowledge Base*, обмежується корпусом документів та формується ним. В різноманітності знань певні знання формуються окремими описами та їх сукупністю і формально представляються у вигляді властивостей  $Prop(Des)$ .

Таким чином, центральне місце в семантичній гетерогенності займають знання, які можуть мати різну форму представлення: як структурну, так і лінгвістичну, однак незмінну в сенсі інформативності. Сукупність знань групується у вигляді певного об'єднання. Об'єднання групується формально у вигляді інформативних рамок, які становлять певну концептуальну структуру, призначення якої при семантичному порівнянні – бути відповідною до сутності базової множини онтології довіри. Відмітимо, що у базовій множині порівнюється сутність як фіксований та сформований елемент. Для сутності з базової множини створюються наявні інформативні рамки відповідності на стороні структурованого домену, тобто відповідність визначається множиною знань, представлених у вигляді формалізованих властивостей в межах інформативних рамок. Як одиниця порівняння виступає інформативна рамка, тобто одиниця метарівня над сутностями структурованого домену.

Зобразимо графічне представлення формування елемента інформативної рамки.

З бази знань шляхом виокремлення окремих описів формуються властивості. Множина властивостей, які можна узагальнити спільною інформативністю, формує сутність  $i$  є підмножиною властивостей  $\bigcup prop_{ent_i} \subset Prop$ . Множина сутностей, які можна узагальнити спільною інформативністю на рівні сутностей, формують інформативну рамку  $i$  є підмножиною сутностей  $\bigcup ent_{scin_i} \subset Ent$ . Спільна інформативність на рівні сутностей по відношенню до інформативної рамки може бути зв'язана частковим відношенням, оскільки може не повною мірою належати за ознакою узагальнення та відноситись до інформативної рамки. Тобто не всі властивості, які формують певну сутність, можуть входити до інформативної рамки.

Таким чином, інформативна рамка є певною метасутністю, яка може в деяких випадках узагальнювати декілька визначених сутностей в домені  $Ds$

або частково співвідноситись з іншими сутностями на рівні властивостей, однак максимально можливо за ступенем відповідності відповідати сутності дослідження з домену  $O$ . Це відповідає основній меті її формування за семантичним методом порівняння.

Сутність не є простим узагальненням або формальним іменуванням підмножини властивостей. Структуру відношення зображено на рисунку 2.5.

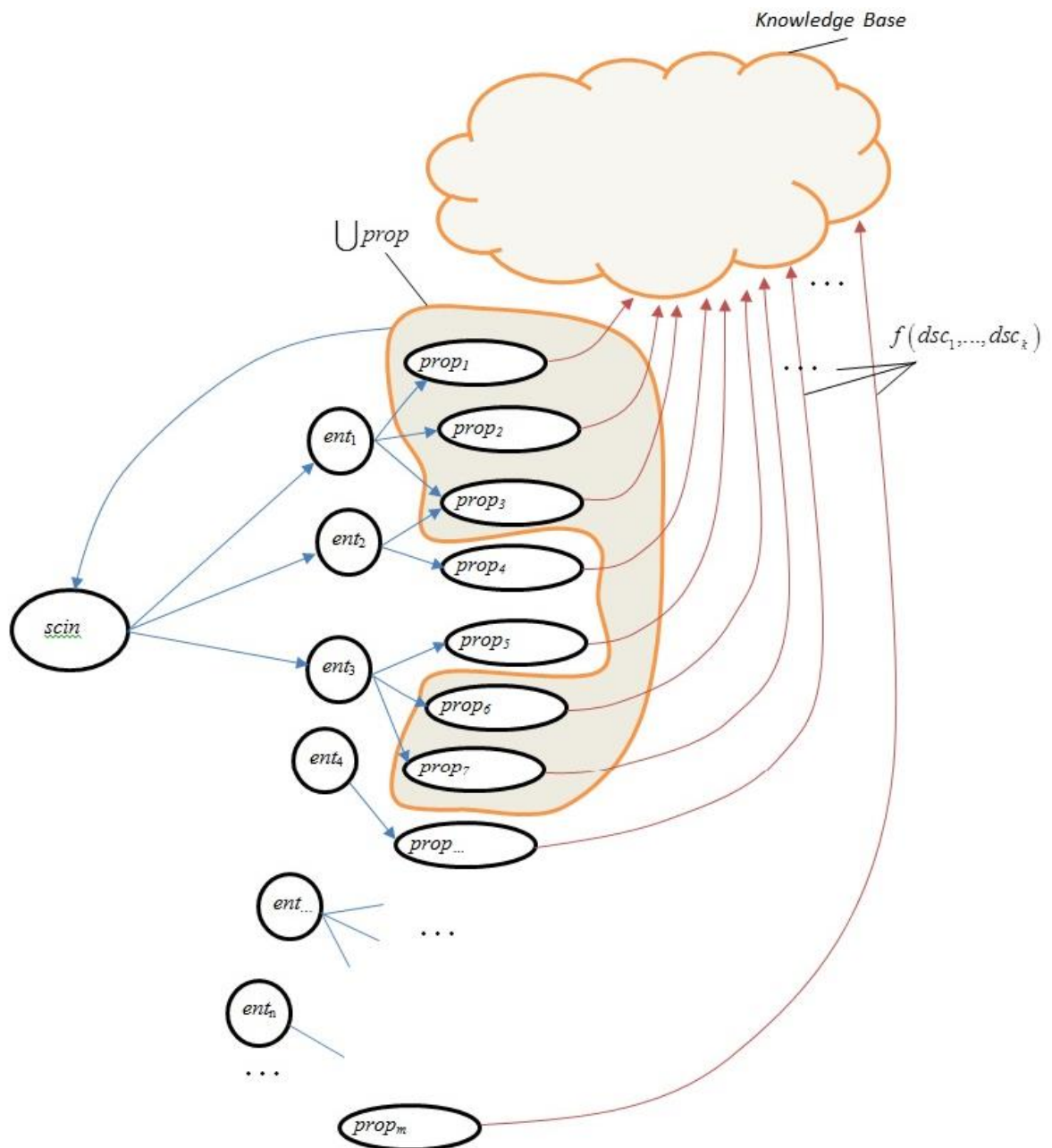


Рис. 2.5. Формування елемента інформативної рамки  $ScIn$  у формі сукупності властивостей  $Prop(Dsc)$  як функції описів, отриманих з бази знань

Сутність є узагальненням знань та інформативності над підмножиною властивостей з врахуванням зв'язків між сутностями. Таким самим співвідношенням зв'язані поняття сутності та інформативної рамки. Водночас, на рівні узагальнення сутності можуть транслювати узагальненість знань та інформативності інформативній рамці через узагальнення властивостей.

Таким чином, для порівняння використовується інформативна рамка як узагальнення знання на рівні властивостей  $scin_{Ds} \Rightarrow ent_O$ . Множина властивостей узагальнюється інформативною рамкою таким чином, щоб в максимально можливій мірі відповідати певній сутності з онтології довіри. Таким методом виокремлюються знання для визначення ступеня відповідності.

Це дозволяє розробити гнучкий метод встановлення відповідності. Необхідність представленої онтології встановлення ступеня відповідності обґрунтовується тим, що іменовані сутності на множині структурованого домену не завжди та не повною мірою відповідають сутності з онтології за змістовними критеріями. Відповідно, для забезпечення якісного порівняння та враховуючи семантичну гетерогенність документів корпусу, формується метасутність на стороні структурованого домену, головне призначення якої – максимально відповідати сутності зі сторони онтології за змістовністю.

Також рівень порівняння обґрунтовується ще й тим, що структурований домен є менш формалізованим ніж онтологія та має більшу гетерогенність як мови, так і представлення знань. Це дає більше можливостей для пошуку та формування узагальнень для відповідностей, а при необхідності та недостатності інформативності структурованого домену отримується вихідне джерело інформації із корпусу документів. Рішення про встановлення відповідності формується з використанням описів документів корпусу. Опис відповідної властивості береться з певної множини документів для забезпечення об'єктивності та різноманітності поглядів.

Таким чином, відповідність для семантичного порівняння визначимо за виразом:

$$\begin{aligned} \text{semantic}(ent, ent' \Rightarrow scin) = \\ = \frac{\left| \sigma_{prop_{Ds} \in Prop_{Ds} \wedge (Fun_{semanticPropertie}(prop_O, prop_{Ds}) > threshold)}(\pi_{ent}(Prop_O)) \right|}{\left| \pi_{ent}(Prop_O) \right|} \end{aligned} \quad (2.20)$$

Функція семантичної відповідності визначається з використанням семантичної відповідності властивостей та є функцією від сукупності описів  $dsc$ , які отримуються відповідно з домену онтології  $dom O$  та структурованого домену корпусу  $dom Ds$ :

$$\text{semanticPropertie}(prop_O, prop_{Ds}) = f(\{dsc_O\}, \{dsc_{Ds}\}) \quad (2.21)$$

Оцінюється кількість знайдених відповідних властивостей на множині властивостей онтології відносно сутності дослідження  $\pi_{ent}(Prop_O)$  та обмежених функцією відбору з тих властивостей, які мають відповідність на множині  $Ds$ , тобто визначені  $\text{semanticPropertie}(prop_O, prop_{Ds})$ , значення якої більше порогового  $threshold$ . Оцінка визначається до загальної кількості властивостей сутності дослідження  $ent$ . Для встановлення уніфікованого позначення сутностей синтаксичного, структурного та семантичного рівнів, в якості аргументів порівняння для семантичного рівня, подається певна сутність  $ent'$  з  $Ds$ . Цю сутність можна розглядати як перше наближення відповідної сутності з  $Ds$ . В подальшому сутність  $ent'$  може переходити в інформативну рамку  $ent' \Rightarrow scin$ , множина властивостей якої більшою мірою відповідає множині властивостей сутності дослідження за гетерогенністю мови та представлення знань.

## 2.4. Розподіл етичних принципів як складових структури довіри

Порівняння концептуальних структур здійснюється функцією встановлення ступеня відповідності структурованого домену онтології довіри:

$$\text{matching} : Ds \rightarrow O \quad (2.22)$$

Через те, що  $Dom O \subseteq Dom Ds$  і функція встановлення ступеня відповідності є функцією редукції  $Ds$  на відповідний простір  $O$ . Процес редукції полягає в послідовному вилученні на підставі онтології порівняння концептуальних структур. Метод рекурсивного вилучення полягає у рекурсивному послідовному скороченні концептуальних структур, які задані природною мовою.

Функція редукції є поєднанням трьох функцій:

$$\text{matching}(\ ) = \text{syntactic}(\ ) \circ \text{structure}(\ ) \circ \text{semantic}(\ ) \quad (2.23)$$

Кожна з трьох функції призначення для формалізації отримання певних аспектів інформативності, які можна отримати з концептуальних структур для їх встановлення відповідності.

Функція ступеня відповідності між двома сутностями визначається наступним простим чином як усереднення значень:

$$\text{matching}(ent, ent') = \frac{\text{syntactic}(ent, ent') + \text{structure}(ent, ent') + \text{semantic}(ent, ent')}{3} \quad (2.24)$$

або з використанням вагових коефіцієнтів:

$$\begin{aligned} \text{matching}(ent, ent') = & w_1 \cdot \text{syntactic}(ent, ent') + \\ & w_2 \cdot \text{structure}(ent, ent') + w_3 \cdot \text{semantic}(ent, ent'). \end{aligned} \quad (2.25)$$

Тут приймається  $\sum_{i=1}^3 w_i = 1$ , що забезпечує необхідний перерозподіл важливості кожного з методів визначення ступеня відповідності. Якщо відповідний метод не дозволяє визначити необхідну інформативність для об'єктивного визначення ступеня відповідності, важливість перерозподіляється на інші методи оцінювання. Розподіл етичних принципів ІТ за часткою документів, в яких визначений принцип, зображено на рисунку 2.6.

Найбільш розповсюдженими принципами виявились *transparency*, *justice & fairness*, які відзначені більш ніж у 80 % документів. Загалом визначено одинадцять етичних принципів в результаті контент-аналізу корпусу документів. Не було виявлено жодного етичного принципу, який є загальним для всього корпусу.

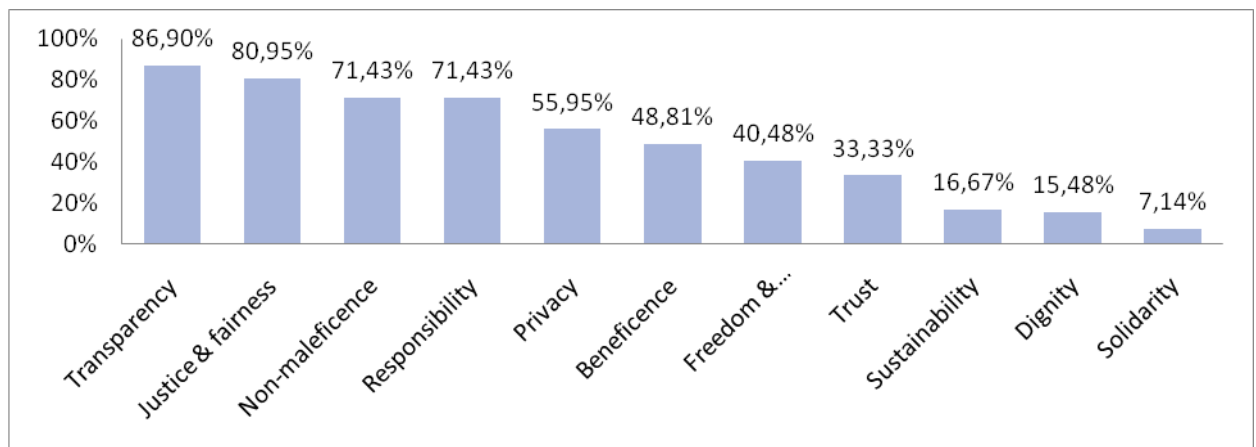


Рис. 2.6. Розподіл етичних принципів ІТ на даних Jobin A. (2019) [216] за часткою документів, в яких визначений принцип

Проте, спостерігалась загальна тенденція на наявність таких принципів як *transparency*, *justice and fairness*, *non-maleficence*, *responsibility*, та *privacy*. Ці принципи містяться більш ніж в половині документів. Однак, як вказано,

подальший аналіз виявив суттєві семантичні розбіжності з визначення концептів щодо змістовного опису та інтерпретації семантичної інформативності. Розподіл етичних принципів ІТ за відносною важливістю принципу зображено на рисунку 2.7. Семантичні розбіжності у визначенні принципів стали причиною розробки методу порівняння концептуальних структур на основі рівнів синтаксичного, структурного та семантичного встановлення відповідності онтології довіри до ІТ.

Розподіл етичних принципів ІТ за відносною важливістю принципу представлено на рисунку 2.7.

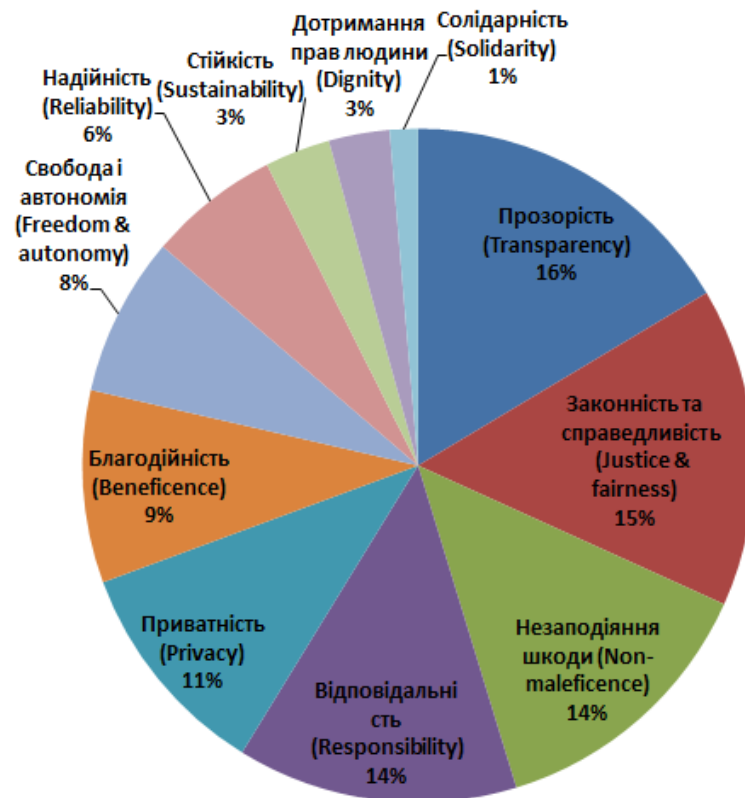


Рис. 2.7. Розподіл етичних принципів ІТ за відносною важливістю принципу

Аналіз показав, що за методом прямого порівняння співпадіння на рівні категорій {Transparency}, {Privacy}, що складає за відносною важливістю 16% та 11% в сумі 27%. Використовуючи метод часткового повного співпадіння та змістовної вкладеності {Explainability} має повне співпадіння та є вмістом {Transparency}, за методом включаючих кодів прямого

співпадіння – {strategies for reducing Bias} є кодом {Justice & fairness}, {functional Safety} є кодом {Non-maleficence}, що складає за відносною важливістю відповідно 15 % та 14 %, а в сумі з попередніми принципами 56 %. За методом повної відповідності часткового вмісту {Controllability} містить повний зміст та має фразеологічний відповідник {Freedom & autonomy }, що складає за відносною важливістю 8 %, а в сумі з попередніми принципами 64 %.

За частковим повним збігом та повним покриттям вмісту {Reliability, Resilience, Robustness} за підкатегорією Reliability повністю співпадає із частковим {Trust}, а з категорії {Testing, Evaluation} повністю співпадає із частковим {Justice & fairness} з повним співпадінням інтерпретації вмісту. Відповідно, за відносною важливістю відповідності {Reliability} складає 6 %, в сумі з попередніми принципами 70 %. Категорії {mitigating system hardware Faults} та {Use, Applicability} представлені на рівні функцій близькості інтерпретації змістовності. Також за цим методом покривається принцип {Responsibility}, який за відносною важливістю складає 14 %, в сумі з попередніми принципами 84 %. Такі принципи, як Beneficence, Sustainability, Dignity, Solidarity функціями близькості інтерпретації змістовності в стандарті ISO/IEC TR 24028 визначені на рівні, згідно з яким не мають повної змістовної відповідності і в сумі складають 16 %. Проведений експеримент показав ефективність запропонованого підходу визначення формування змістовності концепту довіри до ІТ, виходячи з принципів та рекомендацій з етики ІТ. У стандарті представлені концепти формування довіри до ІТ, які підтверджуються контент-аналізом корпусу. Усі концепти онтології формування довіри до ІТ знайшли відповідне підтвердження на рівні головних принципів етичності. Це свідчить про те, що стандарт є релевантним відображенням глобальних тенденцій. Необхідно зазначити, що певні етичні принципи ідентифіковані в наявних документах та нормативах, які мають відносну важливість 16 %, і не представлені в стандарті. Це означає, що ISO/IEC TR 24028 має спеціалізоване призначення. Інформаційна

змістовність, виявлена контент-аналізом на рівні ідентифікації етичних принципів, є ширшою ніж призначення стандарту ISO/IEC TR 24028.

## **2.5. Висновки за розділом**

Швидкий розвиток інформаційного поля ІТ знаходить відгук в роботі експертних груп та міжнародних стандартів – International Organization for Standardization (ISO). Формалізуються поняття, принципи, підходи, сфера використання, концепції етичності тощо, що є важливим кроком впорядкування, визначення в бік практичного використання експоненційного зростання інформаційного поля сфери ІТ. Ринок технічних рішень на базі ІТ вийшов за межі вузького використання та набув величини, яка чинить суттєвий вплив на людину з перспективами швидкого зростання. Відповідно, це потребує розробки та впровадження технічних стандартів ІТ. Формалізація всіх етапів, принципів та підходів ІТ потребує поглибленої розробки наукових основ. Це поряд із пришвидшенням інформатизації всього суспільства подекуди має змагальний характер. Формалізація з цієї позиції є важливим напрямом систематизації інформації предметного поля. Розроблення онтологій на базі людиноцентрованих принципів є важливим етапом розробки ІТ для відповідальних на критичних застосувань. Слід зазначити, що запропонована структура розроблена в рамках стандарту та обмежена самим стандартом. Оскільки напрям довіри до ІТ знаходиться на стадії розробки та стандартизації, певні аспекти можуть виходити за межі розглянутих стандартів і, відповідно, не представлені в онтології. Це, ймовірно, можна вважати недоліком, і це буде додатково вдосконалено з еволюцією ІТ. Таким чином, запропоновану структуру можна вважати базовою.

### РОЗДІЛ 3

## МЕТОДИ ПРИЙНЯТТЯ ДОВІРЧИХ РІШЕНЬ З ВИКОРИСТАННЯМ АНСАМБЛІВ СИСТЕМ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ ТА СЕГМЕНТАЦІЯ ДАНИХ

В електронному вигляді знаходиться широкий спектр текстової інформації, як то, публікації, періодичні видання, журнали, книги, а також ті види, які мають тільки електронне подання, – пости, щоденники, повідомлення, відгуки тощо. Люди все частіше в пошуках необхідної їм інформації з текстових ресурсів використовують електронне подання інформації. З метою задоволення інформаційних потреб виникає проблема керуваності зростаючим обсягом текстових джерел. Ряд підходів щодо досягнення ефективного розділення інформації базується на різних етапах підготовки даних, методах відбору ключових ознак, методах інтелектуального аналізу даних, методиках оцінки результатів для певного набору даних тощо.

Постійний та прогресуючий ріст інформації та обробки документів в цифровій формі робить життєво важливими системи автоматизованої класифікації текстової інформації за визначеними категоріями. Класифікація за існуючими категоріями та виявлення нових є одним із ключових елементів в напрямі досягнення керуваності розглянутого виду подання інформації.

За даними Nauta M. та ін. (2022) [345] в області ПС, більше третини усіх досліджень (31 %) розглядають дані, які представлені у вигляді тексту та займають друге місце після зображень. За метою досліджень на першому місці стоїть класифікація, яка займає близько двох третин (63 %) від загального обсягу праць. Тому, враховуючи рівень інтерпретованості текстового представлення інформації та переважаючої типової мети завдань, які представлені в роботах, сформуємо структуру групового прийняття

рішень інтелектуальною інформаційною системою з використанням ансамблів СПР та відбору даних для класифікації текстової інформації.

### **3.1. Критерії вибору систем прийняття рішень та визначення інформаційного ядра**

Класифікація тексту є завданням встановлення відповідності належності змістовності тексту до визначених категорій. Формально це можна подати у вигляді існування документа  $x_i$  з набору документів  $X$  та набору категорій  $\{y_1, y_2, y_3, \dots, y_n\}$  і встановлення відповідності категорії документа  $x_i \in y_j$ , при зазначених певних критеріях відповідності. Це встановлює строгу відповідність категорії документа та відповідає бінарній класифікації.

Документи у співвідношенні з критеріями відповідності можуть бути позначені міткою приналежності одного класу або більш ніж одного. Якщо документ може бути віднесений до категорій більш ніж одного класу, виникає проблема мультикласовості, що може розглядатися як певний вид згортки з подальшим вирішенням задачі бінарної класифікації. Завдання класифікації зводиться до таких послідовних етапів, як подання документа, вибір функції або ознак, застосування підходів інтелектуального аналізу даних та оцінка ефективності.

Для визначення ефективності класифікаторів використовують показники, які дозволяють оцінити якість класифікації. Класифікація здійснюється на базі навчання класифікаторів на базовій вибірці. Однак, визначення інформаційної цінності базової множини з точки зору здатності акумулювати інформативність приналежного класу та узагальнити інформативність класу є досить важливим та мало дослідженим завданням. Сукупність ознак, за якими здійснюється навчання класифікатора, повинна містити інформаційне ядро класу, що дає можливість здійснити узагальнення

за ознаками приналежності нових ознак класифікації. Тобто необхідно виділити такий набір ознак, які інформативно представляють клас і містять інформативну змістовність класу. Уся необхідна інформація про клас повинна міститись в цій сукупності ознак, які собою і будуть формувати інформаційне ядро класу. Потрібно зауважити, що інформаційне ядро несе свою змістовність в межах предметного завдання. Таким чином, не можна говорити про універсальне інформаційне ядро в зв'язку з тим, що не визначене предметне застосування, яке і формує змістовність ядра. До прикладу, існує проблематика, щодо якої формується інформаційне ядро класу, тобто набір ознак, які є представленням класу. Важливим є визначення підходів щодо формування інформаційного ядра, встановлення критеріїв його існування та характеристик і ефективності його застосування для класифікації.

Таким чином, існує необхідність проведення аналізу процесу класифікації та розробки підходів щодо формування інформаційної сукупності ознак, а саме: інформаційного ядра як основи класифікації в наборі правильно класифікованих документів з універсальної множини. Це дасть можливість ефективно застосувати інформаційне ядро як сукупність ознак для встановлення узагальнюючої інформаційної класифікації.

Наявне широке різноманіття підходів та рішень, які напрацьовані та можуть бути застосовні, тому важливим є вибір ефективних підходів. У зв'язку з цим, необхідно піддавати дані певним перетворенням, тестувати алгоритми та підходи, підбирати параметри з метою пошуку реалізацій, які мають прийнятні результати. Поєднання декількох алгоритмічних рішень дає кращі результати та має назву «ансамбль алгоритмів». Так як не існує ідеального алгоритму, використовують критерії оцінювання його роботи, наприклад, повнота, точність тощо. Оскільки будь-який алгоритм має свої сильні та слабкі сторони, їх поєднання в ансамблі значною мірою ускладнює дослідження та практичне застосування. У випадку ансамблю необхідні критерії, які дозволяють охарактеризувати алгоритм не як окремо працюючу

структуру, а в системі взаємодії з іншими рішеннями. Тобто необхідно розробити інформативні критерії оцінювання СПР в розрізі її застосування в ансамблі. При цьому ці характеристики не повинні інформативно дублювати відомі та застосовні, а їх доповнювати та використовувати у взаємодії з ними. Відповідно, необхідною є розробка інформативних характеристик СПР при комбінації рішень в ансамблі, які дозволяють визначити параметри взаємодії і унікальності застосувань та критерії їх вибору для використання в ансамблі. Ці параметри повинні мати виняткову інформативність та доповнювати і поєднуватись у застосуванні з відомими характеристиками рішень.

Проведення аналізу процесу класифікації та параметрів з метою визначення ефективної інформаційно-узагальненої сукупності ознак класифікації дозволило визначити наступні критерії:

– СПР забезпечує високі якісні показники для формування множини консолідованих рішень;

– СПР забезпечує наявність альтернативних рішень (за певною множиною даних) для забезпечення відсутності повного дублювання за усіма рішеннями;

– усі елементи даних повинні бути правильно класифіковані хоча б однією СПР.

Таким чином, формується ансамбль СПР із забезпеченням формування множини консолідованих рішень та множини даних, щодо яких наявні альтернативні рішення.

### **3.2. Системи оцінювання якості прийняття рішень та аналіз етапів процесу класифікації**

Використаємо підхід *bag-of-words* (набір слів), де тексти подаються у вигляді наборів слів без врахування їх розташування та зв'язків. Багато з цих слів не несуть семантичного навантаження і загальну кількість слів можна видалити, зменшуючи таким чином простір ознак. Одним з найбільш відомих

способів зменшення списку слів є вилучення слів, які не впливають на класифікацію документів, так званих «стоп-слів». Інший підхід полягає у зменшенні кількості слів, використовуючи базові словоформи (основи) слова (stemming). Такі підходи хоча і зменшують кількість слів, однак загальна кількість залишається досить значною. Вибір множини ознак для текстового документа застосовується для кожного слова. Підрахунок ознак для кожного слова або індивідуальна особливість слова може бути подана різними підходами (частотою документа, частотою терміна,  $\chi^2$ -статистикою, силою терміна тощо). За цими підходами можна проводити ранжування незалежно одне від одного і вибрати характеристики, які дають найбільш значимі параметри. Інший підхід полягає у застосуванні функціонального перетворення та видаленні ознак. Застосування методу головних компонент дозволяє зменшити розмірність даних. Тобто метою є зменшення розмірності даних та розбіжності шляхом видалення частини нерелевантної текстової інформації в розрізі класифікації на множині відомих класифікаторів, втрачаючи при цьому найменшу кількість інформації.

Методи класифікації можуть базуватися на статистичних підходах та методах інтелектуальних інформаційних систем з використанням індуктивного та дедуктивного підходів. Вони досить суттєво різняться архітектурою та прийнятими підходами.

Класифікація даних визначено як сукупність декількох етапів, кожний з яких може суттєвим чином вплинути на якість класифікації. Застосування класифікатора або системи інтелектуального аналізу даних є лише одним з етапів, хоча і суттєвим. Зазвичай, оцінку класифікації визначають як якість класифікатора, водночас, зміна інших етапів класифікації може досить суттєво вплинути на якість класифікації. В зв'язку, з цим важливим є визначення якісного впливу на класифікацію усіх етапів та трансформацій, які проходять дані. Така оцінка важлива з точки зору збереження інформаційної цінності узагальнюючих ознак в процесі відповідних перетворень на множині даних. Тому застосування того чи іншого

класифікатора необхідно проводити в розрізі етапів процесу класифікації. Розглянемо основні етапи класифікації, тобто процес підготовки та трансформації даних. Загалом процес класифікації можна подати у вигляді послідовних перетворень даних, які піддаються класифікації (рисунок 3.1).

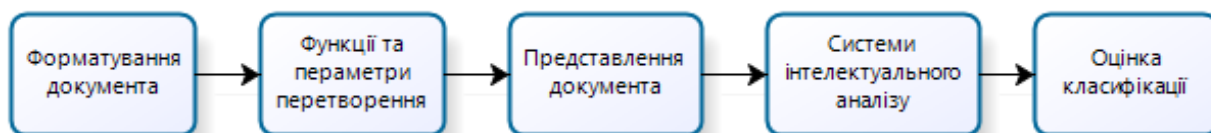


Рис. 3.1. Текстова класифікація документів

Форматування документа необхідно для подання текстової інформації у формі, яка найбільш придатна для застосування математичної обробки.

Після проведення попередньої обробки та збереження релевантної інформації із застосуванням певної кількості ознак та зменшення загальної розмірності, документ можна подати у вигляді вектора ознак. Векторне представлення семантики може бути подане у вигляді матриць різних типів. Матричний підхід дозволяє сформувати такі матриці як термін-документ, де оцінювання релевантності проводиться у вигляді набору слів; слово-контекст використовується для знаходження подібності окремих документів або частин документів; пара-структура, згідно з якою пари слів в подібних структурах мають близьку семантичну залежність та близькість векторів-рядків матриці.

Відомі різні методи, які можуть бути використані для визначення ваги термінів. Найбільш застосовний *tf-idf*, який визначає показник за частотою входження терміна в документ до оберненої частоти терміну в колекції документів [278]. Перед використанням векторного подання документа необхідно нормалізувати значення вагових коефіцієнтів.

Після наведених трансформацій документа, його векторне подання можна використати для методів інтелектуального аналізу. Методи

класифікації базуються на статистичних підходах та методах інтелектуальних інформаційних систем з використанням індуктивного та дедуктивного підходів. Методи інтелектуальних інформаційних систем базуються на таких техніках як дерево рішень, наївний баєсівський класифікатор, нейронні мережі, метод k-найближчих сусідів, метод індукції правил, метод опорних векторів та інші [225]. Вони досить суттєво різняться архітектурою та прийнятими підходами.

У загальному систему прийняття рішення, в основі якої лежить класифікація, представлена на рисунку 3.2.

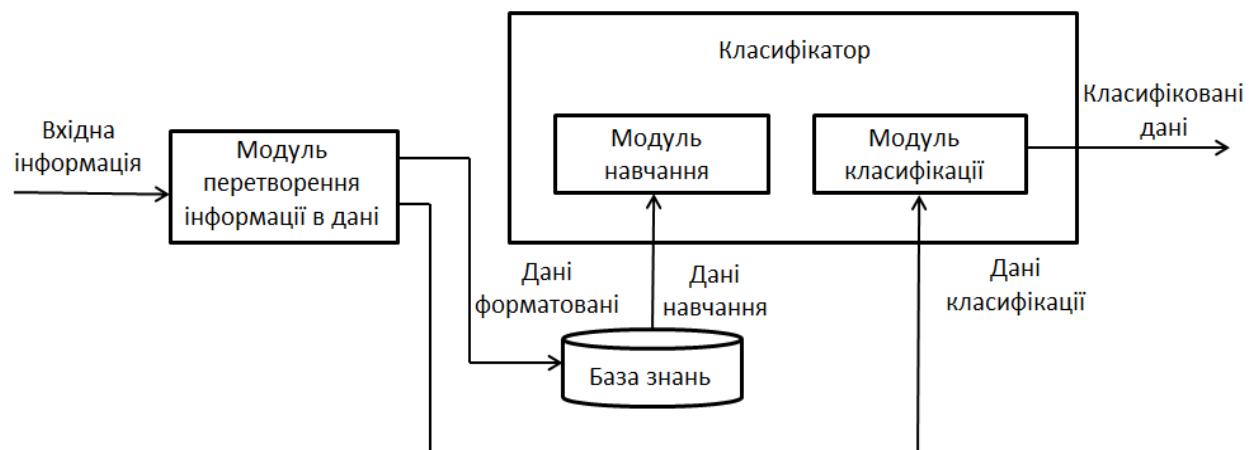


Рис. 3.2. Структура системи прийняття рішення

Вхідна інформація поділяється на навчальну та інформацію, щодо якої приймаються рішення відносно її класифікації. Спочатку інформація піддається перетворенню з отриманням форматованих даних. На початковому етапі здійснюється навчання класифікатора з використанням бази знань. Навчений класифікатор, використовуючи модуль класифікації, здійснює класифікацію необхідних даних. Таким чином отримуємо рішення класифікатора щодо елемента даних.

Відбір ознак текстових документів предметної області є важливим етапом з тієї причини, що в значній кількості випадків їх вибір значною мірою впливає на наступні етапи класифікації та дозволяє підвищити якість

класифікації краще ніж вибір іншого класифікатора. Вибрані ознаки повинні характеризувати клас з позиції його сенсу та мати властивість узагальнювати знання про клас на нові документи. З цієї точки зору вибір узагальнених ознак погано піддається автоматизації, хоча займає важливе місце в інтелектуальному аналізі даних. Таким чином, обсяг даних не грає важливої ролі. Важливішим є інформаційна цінність даних в розрізі їх узагальнюючих властивостей. Тобто якщо дані несуть інформацію, тоді вони повинні її максимально узагальнити для певного класу. Якщо ж дані неефективно узагальнюють інформацію про клас, тоді вони не несуть жодної повної інформації про клас і не можемо визначити, чи належить новий документ до класу чи ні, тому що не володіємо повною інформацією про сам клас. Якщо ж маємо сукупність ознак класу, яка володіє повною інформацією про клас, тоді в цьому випадку можна говорити про те, що маємо інформаційне ядро класу, яке є ефективним для класифікації. Тому важливим є формування цього ядра та встановлення ознак його наявності або відсутності. Як наслідок, завданням є формування інформаційного ядра класу та розробка підходів до його визначення. За інформаційною сутністю ядро дозволяє ефективно застосовувати будь-який класифікатор та обмежувати величину надлишкових даних, так як воно і формує сам клас.

Оцінка якості класифікаторів має експериментальний характер, що базується на неформалізованості та суб'єктивності якості результатів. Базовими характеристиками якості є рівність помилок першого та другого роду. До помилок першого роду відносять хибний пропуск, тобто випадок коли документ, який належить класу класифікатором до цього класу не був віднесений. Помилки другого роду – хибна класифікація, позначається у випадках, коли документ було віднесено до нерелевантного класу. Найбільш часто, з метою оцінки ефективності, використовують статистичні параметри – точність та повноту, які відносяться до задачі бінарної класифікації з множини  $\{0,1\}$ .

Таблиця 3.1

## Матриця помилок

		Оцінка експерта (дійсна)	
		Позитивна	Негативна
Оцінка класифікатора	Позитивна	True Positive (TP)	False Positive (FP)
	Негативна	False Negative (FN)	True Negative (TN)

З використанням матриці помилок визначимо параметри для сегментів даних із загальної множини:

$$\begin{aligned}
 \text{Точність} &= \frac{\sum_n TP}{\sum_n TP + \sum_n FP}; \\
 \text{Повнота} &= \frac{\sum_n TP}{\sum_n TP + \sum_n FN}, \quad n \in \mathbb{N}.
 \end{aligned}
 \tag{3.1}$$

Представлені вирази подані у модифікованому вигляді з розбиттям області дослідження на сегменти, щодо яких застосовуються окремі підходи дослідження, однак загальні показники якості класифікації визначаються на загальній множині даних. Характерним є те, що точність та повнота не залежать від співвідношення розмірів класів.

У текстовій класифікації зазвичай присутні шумові елементи. Особливість їхнього впливу полягає в тому, що вони деформують інформаційне ядро класу. Шумовою ознакою називають таку ознаку, включення якої в документ в середньому підвищує помилку класифікації. Шумовий документ у разі включення його до навчальної множини підвищує помилку класифікації.

Базовий розподіл розділює простір документів на підмножини з однорідними ознаками класів, і якщо документ потрапив до підмножини, в якій він не відповідає ознакам класу, тоді він є шумовим. Наявність таких документів є проблемою, завдяки якій значно ускладнюється завдання з

навчання класифікатора. При зосередженні уваги на шумових документах під час вибору розділювальної границі класифікатор стає неточним для нових даних. Досить часто важко визначити які документи можуть бути шумовими.

При розділенні класів лінійним класифікатором та знаходженні лінійного розділювача існує проблема його знаходження. Причина полягає в тому, що при наявності гіперплощини, які ідеально розділюють класи, існує безмежність лінійних розділювачів.

Якщо класи лінійно розділювальні, важливим є вибір критерію для знаходження розділювальної гіперплощини серед множини таких гіперплощин, які ідеально розділюють дані для навчання. Вибір необхідно здійснити таким чином, щоб ця гіперплощина також досить добре розділювала нові дані.

У випадку неможливості вирішення завдання лінійним підходом та визначення границі за допомогою гіперплощини, використовують нелінійні класифікатори. В таких випадках нелінійні класифікатори точніше визначають приналежність класам за лінійні.

Якщо ж завдання можна вирішити лінійним підходом, краще вирішити лінійною класифікацією. Однак використання нелінійного класифікатора може також свідчити і про те, що набір ознак підмножин розділювальних класів є неякісним з точки зору лінійної розділювальності і тому необхідно провести ревізію ознак.

Зважаючи на те, що процес класифікації є поетапним, важливим є вибір підходу до кожного етапу та встановлення параметрів і критеріїв якості кожного з етапів. Вибір алгоритму інтелектуального аналізу даних, методу вибору функцій, міри оцінки повинен проводитись з можливістю корегування та повернення на попередні етапи.

На вибір класифікатора суттєво впливає обсяг даних і метод навчання. Будь-який класифікатор має свої переваги та недоліки, що проявляються і в залежності від обсягу даних. Проте, при великих обсягах вибір класифікатора

незначно впливає на результати класифікації і вибір найкращого класифікатора.

### 3.2.1. Застосування безпосереднього порівняння іменованих результатів класифікації із визначенням інформаційного ядра

Для порівняння роботи класифікаторів використовуються параметри порівняння. Також порівнювати необхідно в ансамблі класифікаторів, з метою застосування класифікаторів різної природи, що дозволить за рахунок зменшення неперехресних недоліків класифікаторів підвищити загальну якість класифікації.

Оцінка ефективності класифікатора здійснюється на базі мікروتочності  $p$ , мікроповноти  $r$  та  $F$  міри на множині класів  $L$  та множині документів  $D$ . Параметри є модифікованим представленням (3.1).

Мікрооцінка:

$$p = \frac{\sum_{l=1}^{|L|} |\hat{D}_l \cap D_l|}{\sum_{l=1}^{|L|} |\hat{D}_l|}; \quad r = \frac{\sum_{l=1}^{|L|} |\hat{D}_l \cap D_l|}{\sum_{l=1}^{|L|} |D_l|}. \quad (3.2)$$

Макрооцінка:

$$p = \frac{1}{|L|} \sum_{l=1}^{|L|} \frac{|\hat{D}_l \cap D_l|}{|\hat{D}_l|}; \quad r = \frac{1}{|L|} \sum_{l=1}^{|L|} \frac{|\hat{D}_l \cap D_l|}{|D_l|}. \quad (3.3)$$

Для спільної оцінки повноти та точності використовується  $F$ -параметр:

$$F = \frac{2pr}{p+r}. \quad (3.4)$$

Як можна помітити, завдання порівняння класифікаторів розглядається з кількісної точки зору. Класифікація здійснюється за множиною ознак, з якою працює класифікатор та співвідносить документ з класом на базі ознак.

Оцінка класифікатора здійснюється за схемою, наведеною на рисунку 3.3.

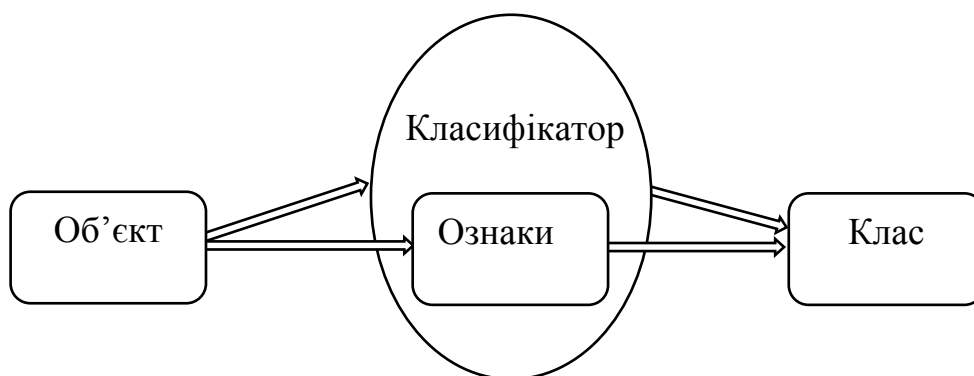


Рис. 3.3. Класифікація документа

Така схема дозволяє дати кількісну оцінку якості роботи класифікатора.

### 3.3. Метод формування множини систем прийняття рішень

Сфера ІС є об'ємною за кількістю підходів та швидко розвивається, пропонуючи все нові модифікації відомих підходів, таким чином все більше розширюючи поле можливих застосувань. Зважаючи на широке різноманіття рішень, завдання вибору комбінації підходів як самих рішень в ансамблі, так і способів рішень СПР в самих ансамблях, які теж є різноманітними за своїми підходами, виникає проблема вибору застосувань. Існує проблема вибору рішень для розв'язання практичних задач [70]. Одна з головних проблем полягає в тому, що практично неможливо в простий спосіб використати відомі підходи для вирішення конкретного завдання. Немає чітких підходів, за якими можна було б встановити, в яких випадках одне рішення працює краще від іншого. Рекомендації зводяться до аналізу великої кількості рішень

з комбінацією параметрів. Суттєвий вплив на результат роботи мають і дані, до яких застосовуються рішення. Крім того, існує проблема практичних реалізації підходів та впливу параметрів на результати роботи. Звісно, такі самі проблеми притаманні і ансамблям, та достатньою мірою вони поглиблюються, породжуючи нові.

Важливим є визначення характеристик класифікатора, тобто параметри, за якими його можна було б оцінити. Нам необхідний показник, який би оцінював не сам підхід, а підхід в контексті ансамблю, тобто давав ознаку, за якою можна оцінити доцільність його використання і мав нескладне представлення та був носієм інформативності в напрямі практичної застосовності. Водночас володів властивістю агрегативності та узагальненості з позиції поєднання з іншими застосовними показниками. При цьому необхідно забезпечити відсутність дублювання інформативності у поєднанні показників.

Оскільки при голосуванні за експертними оцінками визначальним є рішення експерта, необхідний показник, який би характеризував експерта в контексті ансамблю і тільки в цьому контексті. Таким чином і розглянемо якості експерта. Експерт в переважній більшості повинен давати правильні рішення, тобто правильно класифікувати базові дані. Відповідно до цього необхідно навчати на розмічених даних, для визначення правильності класифікації. Однак, особлива цінність експерта в контексті ансамблю полягає не тільки в правильності рішення, а й також у відмінності його думки від інших, тобто думка експерта повинна бути правильною та відмінною. В площині класифікації класифікатори повинні правильно класифікувати розмічені дані, і, що особливо важливо, правильно класифікувати дані, які не класифіковані (тобто неправильно класифіковані) іншими класифікаторами. Таким чином, необхідно мінімізувати функцію помилок та максимізувати функцію відмінності. Ці параметри необхідно покласти в основу показника експерта тобто класифікатора.

Визначимо пріоритетність параметрів відмінності та правильності. З точки зору використання рішень, в ансамблі важливе значення має особливість думки експерта. Ансамблі використовують з метою компенсації недоліків окремих думок, і в кінцевому випадку неправильність думки окремого експерта компенсується існуванням ансамблю. Водночас, відмінність окремої думки відіграє важливу роль саме у формуванні ансамблю та формування метаознак. У випадку вибору метаознак добре натренованих СПР виникають проблеми з сильною кореляцією думок. В цьому випадку базові рішення не сильно оптимізують або застосовують інші евристичні підходи. Іншими словами, використовувати двох експертів, думки яких завжди майже співпадають, не має особливого сенсу. Достатньо використати одного, а не серію дуже подібних своїми рішеннями експертів. Тому переважне значення в цьому випадку має відмінність правильної думки експерта, а неправильність думки компенсується існуванням самого ансамблю. Показник повинен бути застосовним для визначення характеристик кількості рішення в ансамблі. При збільшенні розміру ансамблю віддача системи в розрізі точності знижується. Однак і в цьому застосуванні необхідно використовувати якомога відмінні рішення.

Таким чином, використання відмінності є важливим в композиції рішень. Водночас необхідно використовувати рішення, які дають максимально високу точність, що і необхідно поєднати в одному показнику. Поєднання точності та відмінності рішення є контроверсійним. Це пояснюється тим, що функція максимізації точності приводить до зниження відмінності на множині розмічених даних. І навпаки, при значній відмінності точність думок буде знижуватись. Це поєднання в одному показникові є особливо важливим за пріоритетністю відмінності.

Відмінність експерта полягає в тому, наскільки його думка відмінна від думки інших. Застосовано до класифікаторів визначимо за результатами відмінності правильних класифікацій на просторі розмічених даних  $U$  (рисунок 3.4).

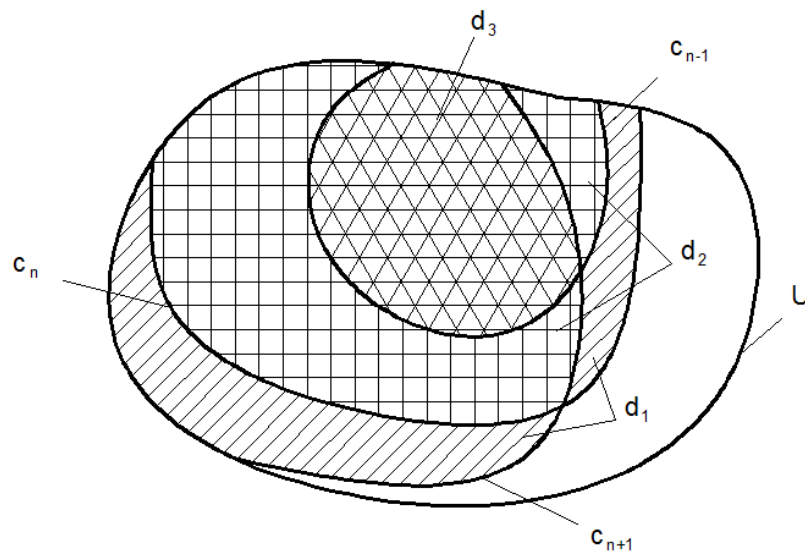


Рис. 3.4. Множини правильних класифікацій

Якщо результати класифікатора є унікальними, тобто правильними, і не співпадають з жодним іншим зоною  $d_1$  множин правильних результатів класифікаторів  $c_n$  та  $c_{n+1}$ , відмінність є суттєвою і необхідно ввести поняття рангу відмінності  $r$ , а відмінність позначати рангом  $d_{r=1}$ . Зміст відмінності з рангом, наприклад, один, полягає в тому, що наявна множина правильних класифікацій класифікатора  $c$ , і жоден елемент цієї множини не належить будь-якій множині правильних відповідей іншого класифікатора. Відповідно, при зменшених вимогах відмінності до класифікатора можна послабити ранг відмінності та допустити, щоб класифікатор дав правильний результат, який співпадає ще з одним і тільки одним із множини класифікатора  $C$ . Тобто в цьому випадку ранг  $r=2$  і отримуємо зони, позначені  $d_2$  (рисунок 3.3). Таким чином, послаблення вимог до класифікатора за критерієм відмінності можна здійснювати з встановленням рангу відмінності. Визначаємо відмінність класифікатора відповідно до рангу як об'єднання множин класифікатора до відповідного рангу з врахуванням сильніших рангів класифікатора  $\bigcup_{cr}^r d_{cr}$ .

## Алгоритм 3.1

**Input:** індексація розмічених даних  $U$ **Set:**  $r$ **forall**  $c \in C$  **do**

$$t \leftarrow \frac{\left| \left\{ x^y \mid x^y \in \bigcup_{c \in C}^r c_c^r \setminus c_c \right\} \right|}{\left| \left\{ x^y \mid x^y \in \bigcup_{c \in C}^r c_c^r \right\} \right|}; \quad (3.5)$$

$$p \leftarrow \frac{|C_c \setminus U|}{|U|}; \quad (3.6)$$

$$d_{c(r)} \leftarrow t/p. \quad (3.7)$$

**end forall****sort**  $\{d_{c(r)}\}$ **return**  $d_{c(r)}$ 

Для визначення параметра експерта проіндексуємо універсальний простір розмічених даних  $U$  і застосуємо до нього набір класифікаторів  $\{c\}$  за правильними результатами роботи класифікованих даних  $X \times Y$ . Відмінність кожного класифікатора визначимо як відношення даних правильно класифікованим цим класифікатором до даних, які правильно класифіковані також й іншими класифікаторами відповідно до рівня рангу (3.5). Співвідношення визначаємо в межах множини класифікатора. Результати обрахунку можуть змінюватися в широких межах.

Параметр «точність» визначимо як відношення множини неправильно класифікованих даних до універсальної множини даних (3.6). Цей параметр має відносний характер з максимальним значенням  $p < 1$ . Співвідношення (3.7) призначене для підсилення відмінності відповідно до точності і дозволяє поєднати в одному параметрі ці два значимих фактори. Таким чином визначається така характеристика рішенням в ансамблі як відмінність

за параметром точності. Відмінність визначається за встановленим рангом  $r$ . Вона дозволяє врахувати як ранг відмінності рішення, так і точність. Подвійна назва повною мірою визначає призначення характеристики. Таким чином, отримуємо таку характеристику класифікатора як *відмінність рангу  $r$  за параметром точності*. Ця характеристика призначена для використання в ансамблі та може бути використана як в безпосередньому вигляді (3.5) – відмінність, так і за параметром точності (3.7). Також можна використовувати будь-який інший параметр, який застосовний для характеристик рішень та змінюється в межах  $(0, 1)$ . Найбільш часто він має відносний характер. Як приклад, можна навести використання відмінності рангу  $r$  за параметром повноти.

Розглянемо роботу класифікатора з огляду на співвідношення множини документів та множини оціночної цільової функції за результатами роботи класифікатора.

Із загальної множини документів  $D$  виділяється підмножина оціночної цільової функції  $\hat{f}$  за класифікаторами  $C_1$  та  $C_2$  (рисунок 3.5 а) і класифікаторами  $C_1$  та  $C_3$  (рисунок 3.5 б). Оцінка відповідності здійснюється за результатами роботи функції передбачення і приймається за результатами роботи класифікатора  $\hat{D} = S[\hat{f}]$  та  $C = \hat{D}$ . На підставі цього множина результатів класифікації та множина документів  $C_1 \subset D$ ,  $C_2 \subset D$ ,  $C_3 \subset D$ .

Порівнювати класифікатори будемо за результатами їх роботи (тобто класифікації). За оцінками повноти та точності порівняти класифікатори, а саме множин  $C_1$ ,  $C_2$ ,  $C_3$  складно, а порівняти якість класифікаторів на множинах  $C_1$ ,  $C_2$  та  $C_1$ ,  $C_3$  неможливо, тому що показники повноти та точності за результатами, поданими на рисунку 3.5, рівні між собою для множин  $C_2$  та  $C_3$ , тому що кількість елементів множини  $C_2$  відповідає кількості елементів  $C_3$ ,  $\text{count}[C_2] = \text{count}[C_3]$ . Однак, якщо будемо унікально індексувати документ універсальної сукупності, тоді  $C_2 \neq C_3$ . Тобто, якщо

абсолютні кількісні показники рівні, тоді при обрахунку унікальних документів, які належать тільки одній множині, одержимо інший результат.

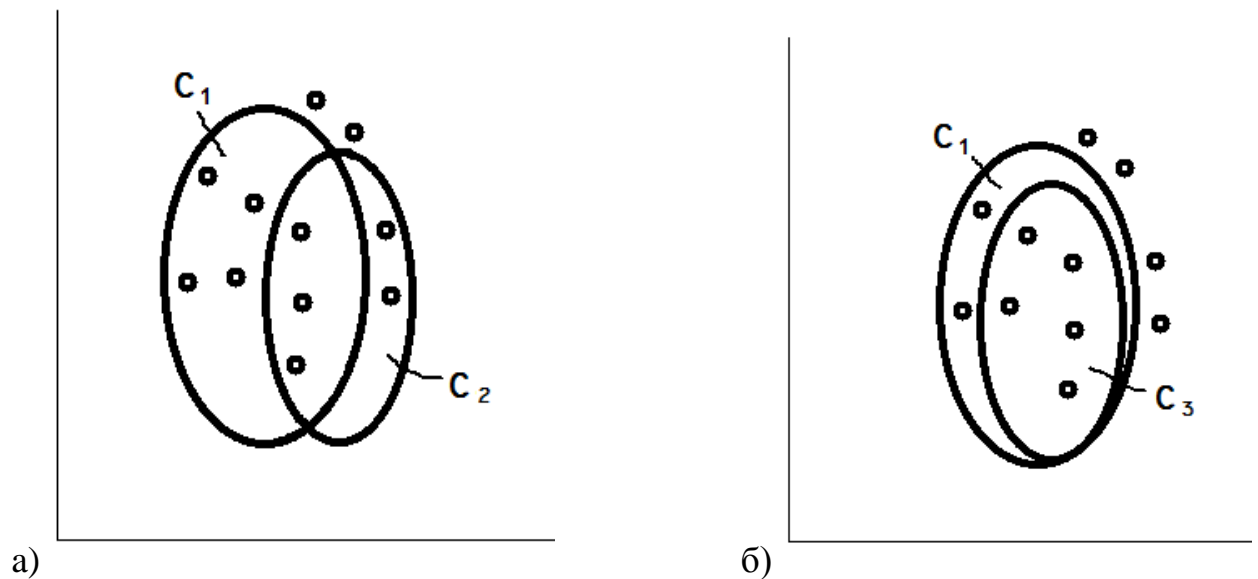


Рис. 3.5. Множини оціночної функції на базовій універсальній множині документів

Для оцінки відмінності класифікаторів в контексті неперетину результатів класифікації необхідно визначити перетин множин.

Розглянемо задачу, де необхідно забезпечити ін'єктивне відображення  $C_2 \rightarrow D$  і  $C_3 \rightarrow D$  при  $C_2 \neq C_3$ . Тобто необхідно забезпечити відповідність елемента множини класифікатора елементу множини документів, а саме, щоб елемент переходив сам в себе для відображення різних множин. Для досягнення цієї мети здійснимо індексацію множини документів  $D$ . Індексом буде унікальна мітка, яка унікально характеризує документ та відмінна від інших документів цієї множини. Необхідно забезпечити єдину унікальність елемента для різних множин. Один і той же самий елемент не повинен мати різні індекси в різних множинах. Отже, проводимо індексацію в базовій множині документів  $D$  і використовуємо цю ж індексацію в підмножинах базової множини, тобто  $C_1$ ,  $C_2$ ,  $C_3$ . Таким чином сформуємо єдину систему індексування для різних множин. Оскільки система

індексування виходить за межі підмножин, назвемо цей індекс трансцендентним. Цей індекс дозволяє унікально ідентифікувати документ у будь-якій підмножині із базової.

Порівнювати класифікатори необхідно за результатами роботи, а саме класифікації і знаходити перетин результуючих множин  $C_1$ ,  $C_2$ ,  $C_3$ , тобто оцінювати міру близькості. Відомий досить широкий різновид різноманітних коефіцієнтів мір та індексів подібності в різних галузях науки. Найбільш відомим та таким, який лежить в основі багатьох параметрів, є коефіцієнт Жаккара – бінарний параметр подібності:

$$K_j = \frac{c}{a + b - c}, \quad (3.8)$$

де  $a$  – кількість видів на першій пробній області;

$b$  – кількість видів на другій пробній області;

$c$  – загальна кількість видів, спільна для обох областей.

Множинна інтерпретація міри абсолютної подібності, яка є числом спільних ознак порівнюваних об'єктів  $n(A \cap B)$

$$K_j = \frac{n(A \cap B)}{n(A) + n(B) - n(A \cap B)} = \frac{n(A \cap B)}{n(A \cup B)}. \quad (3.9)$$

Таким чином, коефіцієнт подібності є відношенням перетину множин до їх об'єднання. На підставі цього можна визначити коефіцієнт якості класифікаторів як відношення перетину класифікаторів цільової функції до їх об'єднання на базі трансцендентного індексу:

$$K_{sc_1c_2} = \frac{C_1 \cap C_2}{C_1 \cup C_2}. \quad (3.10)$$

Зауваживши, що

$$C_1 \cup C_2 = \{d \mid d \in C_1 \vee d \in C_2, \{C_1, C_2 \subset D\}\};$$

$$C_1 \cap C_2 = \{d \mid d \in C_1 \wedge d \in C_2, \{C_1, C_2 \subset D\}\}.$$

Використання коефіцієнта подібності класифікаторів  $K_s$  дозволяє порівнювати класифікатори за ефективністю та сформувати ансамбль із класифікаторів, які дозволяють максимізувати суму взаємовиключаючих перетинів на базовій універсальній множині трансцендентного індексу, що дасть можливість звести до мінімуму відмінність між множиною документів та сумарною множиною сумісної дії класифікаторів. Так як множина документів  $D$  є універсальним простором  $U$ , в загальному випадку:

$$k_s = \arg \min_{k_s} (U - \bigcup C - \bigcap C). \quad (3.11)$$

Таким чином, коефіцієнт подібності визначається за мінімальною спільністю перетинів множин правильно класифікованих даних. Такий підхід використовується для порівняння якості класифікатора при зміні його параметрів класифікації, що дозволяє оцінювати якісний вплив параметрів на класифікатори. Розглянемо визначення коефіцієнта подібності  $k_s$  для використання в комплексах алгоритмів з метою формування набору алгоритмів  $\{c\}$ , які мають максимальну відмінність з огляду на множини правильно класифікованих даних  $X \times Y$ . Елементи  $X \times Y$  визначаються як  $x^y = (x, y)$ . Для встановлення набору класифікаторів та визначення коефіцієнта подібності запропоновано алгоритм, який на універсальній множині  $U$  визначає перетин правильно класифікованих даних на базі трансцендентного індексування елементів  $U$ .

## Алгоритм 3.2

**Input:** Індексация даних для тестування  $U$ 

$$S_{\cup} \leftarrow 0$$

$$S_{\cap} \leftarrow 0$$

**forall the**  $x^y \in U$  **do****for**  $c \in C$  **do**

$$k_c \leftarrow \left| \{x^y \mid x^y \in c\} \right| \quad (3.12)$$

**end for****end forall****sort**  $\{k_c\}$ **for**  $k_c$  **from**  $\max k_c$  **do**

$$\text{if } \exists \{x^y \mid x^y \in c\} \in C_c^1 \text{ then} \quad (3.13)$$

**delete**  $c$  **from**  $\{c\}$ 

$$k_c = 0$$

**end if****end for****sort**  $\{k_c\}$ **while**  $k_c \neq 0$  **from**  $\max k_c$  **do**

$$S_{\cap} \leftarrow S_{\cap} \cup \left\{ x^y \mid x^y \in \bigcap^c C_c^2 \setminus \bigcap^c C_c^{>2} \right\} \quad (3.14)$$

$$S_{\cup} \leftarrow S_{\cup} \cup \left\{ x^y \mid x^y \in \bigcup_{n=1}^c C_n \right\}$$

**end while**

$$k_s \leftarrow |S_{\cap}| / |S_{\cup}|$$

**return**  $k_s, \{c\}$

На початковому етапі індексуємо простір  $U$ . Далі обраховуємо коефіцієнт кожного з класифікаторів як потужність множини правильно класифікованих даних класифікатором (3.12). Оскільки належним є використання класифікаторів, які правильно класифікують найбільшу кількість даних (класифікатор має найбільший коефіцієнт), відповідно, сортуємо класифікатори за цим показником.

Застосування алгоритму дозволяє з набору класифікаторів визначити комплекс, який характеризується максимальною ефективністю з класифікаторів, що розглядаються, та розрахувати коефіцієнт порівняльної оцінки як коефіцієнт подібності сукупності комплексу класифікаторів. Наступним етапом є видалення класифікаторів, які не мають безпосереднього перетину з універсальним простором.

Метод формування множини систем прийняття рішень визначається такими кроками:

- формування пулу потенційних класифікаторів з належними якісними характеристики стосовно класифікації на множині вхідних даних;
- визначення параметрів відмінності класифікаторів;
- визначення коефіцієнта подібності за мінімальною спільністю перетинів множин правильно класифікованих даних;
- відбір та формування множини класифікаторів з максимальними якісними показниками та мінімальними параметрами подібності.

Застосування методу дозволяє сформувати множину класифікаторів з пулу потенційних з видаленням класифікаторів, які не мають цінності з позиції використання в ансамблі.

Таким чином визначаються класифікатори, множина правильних відповідей поглинається множиною іншого класифікатора або сукупністю множин. Тобто інформаційна цінність таких класифікаторів є незначущою, в множині класифікаторів, які розглядаються, за тієї обставини, що існують класифікатори або їх об'єднання, які узагальнюють тобто поглинають класифікаційні властивості таких класифікаторів (3.13). Відповідно, такі

класифікатори не несуть інформаційної цінності та їхнім коефіцієнтам присвоюється нуль, що вказує на те, що їх використовувати недоцільно. Оскільки коефіцієнти класифікаторів змінюються, проводимо наступне сортування. Починаючи з найбільш ефективного класифікатора, визначаємо перетини множин правильних класифікацій. Якщо виявляються області, в яких при наступному класифікаторі перетинаються більше ніж множини двох класифікаторів, такі області не враховуються, так як відбувається дублювання класифікаційних перетинів (3.14) (рисунок 3.6).

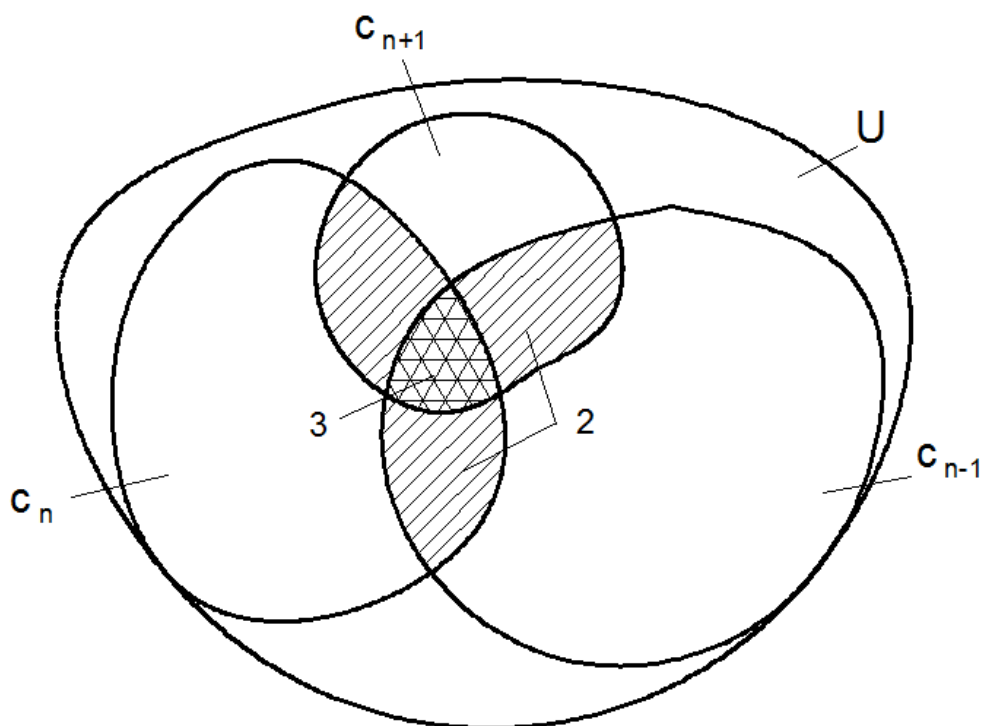


Рис. 3.6. Перетин множин класифікаторів

Величина перетину множин класифікаторів вказує на величину правильної класифікації обома класифікаторами, у випадку двох класифікаторів та свідчить про їхню подібність у сенсі порівняння результатів класифікації і дає змогу дати кількісну оцінку подібності. При застосуванні комплексів класифікаторів важливим є перетин будь-яких двох класифікаторів.

Перетин трьох (рисунок 3.6) і більше областей свідчить про подальше дублювання і не враховується, тому що було враховано на попередньому етапі порівнювання множин класифікаторів. Співвідношення потужностей перетинів та об'єднань множин класифікаторів в числовому вигляді визначає кількісну ознаку подібності сукупності класифікаторів.

Таким чином, оцінювання інформаційної цінності елемента класифікації здійснювалось шляхом здатності класифікаторів щодо його класифікації. Інформативність сукупності документів і складає інформаційне ядро для розпізнавання, на базі якого і необхідно здійснювати навчання класифікаторів.

Визначення інформаційного ядра класифікації можна застосувати в межах одного класифікатора, зміст якого буде полягати у встановленні базової сукупності ознак, які дозволяють з належною ефективністю здійснювати класифікацію (рисунок 3.7). Прикладом такого застосування є встановлення вектора ознак для найбільш застосовного класифікатора метода опорних елементів.

Вектор ознак повинен мати мінімальну довжину при необхідній ефективності класифікації. В загальному випадку необхідно максимізувати суму відстаней між класами при мінімальній довжині вектора ознак. Проведемо класифікацію на базі вектора ознак, в якому кожна ознака розглядається як вектор, який складається з ваг *tf-idf* кожного терміна. Крім того, накладемо умову, яка полягає в тому, що ознака повинна належати кожній категорії. Ефективність визначимо на базі сумарних відстаней між категоріями.

Здійснимо ранжування за сумою довжини вектора ознаки та відкинемо ознаки від максимальної та мінімальної довжини з метою визначення необхідної довжини вектора для класифікації.

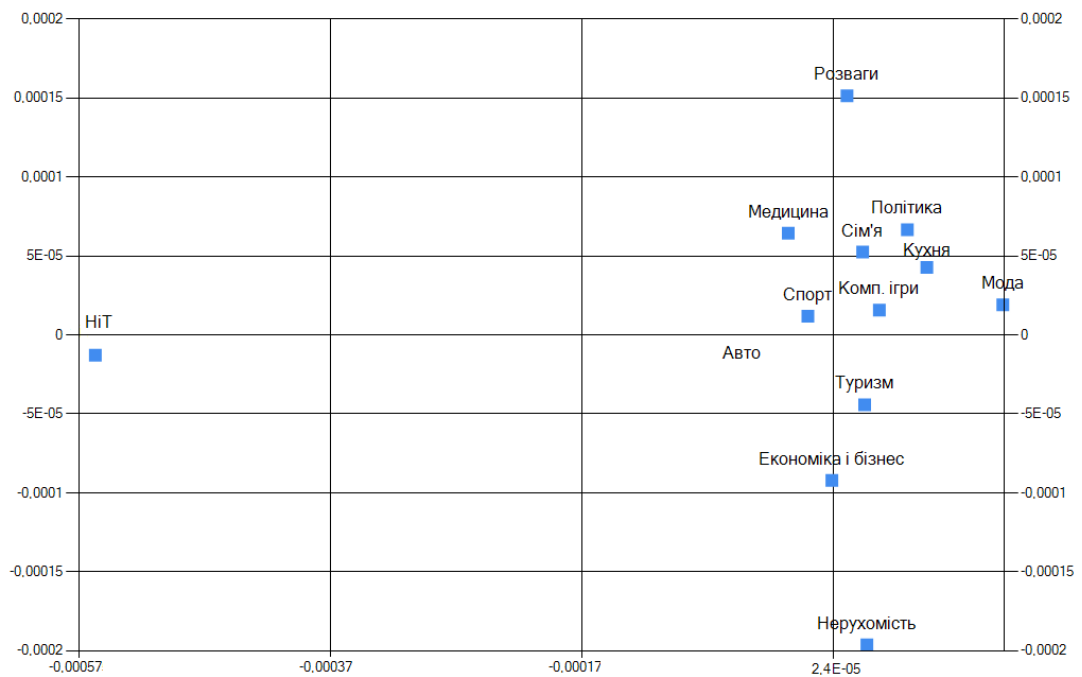


Рис. 3.7. Розподіл класів класифікованих документів

Вектор ознак тільки в частині важких ознак значною мірою впливає на сумарну відстань між класами (рисунок 3.8).

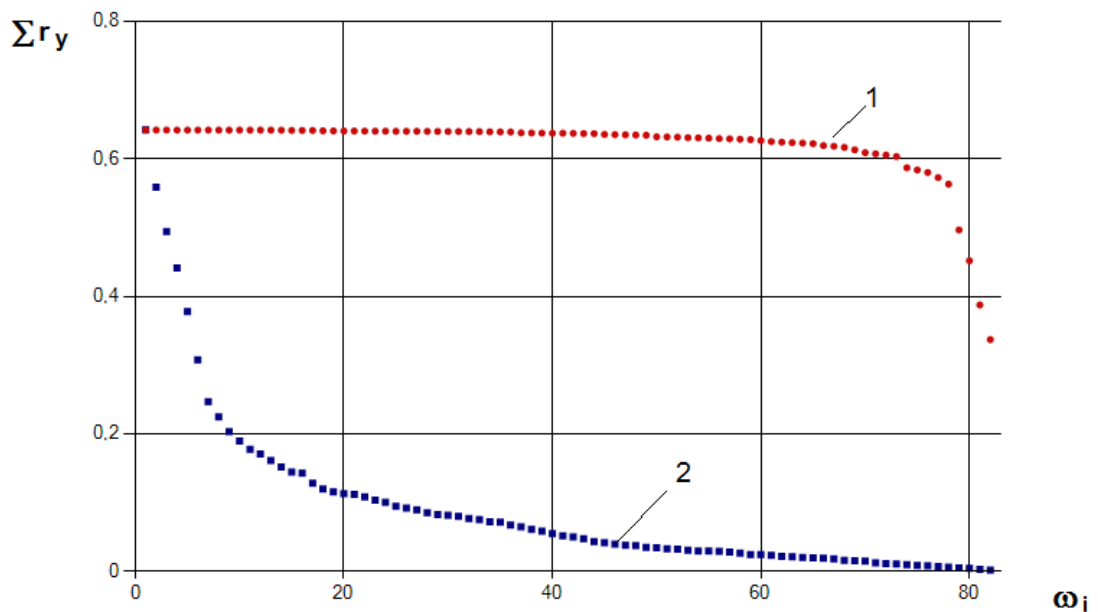


Рис. 3.8. Залежність сумарних відстаней між класами від довжини вектора ознак: 1 – відкидаємо елементи вектора, починаючи з найлегших; 2 – відкидаємо елементи вектора, починаючи з найважчих

Таким чином, вважаючи залежність гладкою, можемо обмежити вектор ознак при задоволенні необхідної якості класифікації, взявши за ознаку відстань між класами.

За умовний критерій можна взяти вплив приросту ознаки на приріст сумарної довжини, тобто, провівши нормування параметрів, встановимо умову впливу ознаки на сумарну довжину як  $\Delta\omega_i < \Delta\sum r_y$ .

Аналіз етапів класифікації документів дозволив визначити повноту та необхідність застосування параметрів порівняння з метою визначення сукупності ознак, які несуть інформаційну цінність та володіють властивостями узагальнення в межах класу, який вони представляють

Параметри порівняння, які застосовуються, недостатньою мірою відображають всебічність характеристик класифікаторів в розрізі безпосередньої порівнювальної оцінки при зміні параметрів класифікації та визначенні комплексів класифікаторів з метою ефективного застосування.

Підхід дозволяє знайти ядро класифікації, що несе виняткову інформаційну цінність незалежно від вибраного класифікатора, та мінімальну кількість ознак класифікації. Також стає можливим знайти співвідношення подібності в комплексі класифікаторів, здійснити підбір класифікаторів для застосування в комплексі за критерієм мінімальної подібності, що дає змогу визначити класифікатори, які дозволяють узагальнити різні інформаційні аспекти множини документів.

Важливим є визначення сукупності ознак класифікації, які несуть головну інформаційну цінність відповідного класу та дозволяють сформувати інформаційне ядро класифікації, яке застосовується для ефективної класифікації. Надалі визначено ядро класифікації з метою виявлення параметрів інформативної цінності при застосуванні підходів класифікації та дослідження застосовності підходу для вибору векторів ефективних ознак.

### 3.4. Метод формування ансамблю систем прийняття рішень

На сьогодні існує досить широке різноманіття засобів інтелектуального аналізу даних, серед яких: методи статистичного аналізу, нейронні мережі, SVM тощо. Таке різноманіття засобів свідчить про те, що універсальних підходів для вирішення прикладних задач не існує.

Застосування різноманітних методів та засобів моделювання до одного і того самого набору даних може мати різноманітні цілі, як полягають у різних площинах. Це може бути спрощена структура, результати якої досить легко інтерпретувати, однак точність її буде досить невисокою. Іншим випадком може бути побудова складної СПР більш точної СПР, однак результати роботи якої досить важко інтерпретувати. Загалом, складні СПР, які дають найбільш точні результати, в переважній більшості складно інтерпретуються.

Як результат, для практичного застосування методів інтелектуального аналізу даних будують СПР, виходячи з обраних цілей та знаходження компромісу між такими показниками:

- точність;
- складність;
- інтерпретованість.

Досить значна частина досліджень направлена на розробку СПР, які дають більш точні результати, зважаючи на те, що для кінцевих користувачів питання прозорості результатів є неважливим та досить суб'єктивним. Проте, інтерпретованість в певних областях застосування ІС є особливо важливим показником.

Точність роботи СПР залежить від якості даних в проєкції предметної області та методів аналізу. Оскільки різноманіття СПР в площині ІС досить широке, природним є поєднання декількох підходів та створення ансамблів СПР. Це дозволяє використати їх переваги та підвищити якість рішення.

Набір СПР агрегатованого класифікатора навчають та отримують результати прогнозування, які надалі поєднують і на базі поєднання прогнозувань отримують певне рішення ансамблю.

Кінцева кількість СПР навчається на загальній множині прецедентів або її підмножині та одержують результати прогнозу. Однак, виникає питання підходів до агрегації результатів прогнозування окремих СПР та формування гіпотези про стан системи. Оцінка гіпотез та їх агрегатований вибір залежить від багатьох факторів. Це фактори, пов'язані з характером розподілу даних та їх параметрів, зв'язків між параметрами, цільовими функціями на площині параметрів тощо. Окрема СПР, яку навчили на множині прецедентів, може не володіти властивостями узагальнення та не показати хорошу точність на тестовій вибірці. Однак із застосуванням ансамблю, та використавши достатню кількість СПР, які навчаються на одній і тій самій множині, можемо на підставі багатьох результатів зменшити випадковість результуючого рішення шляхом комбінування множини результатів.

Метод формування ансамблю систем прийняття рішень складається з наступних кроків:

- визначаються якісні показники класифікації на вхідних даних та множині відібраних класифікаторів;
- визначається необхідний рівень інтерпретованості класифікації з необхідним обов'язковим залученням класифікатора до ансамблю;
- формується ансамбль класифікаторів з долученням до ансамблю класифікаторів, використанням методу формування множини систем прийняття рішень у формі відношення потенційних класифікаторів та наявного ансамблю.

У випадку застосування ансамблю, фактори недосконалості окремих СПР компенсуються і підвищується кінцева точність агрегації. Такий результат можливо отримати у випадку взаємної компенсації недоліків СПР. Таким чином, випадковість факторів дозволяє підвищити точність СПР. СПР

врівноважують випадковість результатів один одного та збалансовують спільне рішення, яке найбільш правдоподібне до цільової функції. Це дозволяє підвищити результат та взаємно компенсувати помилки кожної окремої СПР. Вважається, що середня оцінка рішень множини СПР на базі незалежних навчальних множин завжди зменшує значення середньоквадратичної помилки. Необхідно також враховувати як розподіл результатів СПР, так і факторів параметрів даних.

### **3.4.1. Агрегування результатів рішень класифікаторів**

Для отримання результуючого рішення, які було отримано кожними СПР, використовують найбільш часто такі підходи:

- голосування: результатом спільного рішення є проста більшість із загальної множини СПР;

- зважене голосування: кожному голосу окремої СПР надається певна вага за обраними критеріями ансамблю;

- середнім значенням: результати всього ансамблю визначаються як просте середнє значення результатів кожної СПР, при наявності ваг результати збільшуються на величину ваги.

Побудова рішень за голосуваннями в окремих випадках може змінювати та враховувати специфіку мети голосування. Агрегування результатів може бути не тільки за більшістю, але і приймати інші види. Як приклад, можна навести такі підходи до поєднання результатів за правилами:

- and-gate: всі СПР з множини прийняли однакове рішення;

- or-gate: хоча би одна СПР, як приклад можна навести приналежність інформації до певного класу у бінарній класифікації, тобто усі СПР прийняли рішення про неналежність до класу, а одна СПР прийняла рішення, що все ж таки належить, і у цьому випадку приймається спільне рішення ансамблю, що інформація належить до цього класу;

– k-out-of-N: у випадку коли k СПР з N прийняли рішення, в цьому випадку число N не завжди відповідає загальній кількості СПР в ансамблі;

– majority vote: якщо більшість СПР прийняли рішення, тоді спільне рішення, тобто рішення ансамблю, відповідає цьому рішенню.

Метод ансамблів загалом дозволяє отримати такі переваги:

1. Мінімізація впливу випадковостей. Об'єднуючий класифікатор компенсує помилки кожного з базових класифікаторів, тобто середня помилка спільного рішення зменшується, що приводить до зменшення випадковостей на результуюче рішення.

2. Зменшення дисперсії. Спільне рішення множини СПР загалом дозволяє отримати кращу оцінку ніж рішення окремої СПР. Ймовірність того, що загальна сукупність СПР знайшла правильне рішення значно вища. Загалом оптимальне рішення площині рішень в умовах ансамблю може мати глобальний оптимум. Це впливає з того, що пошук рішення здійснюється множиною СПР з різних точок цього простору. Таким чином, певною СПР це рішення буде знайдено.

3. Репрезентативність. Існує ймовірність того, що множина гіпотез СПР не містить найкращу гіпотезу. В такому випадку є можливість доповнення множини гіпотез комбінованими гіпотезами. Таким чином, використання ансамблів дозволяє розширити множину можливих гіпотез, що дозволяє підвищити ймовірність знаходження оптимальної гіпотези та отримати результат за межами множини базових гіпотез СПР, тобто отримати нові можливості на базі існуючих.

Таким чином, вибираємо сукупність СПР, поєднуємо їх за обраним правилом та отримуємо результат агрегування.

Це дає нам такі переваги:

- отримуємо складнішу СПР, ніж будь-яка, що є частиною ансамблю;
- підвищення точності;
- уникнення перенавчання та недонавчання;
- можливість поєднання ознак різної природи.

### 3.4.2. Граничні випадки агрегування рішень класифікаторів

Визначимо ймовірність винесення правильного рішення СПР, що знаходиться в межах  $0.5 < p < 1$ , тоді ймовірність винесення групою СПР правильного рішення збільшується із збільшення кількості присяжних та наближається до одиниці. У випадку  $0 < p < 0.5$ , ймовірність правильного рішення СПР зменшується та наближується до нуля із збільшенням кількості СПР.

В такому випадку ймовірність того, що група СПР винесе правильне рішення буде мати вигляд у випадку простої більшості:

$$P_n = \sum_{i=\frac{n}{2}+1}^n \frac{n!}{(n-i)!i!} p^i (1-p)^{(n-i)} \quad (3.15)$$

де  $n$  – кількість СПР;

$p$  – ймовірність правильного рішення СПР;

$\frac{n}{2} + 1$  – мінімальна більшість.

Виходимо з припущень:

1. СПР загалом є прийнятною за якісними показниками її роботи з прийняття рішень;

2. Кожне рішення СПР генерується незалежно від рішень інших СПР групи;

3. СПР приймає рішення, виходячи із власних генеруючих структур, які навчені на тих же даних, що й інші СПР групи;

4. Рішення кожної СПР групи забезпечують не тільки правильність генеруючих рішень, а також і різноманітність, яка проявляється у наявності відмінних від інших рішень.

Остання вимога проявляється в тому, що кожна СПР групи генерує власну ймовірність рішення, це не приводить до зміни ймовірності загального правильного рішення.

При повторі рішення СПР групи, ймовірність не вище ймовірності прийняття рішення будь-якої іншої СПР. Кореляція не приводить до неможливості прийняття загального правильного рішення, проте наявність відмінних від інших рішень групи повинна бути необхідною умовою врахування рішення СПР.

Усі СПР навчаються на одних і тих самих даних, що свідчить про існування єдиного спільного джерела інформації для навчання СПР.

**Граничний випадок використання ансамблів.** Розглянемо задачу бінарної класифікації, де  $\{f_i(x)\}_{i=1}^M$  – бінарні класифікатори. Для випадкових величин, які задаються відповідним ймовірнісним простором  $\xi_i = I[f_i(x)] \sim \text{Ber}(p)$ ,  $p(0,1)$ . При цьому  $E[\xi_i] = p$ ,  $D[\xi_i] = p(1-p)$ . Необхідною умовою є незалежність класифікаторів, тоді  $\{\xi_i\}_{i=1}^M$  незалежні. Використаємо  $\bar{\xi} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \xi_i$  та  $E[\bar{\xi}] = p$ ,  $D[\bar{\xi}] = \frac{p(1-p)}{M}$ . Оскільки ансамбль  $F(x)$ , який складається з  $\{f(x)_1, \dots, f(x)_M\}$  голосуванням більшістю голосів, неправильно класифікує при умові  $\bar{\xi} > 0.5$ .

Ймовірність помилки:

$$P(F(x)) = \sum_{i=\frac{M}{2}+1}^M \frac{M!}{(M-i)!i!} p^i (1-p)^{(M-i)} \quad (3.16)$$

Для граничного випадку за умови  $M \rightarrow \infty$  значення  $D[\bar{\xi}] \rightarrow 0$  розподіл величини  $\bar{\xi}$  вироджується. При збільшенні величини  $M$  ймовірність помилки ансамблю  $P(F(x))$  наближається до нуля за умови  $p < 0.5$ . На

підставі цього, при побудові ансамблю простим голосуванням можна говорити про можливість побудови ідеального класифікатора.

Рішення ансамблю буде мати підвищену точність, оскільки неправильні рішення класифікатора компенсуються відповідними правильними рішеннями інших класифікаторів. Щоб отримати очікуваний результат класифікатори повинні бути різноманітними. Різноманітність полягає в тому, що вони повинні компенсувати неправильні рішення, а не поділяти помилки. Окрім різноманітності, для того щоб випадково обрані класифікатори в ансамблі досягли високої точності, вони повинні бути самостійно слабкими, проте бути достатньо точними та вказувати точність, яка щонайменше перевищує 50 %.

Існують випадки, коли використання голосування простою більшістю необхідно застосувати в умовах умовно незалежних класифікаторів. Проведені дослідження на великій кількості прикладів виявили той факт, що, як правило, такий вид агрегації працює досить добре. Проте, також було виявлено, що умовна незалежність не є достатньою умовою для забезпечення того, щоб голосування більшістю голосів завжди забезпечувало кращу класифікаційну ефективність, ніж окремі класифікатори.

Хоча в значній кількості випадків агрегування за голосуванням переважною більшістю голосів дає хороші результати, існують випадки, коли застосування загальноприйнятих вимог до використання таких видів агрегування не є ефективним. Крім того, трактування причин наявності таких явищ викликають дискусію про їх формування.

### **3.4.3. Міграція даних при формуванні набору класифікаторів**

Розглянемо поведінку та взаємодію СПР в їхній сукупності до формування принципів та правил агрегування результатів в ансамблі. Крім того, визначимо поведінку та принципи формування сукупності

класифікаторів на підставі їх поводження та результатів класифікації кожного окремого взятого класифікатора.

Застосуємо універсальну навчальну множину та проведемо класифікацію на тестовій вибірці класифікаторами з формуванням узагальнюючих результатів у системі їх поводження.

За результатами класифікації СПР формують множини правильно класифікованих даних. Причому існує певна сукупність даних, які правильно класифікували декілька СПР. Ці дані певним чином перерозподіляються із додаванням нових класифікаторів в множину застосованих.

Сформуємо підмножини з універсальної множини даних за усіма можливими комбінаціями спільних правильних рішень СПР на площині тестових даних. Розглянемо бінарну класифікацію правильних рішень  $\{0,1\}$ . Тобто, якщо рішення СПР правильне позначимо 1, якщо ні 0.

Для прикладу трьох класифікаторів одержимо такі поєднання  $\{1,1,1\}$ ,  $\{1,1,0\}$ ,  $\{1,0,0\}$ ,  $\{0,0,0\}$  з числами поєднань  $\binom{3}{3}$ ,  $\binom{3}{2}$ ,  $\binom{3}{1}$ ,  $\binom{3}{0}$ .

Як відомо, кількість поєднань  $n$  по  $k$  дорівнює біноміальному коефіцієнту. Якщо будемо додавати нову СПР, отримаємо набори поєднань, які формують трикутник Паскаля. Зобразимо відповідність між трикутником Паскаля та діаграмою Венна (рисунок 3.9).

Граничні набори таким чином формують множину даних, які були правильно класифіковані усіма СПР з множини СПР ансамблю та множину даних, де усі СПР класифікували неправильно.

У процесах розширення множини ансамблю відбувається процес перерозподілу множин даних та міграція даних в сусідні множини. Таким чином, внесення нової СПР до ансамблю вносить зміни у перерозподіл даних в множинах.

Множина ансамблю є скінченною і повинна формуватися з множини можливих СПР, вносячи певну інформаційну цінність в ансамбль. Модель

повинна доповнювати ансамбль та надавати йому додаткові властивості із класифікації. Тобто внесення СПР в ансамбль має сенс тільки у тому випадку, коли вона правильно класифікувала дані, які не були правильно класифіковані жодною з СПР, яка входять до ансамблю. Практично це визначається переходом даних із поєднання  $\{0,0,0\}$  в  $\{1,0,0\}$ . Крім того, вибір СПР з можливих повинен здійснюватись за ознакою максимізації кількості даних відповідно до зазначеного переходу. Така форма додавання СПР в ансамбль приводить до поступового зменшення множини поєднання  $\{0,0,0\}$ . Розподіл даних із внесенням додаткових СПР представлений на рисунку 3.9.

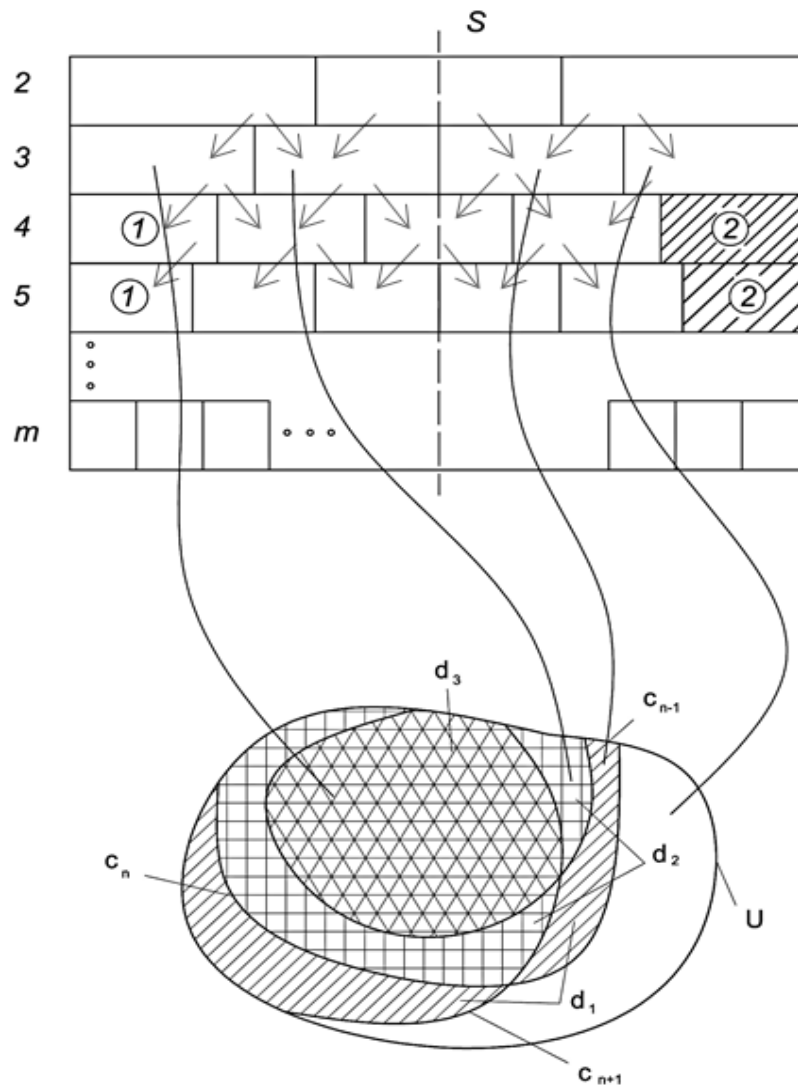


Рис. 3.9. Розподіл даних із внесенням додаткових СПР  
в множину застосовних

Тобто множина даних, які не були правильно розпізнані жодним класифікатором з ансамблю, вироджується на підставі переходу:

$$\bigcup_c C \setminus U = \{ \}. \quad (3.17)$$

На рисунку 3.9 це відповідає зоні 2, в якій відсутні дані. Оскільки усі дані були розпізнані хоча б одним класифікатором з ансамблю, подальше розширення ансамблю немає змісту. Це свідчить про те, що дані можуть бути розпізнані в межах поставленої задачі.

Таким чином, можливо записати умови формування ансамблю класифікаторів з множини можливих  $W$  :

$$C = \{c | A(c)\}. \quad (3.18)$$

$$A(c_i) = \begin{cases} c_i = \arg \max_{j \in [1, \dots, |W|]} b_j, b_j = \begin{cases} \bigcap_{k=1}^i C_k; \\ \bigcup_{k=1}^i C_k \setminus U. \end{cases} \\ \bigcup_c C \setminus U \neq \{ \}. \end{cases} \quad (3.19)$$

Подальше додавання СПР до ансамблю приводить лише до перерозподілу даних та зменшення множини поєднання  $\{1,1,1\}$ .

Множина, яка формується з правильних рішень усіх СПР, зменшується, отже, подальше додавання СПР не привносить до ансамблю необхідну інформаційну цінність та вносить помилки до множини поєднання  $\{1,1,1\}$ .

### 3.5. Метод сегментування даних за агрегацією результатів роботи ансамблю СПР

Сформований набір поєднань має лінію симетрії  $S$  (рисунок 3.9), яка проходить посередині розподілу поєднань та формує вісь невизначеності при формуванні принципів агрегування рішень СПР.

Загалом, немає можливості визначити принципи та підходи, які дозволили б встановити сукупність даних, для яких є однозначна характеристика по відношенню до вісі симетрії.

На практиці ця проблема набуває наступної форми. Нехай маємо таке поєднання  $\{1,1,1,1,0,0\}$ . Тобто чотири СПР дало правильний результат та дві неправильний. За принципом голосування простою більшістю результат ансамблю буде правильний.

Однак існує множина даних, яка симетрична відносно осі  $S$  та відповідає поєднанню  $\{0,0,0,0,1,1\}$ . Для цієї множини підхід простої більшості приведе до неправильного рішення ансамблю. Необхідним підходом до цієї множини буде зворотний принцип – простої меншості. Таким чином визначається проблема розрізнення множин симетричних поєднань.

Однак, ця проблема не існує для множин симетричних граничних поєднань, а саме  $\{1,1,1\}$  та  $\{0,0,0\}$ . При достатній кількості СПР в ансамблі множина даних, які не правильно класифікували усі СПР, вироджується і є порожньою.

Таким чином, є можливість однозначно визначити дані, які визначаються за правилом and-gate, тобто всі СПР дали однакове рішення. У випадку виродженості множини неправильних рішень, всі СПР дали однакове рішення і воно є правильним для цієї множини даних. Це і формує сутність інформаційного ядра класифікації.

Метод сегментування даних за агрегацією результатів роботи ансамблю систем прийняття рішень складається з таких кроків:

- застосування класифікаторів ансамблю стосовно вхідних даних;
- формування множини даних, відносно яких консолідовані рішення класифікаторів ансамблю;
- формування множини даних, відносно яких наявні альтернативні рішення серед класифікаторів ансамблю.

Для одержання оцінки фактичного розподілу рішень та формування набору поєднань вибрано було корпус, який широко використовується Reuters-21578. Для отримання рішень було використано обмежену кількість даних. Загальна кількість даних 1000, з них для тестування – 134, які класифікуються за 10-ти найбільш розповсюдженими класами.

Масив класифікаторів, при яких множина усіх однакових неправильних класифікацій є виродженою, містить три класифікатори: SVN, NB та перцептрон. При цьому формується розподіл поєднань результатів, показаний на рисунку 3.10.

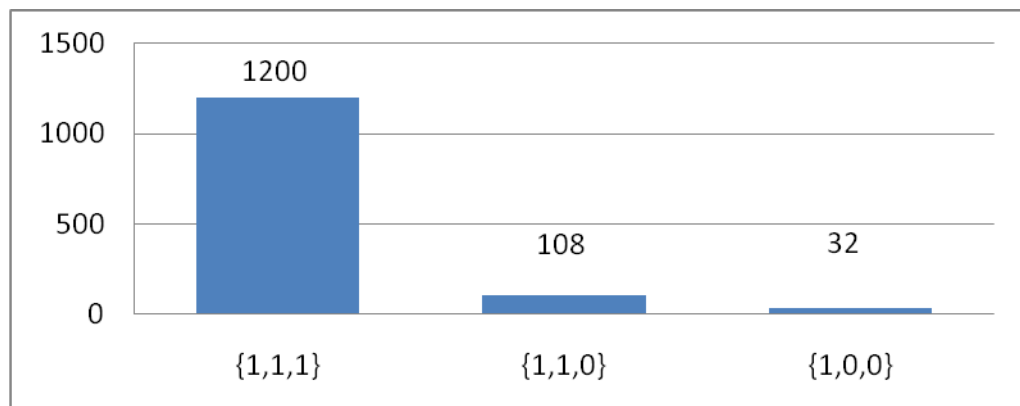


Рис. 3.10. Сформований ряд поєднань

Отже, усі дані набору для тестування були правильно класифіковані хоча б одним класифікатором з множини ансамблю. Розподіл рішень по даних на прикладі практичної задачі дав змогу оцінити відсоток нетипових даних по відношенню загальної сукупності даних. Нетиповість визначається наявністю альтернативного рішення у наборі класифікаторів. В цьому випадку частина нетипових даних становить 10.45 %. Таким чином можна

оцінити як якість даних, так і якість класифікаторів по відношенню до даних, які використовуються для дослідження.

Рішення ансамблю є сукупністю індивідуальних рішень класифікаторів. Відповідно до цього, необхідно визначити, яким чином рішення окремого класифікатора може вплинути на загальне рішення.

1. Класифікатор може мати неправильне рішення. Однак при переважній більшості правильних рішень, вплив неправильного рішення може в загальному випадку мати невелике значення.

2. Неправильне рішення кожного із класифікаторів вносить шум у загальне рішення, тим самим негативно впливає на якість загальних рішень, як джерело шуму. Джерелом шуму може бути сукупність помилок усіх класифікаторів, які проявляються щодо кожного елемента передбачення.

3. Правильне рішення окремого класифікатора може бути спростоване сукупністю неправильних рішень групи класифікаторів, а наявність у множині рішень правильного рішення не вплине на загальне неправильне рішення.

4. Сильна кореляція неправильних рішень класифікаторів може мати домінуючий вплив на результат роботи ансамблю, незважаючи на наявність правильних рішень інших класифікаторів.

5. У загальному випадку сильна кореляція рішень по всіх елементах даних приводить до гірших результатів, тому що існує більша ймовірність одержання класифікаторами менше інформації про дані та загального значення в межах вибірки навчання порівняно із загальною сукупністю даних. Для арифметичних середніх це впливає із формули дисперсії для сум корельованих випадкових величин. У цьому випадку виникає питання впливу окремих правильних рішень класифікаторів на загальне неправильне рішення ансамблю.

Основну перевагу представляє визначення впливу окремого рішення класифікатора на загальне неправильне рішення. Очевидний вплив більшості на рішення групи в цьому випадку є помилковим. Взаємозв'язок рішень

говорить про неправильність загального підходу для ухвалення рішення щодо конкретного елемента даних. Це означає, що цей елемент має незначний зміст. Водночас, якщо по ньому прийнято інше рішення будь-яким класифікатором, є ймовірність наявності іншої інформативності, яка не була визначена більшістю. Це є істотним у випадку помилки групи більшої.

Небажаний вплив виявляє позитивна кореляція рішень групи. Присутність негативної кореляції може говорити про наявність альтернативної думки. Цей аспект свідчить про варіативність рішень. Необхідною умовою є наявність відповідності позитивному зв'язку між передбаченням ансамблю та очікуваним результатом.

### **3.5.1. Ієрархічна структура ансамблю як глобалізація локальних рішень**

Присутність сильної позитивної кореляції між окремими рішеннями СПР всередині ансамблю сприяє їхній агрегації в групі. Рішення кожної СПР групи сильно співвідноситься з рішеннями інших членів цієї групи. З великою мірою узагальнення можна сформувавши загальне рішення групи, яке тією чи іншою мірою буде представляти рішення кожної СПР цієї групи. Оскільки відмінності в рішеннях СПР є незначними в межах групи, узагальнююча здатність агрегації буде значимою в межах ансамблю. Це дозволяє розділити сукупність СПР в ансамблі на агрегації за ознакою сильно позитивно корельованих груп, які і представляють собою групи. Індивідуальне рішення СПР в межах групи має незначну цінність, і його можна замінити узагальнюючим рішенням – рішенням групи. Воно представляє рішення утворюючих його рішень СПР, а кожна індивідуальна СПР делегує своє рішення групі.

Подальша наступна агрегація рішень груп формує рішення ансамблю. Такий процес делегування рішення рівню вищого порядку дозволяє створити ієрархічну структуру формування рішення ансамблю. Використовуючи цей

підхід, сукупність сильно корельованих рішень замінюється одним рішенням групи. Вплив окремого елемента на рішення ансамблю зменшується в умовах сильної кореляції з іншими елементами, і, як наслідок цього, обумовлюється його розташуванням у певній групі. Чим більше розмір групи, тем менше вплив СПР на рішення ансамблю.

Формування груп дозволяє поетапно зменшити дисперсію в ансамблі. Відбувається заміна дисперсії групи на зміщення вищого ієрархічного порядку. Ієрархічна структура ансамблю формує умови поділу рішень по рівнях локальності, а процес делегування поетапно глобалізує локальні рішення. Важливий наслідок такого процесу полягає в тому, що глобальні рішення можуть на локальному рівні бути неправильними, а також локальні рішення бути відмінними від глобального. Глобалізація локальних рішень шляхом делегування через ієрархічну структуру ансамблю дозволяє поліпшити співвідношення зміщення – дисперсія. Рішення групи формується на базі незміщеної оцінки. При цьому дисперсія групи на вищому рівні ієрархії не враховується, а фактично розподіл всередині групи перетвориться в рішення групи, яка має якесь зміщення на наступному рівні. Це дозволяє створити умови неоднорідного врахування передбачення СПР в рішенні ансамблю. Участь СПР в глобальному рішенні ставиться в залежність від сили кореляції рішення стосовно інших СПР. Це перетвориться на загальне правило для структури ієрархії: *чим більше загальної інформативності в СПР, тем менше її участь у глобальному передбаченні*. Також і те, що правильність локального рішення може слабо співвідноситися із глобальним рішенням.

Для врахування рішення окремої СПР та визначення її значимості пропонується ієрархічна структура ансамблю, заснована на групуваності рішень СПР, виходячи з корельованості їх рішень на кожному шарі ієрархії. Значимість СПР ставиться в залежність від корельованості рішення. Це дозволяє рішення кожного елемента певної групи замінити рішенням групи,

при цьому зменшується вплив дисперсії одноманітних рішень на загальне рішення ансамблю.

Ієрархічна структура ансамблю дозволяє розділити на ранги етапи ухвалення рішення з поділом на локальні та глобальні. Створюються умови, за яких можливо управляти змінами локальних рішень із мінімальними впливами на статистичні параметри глобальних рішень. Одною з головних переваг пропонованого підходу є можливість формування ансамблю, виходячи з властивостей параметрів кореляції СПР.

Розглянемо простий приклад на одновимірному просторі, який представлено на рисунку 3.11. Цей приклад демонструє загальну незміщену ієрархічну оцінку. Група *I* складається з шести сильно позитивно корельованих СПР. Група *II* складається з однієї СПР. Однак вплив рішення цієї СПР має високий рівень стосовно загального рішення груп. Представлена ієрархія другого рівня.

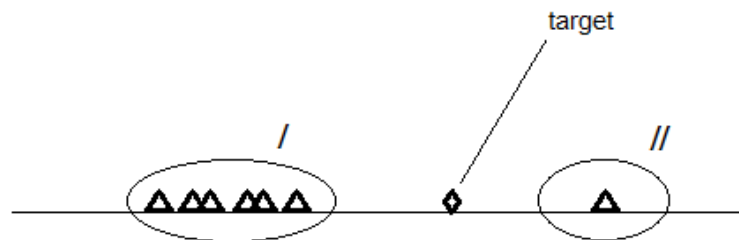


Рис. 3.11. Агрегація рішень СПР і розташування щодо очікуваного рішення

У загальному випадку група *II* може збільшити зміщення і внаслідок цього погіршити результат. Як приклад – несиметричне розташування груп *I* та *II* щодо очікуваного результату (мети). Це є наслідком посилення значення слабкорельованої СПР. Важливою умовою цього підходу є наявність ієрархії вищого рівня. У нашому випадку це ієрархія рівня три. На третьому рівні ієрархії (а це рівень ансамблю) СПР повинна мати прийнятні показники незміщеної оцінки. Тільки в цьому випадку посилення локального зміщення може свідчити про те, що СПР враховує певну інформативність, яку не

зможли визначити інші СПР. При цьому інформативність має винятково локальний характер і слабо співвідноситься із загальною.

Використання СПР зі зміщеною глобальною оцінкою вносить невизначеність, при якій не можемо говорити про те, чи є передбачення СПР на локальному рівні викидом (outlier) або СПР змогла визначити приховану локальну інформативність даних. Таким чином, за умови глобальної незміщеної оцінки СПР, ієрархічна структура ансамблю дозволяє підсилювати приховану інформативність даних. У загальному випадку це свідчить про те, що необхідно використовувати форму каскадної класифікації як наслідок появи невизначеності та процесу посилення локальної інформативності стосовно глобальної.

### **3.5.2. Індивідуальний вплив СПР на кореляцію і зміщення рішень ансамблю**

Розглянемо, яким чином наявність кореляції СПР впливає на помилку рішень ансамблю. Ансамбль ухвалює рішення, використовуючи ієрархічну структуру делегування. СПР ухвалюється в ансамбль у випадку її глобальної незміщеної оцінки. Будемо використовувати нормальний розподіл рішень СПР.

Для більш простої структури ієрархії при симетричності розподілу кількість груп рівно двом. Це також відповідає наявності мінімальної кількості альтернативних рішень.

Прийmemo співвідношення між передбаченнями двох компактних груп  $C_{L1} = \{C_1, C_2, \dots, C_{n1}\}$  і  $C_{L2} = \{C_1, C_2, \dots, C_{n2}\}$ ,  $n1, n2 \in N$ . Нехай  $Err(C_{L1})$  і  $Err(C_{L2})$  – помилки передбачення двох груп СПР. Приймаємо наявність помилки рішення групи в загальному. Всередині кожної групи можлива як варіативність рішень, так і наявність сильної позитивної кореляції. Нехай досліджувані змінні  $Err(C_{L1})$  та  $Err(C_{L2})$  розподілені нормально і мають

великі незміщені дисперсії рішень  $\sigma_{C_L}$  групи. Передбачення груп є протилежними:

$$\text{signP}(C_{L_i}(x)) \neq \text{signP}(C_{L_k}(x)), x \in X, i \neq k \in \{1, 2\}. \quad (3.20)$$

Групи корельовані з деяким коефіцієнтом Пірсона  $\rho_{C_L}$ . Об'єднання двох груп має привести до одержання очікуваного результату з мінімальною помилкою передбачення ансамблю  $\min \text{Err}(E)$ .

Виходячи із протилежності рішень груп СПР, помилка передбачення ансамблю

$$\text{Err}(E) = \eta \text{Err}(C_{L_i}) + (1 - \eta) \text{Err}(C_{L_k}), i \neq k \in \{1, 2\}, \eta \in [0, 1]. \quad (3.21)$$

Відповідно, дисперсія помилки:

$$\begin{aligned} \text{Var}(\text{Err}(E)) = & \eta^2 \sigma_i^2 + (1 - \eta)^2 \sigma_k^2 + \\ & 2\eta(1 - \eta) \text{Cov}(\text{Err}(C_{L_i}), \text{Err}(C_{L_k})), i \neq k \in \{1, 2\}. \end{aligned} \quad (3.22)$$

Коваріація:

$$\text{Cov}(\text{Err}(C_L)) = \rho_{C_L} \sigma_i \sigma_k, i \neq k \in \{1, 2\}. \quad (3.23)$$

Дисперсія помилки ансамблю:

$$\begin{aligned} \text{Var}(\text{Err}(E)) = & \alpha^2 \sigma_i^2 + (1 - \eta)^2 \sigma_k^2 + \\ & + 2\eta(1 - \eta) \rho_{C_L} \sigma_i \sigma_k, i \neq k \in \{1, 2\}. \end{aligned} \quad (3.24)$$

Параметр  $\eta \in [0,1]$  є величиною недетермінованою і дозволяє досліджувати дисперсію помилки ансамблю на екстремум:

$$\frac{\partial \text{Var}(\text{Err}(E))}{\partial \eta} = 0. \quad (3.25)$$

Рішення (3.25) щодо коефіцієнта Пірсона  $\rho_{CL}$  має вигляд:

$$\rho_{CL} = \frac{\eta\sigma_i^2 - \sigma_k^2 + \eta\sigma_k^2}{(2\eta - 1)\sigma_i\sigma_k}, \quad i \neq k \in \{1,2\}. \quad (3.26)$$

Мінімальне значення коефіцієнта  $\rho_{CL}$ , виходячи з рівняння (3.26), можна одержати за умови:

$$\eta\sigma_i^2 - \sigma_k^2 + \eta\sigma_k^2 = 0, \quad i \neq k \in \{1,2\}. \quad (3.27)$$

Щодо параметра  $\eta$

$$\eta = \frac{\sigma_k^2}{\sigma_i^2 + \sigma_k^2}, \quad i \neq k \in \{1,2\}. \quad (3.28)$$

За умови  $\sigma_i^2 = \sigma_k^2, i \neq k \in \{1,2\}$  одержимо значення параметра  $\eta$ :

$$\eta = 0.5 \quad (3.29)$$

Розв'яжемо (3.25) щодо параметра  $\eta$ :

$$\eta = -\frac{\sigma_k(\rho_{CL}\sigma_i - \sigma_k)}{\sigma_i^2 + \sigma_k^2 - 2\rho_{CL}\sigma_i\sigma_k}, \quad i \neq k \in \{1,2\}. \quad (3.30)$$

Поставимо умову  $\sigma_i^2 = \sigma_k^2, i \neq k \in \{1, 2\}$ :

$$\eta = -\frac{\sigma^2(\rho_{C_L} - 1)}{2\sigma^2(1 - \rho_{C_L})}, i \neq k \in \{1, 2\}. \quad (3.31)$$

Це відповідає результату (3.29). З врахуванням (3.26) і (3.30) головною умовою мінімальності помилки передбачення ансамблю є рівність дисперсії груп ансамблю СПР і протилежність їх рішень з врахуванням агрегативної функції.

$$\begin{cases} \sigma_i^2 = \sigma_k^2, i \neq k \in \{1, 2\}; \\ \text{signP}(C_{Li}(x)) \neq \text{signP}(C_{Lk}(x)), x \in X, i \neq k \in \{1, 2\}. \end{cases} \quad (3.32)$$

Система (3.32) співвідноситься з незміщеною дисперсією результатів ансамблю СПР на рівні глобального оцінювання набору даних. Симетричність дисперсії забезпечує доповнюваність рішень груп СПР при використанні їх в ансамблях при незміщеній оцінці та окремих СПР у загальному випадку.

Використаємо рівняння (3.26) за умови максимального значення коефіцієнта  $\rho_{C_L} = 1$ :

$$1 = \frac{\eta\sigma_i^2 - \sigma_k^2 + \eta\sigma_k^2}{(2\eta - 1)\sigma_i\sigma_k}, i \neq k \in \{1, 2\}. \quad (3.33)$$

Щодо параметра  $\eta$ :

$$\eta = -\frac{\sigma_k}{\sigma_i - \sigma_k}, i \neq k \in \{1, 2\}. \quad (3.34)$$

Тоді

$$\lim_{\sigma_i \rightarrow 0} \left( -\frac{\sigma_k}{\sigma_i - \sigma_k} \right) = 1, \quad i \neq k \in \{1, 2\}. \quad (3.35)$$

За умови  $\sigma_i \rightarrow 0$ , значення  $\eta \rightarrow 1$ .

Виходячи з (3.35), зміщення від медіанного значення параметра  $\eta$  супроводжується збільшенням міжгрупової кореляції. В загальному випадку зміщення дисперсної оцінки проявляється в кореляційній залежності. Таким чином, можна припустити, що наявність кореляційної залежності між групами є причиною зміщення.

Дисперсія рішень групи має залежність від внутрішньої дисперсії рішень СПР, що утворюють цю групу  $\sigma = f(\delta)$ . Рішення усередині групи також корельовані. Розглянемо ситуацію, в якій  $\sigma_i \rightarrow 0$ , значення  $\eta \rightarrow 1$ . Загальна кореляція ансамблю має залежність від внутрішньої кореляції груп.

Якщо кореляція однієї із групи прагне до нуля, тоді можна припустити, що величина внутрішньогрупової кореляції іншої групи значною мірою представлена в загальній кореляції при  $\eta \rightarrow 1$ . Для перевірки ефективності використання ієрархічної структури необхідно провести оціночні дослідження. Для цього потрібно сформувати набір даних для класифікації та набори корельованих рішень. Оптимальними з погляду розуміння ефективності будуть синтетичні тести, які нададуть необхідні параметри керування дослідженнями. На базі генерованих даних нормального розподілу з використанням лінійної залежності генеруються варіації рішень СПР. Цей набір рішень використовується для одержання корельованих рішень.

Для генерування кореляції випадкових рішень використовуємо розклад Холецького [219]. Якщо  $Corr$  є кореляційною матрицею, розклад за Холецьким має такий вигляд:

$$LL^T = Corr. \quad (3.36)$$

Відповідно до цього можна генерувати випадкові величини:

$$LX = Y. \quad (3.37)$$

Тут  $X$  – базовий розподіл;  $Y$  – корельований розподіл.

При генеруванні кореляції двох випадкових величин:

$$L = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ \rho & \sqrt{1-\rho^2} \end{bmatrix}. \quad (3.38)$$

Тут  $\rho$  – коефіцієнт кореляції Пірсона.

Таким чином, використовуючи набір коефіцієнта кореляції Пірсона  $\{\rho_1, \rho_2, \dots, \rho_n\}$ ,  $i = 1, \dots, n$  формуються набори корельованих рішень СПР  $S$ .

### 3.5.3. Групування систем прийняття рішень

Групування є цілим напрямом методів аналізу даних, які використовуються для одержання інформації про структуру даних. Це дозволяє визначити агрегацію даних і ідентифікувати ці групи. Дані в кожній групі найбільш подібні з погляду міри подібності кореляційної відстані, як одного із критеріїв.

Аналіз буде виконаною на підставі прийнятих рішень СПР щодо елемента даних. У нашому випадку групування є одним з етапів класифікацій. Серед різних методів групування будемо використовувати зручний, з метою спрощення розуміння запропонованого підходу. Метод

повинен використовувати визначення групування даних на заздалегідь заданій кількості груп. В експериментальних дослідженнях будемо використовувати дві групи. Для цієї мети обрано алгоритм k-means (к-середніх). Це ітеративний алгоритм, який розбиває дані на неперетинаючі групи. Передбачення  $P = \{p_1, p_2, \dots, p_n\}, p_i \in R^d, i = 1, \dots, n$  всередині групи найбільш схожі за критеріями розбиття і групи  $k \in N$  найбільш віддалені один від іншого.

Алгоритм k-means

**set**  $\mu_i, i = 1, \dots, k; t \leftarrow 1$

**while**  $\exists i \in \overline{1, k} : \mu_{it} \neq \mu_{i(t-1)}$

$$\forall p \in P : p \in S_{it} \text{ if } \arg \min_k \|p - \mu_{i(t-1)}\|^2$$

$$\forall i : \mu_{it} = \frac{\sum_{x \in S_{it}} x}{|S_{it}|}$$

t++

**end while**

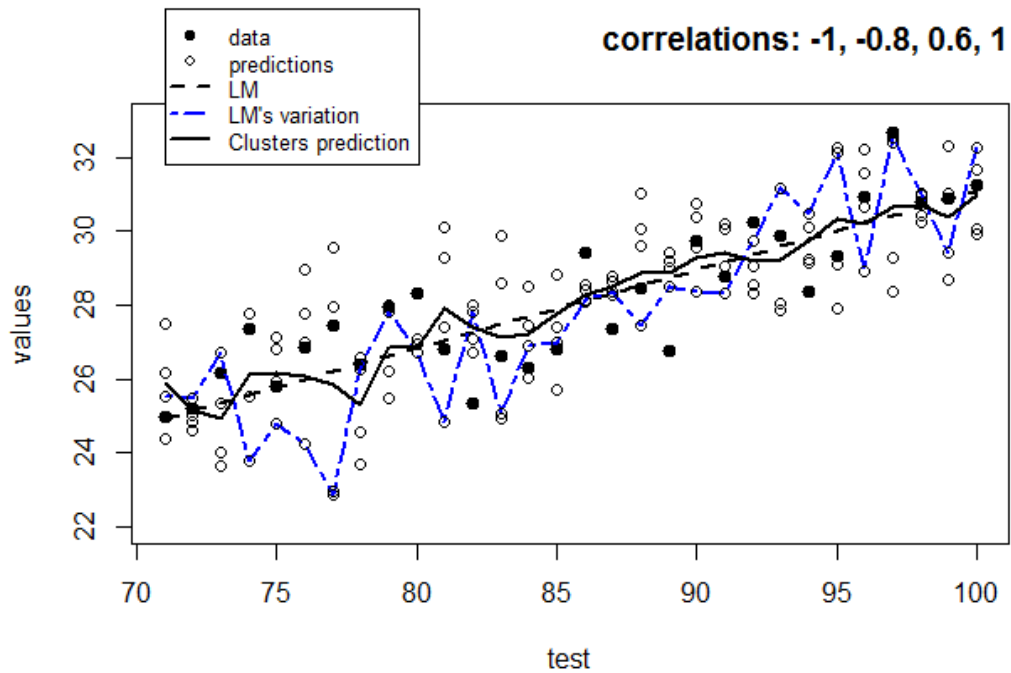
K-means прагне створити групи, в яких чим менше варіацій, тим більше однорідні точки даних в одній групі. З погляду зручності використання, підхід k-means визначає центри  $\mu_i, i = 1, \dots, k$  груп наборів  $S_i, i = 1, \dots, k$ . Центр групи є спільним рішенням утвореної групи. Дисперсія прогнозів групи СПР нівелюється та втілюється в точкове рішення з можливим зміщенням на наступному рівні ієрархії. В якості базової використовуємо лінійну СПР, представлену у вигляді:

$$y = x^T b + \varepsilon. \quad (3.39)$$

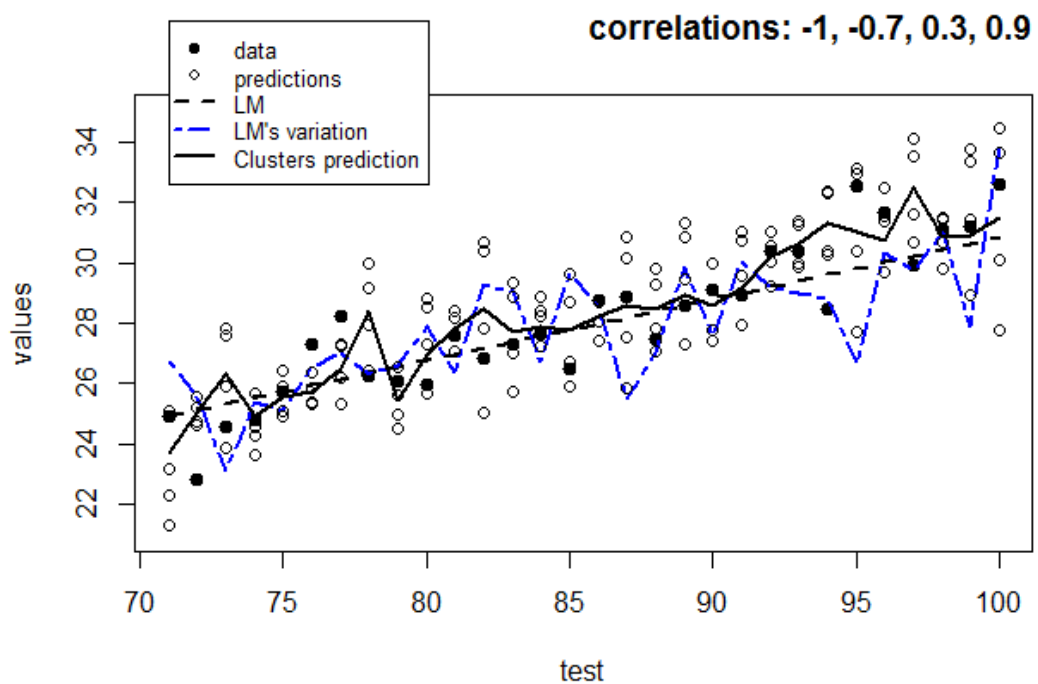
Тут  $b$  – параметри СПР;  $\varepsilon$  – випадкова помилка СПР.

Альтернативні прогнози СПР одержимо шляхом генерації корельованих наборів щодо розподілу базової випадкової помилки (рисунок 3.12) з результатами, наведеними в таблиці 3.2.

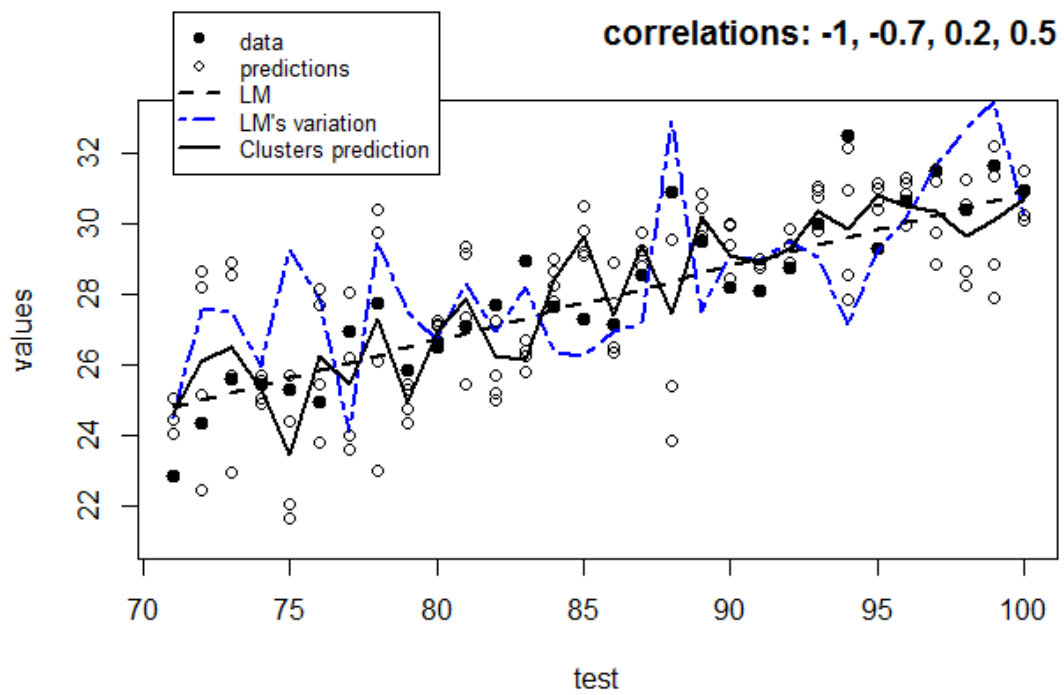
Набір 1



Набір 2



## Набір 3



## Набір 4

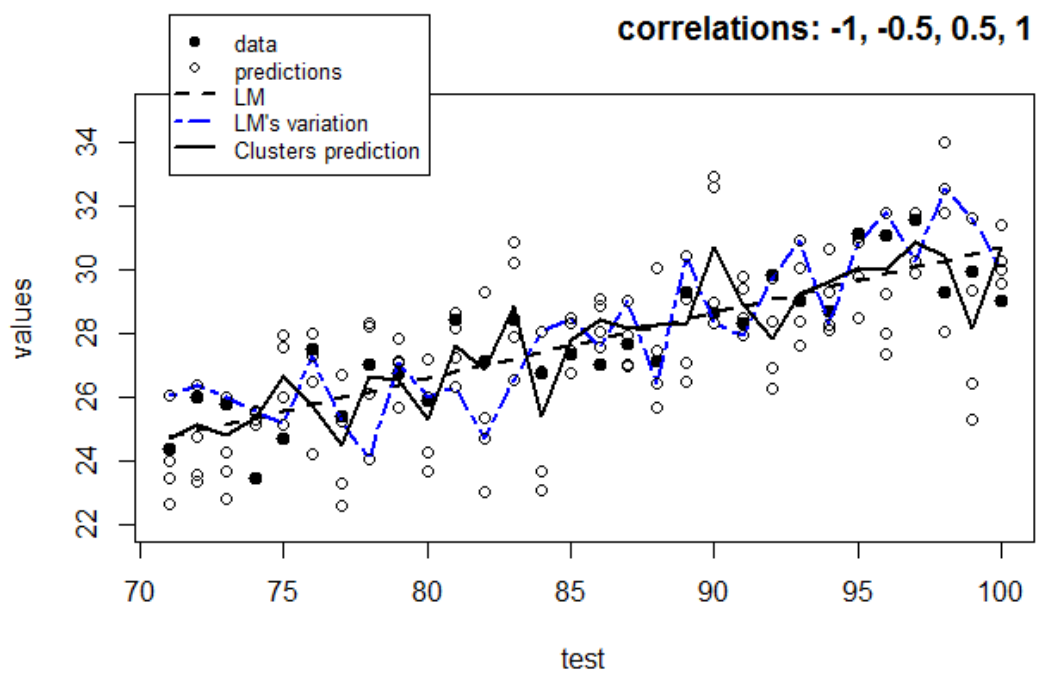


Рис. 3.12. Розподіл рішень на базі лінійної СПР з моделюванням помилок та ієрархічним групуванням структури ансамблю СПР на заданих наборах кореляцій

Таблиця 3.2

Значення статистичних параметрів при заданих наборах кореляцій

## Набір 1

	Зміщення (bias)	Дисперсія (variance)
LM	-0.1009	1.1591
LM's variation	-0.3581	2.9016
Clusters prediction	-0.0734	1.2558

## Набір 2

LM	-0.2016	1.1859
LM's variation	-0.2024	3.7683
Clusters prediction	0.2444	1.5576

## Набір 3

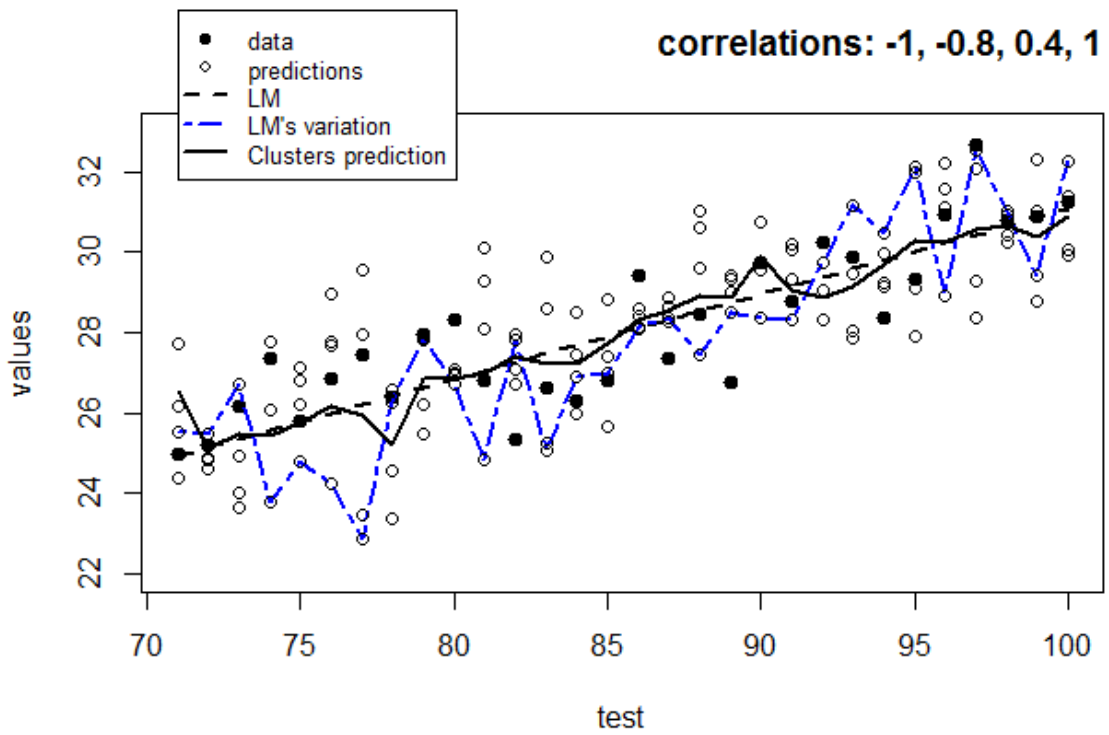
LM	-0.23351	1.0853
LM's variation	0.33731	3.7138
Clusters prediction	-0.09598	2.1010

## Набір 4

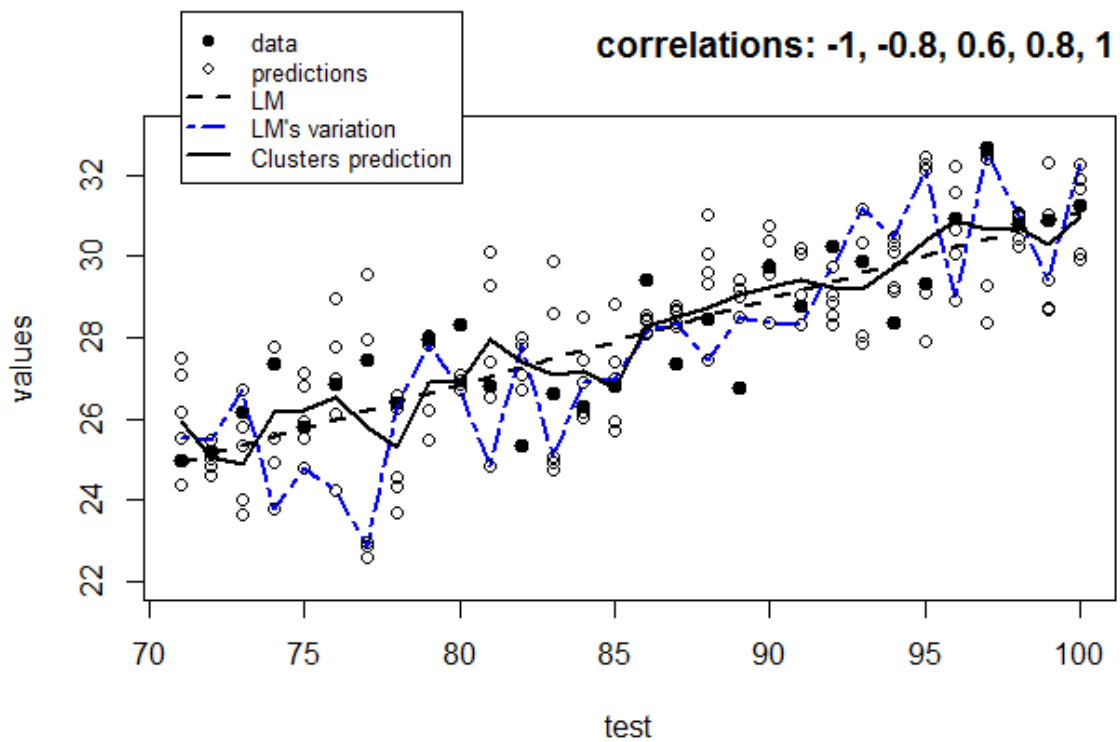
LM	-0.03141	1.0223
LM's variation	0.20085	1.9691
Clusters prediction	-0.04302	1.4182

Приклади наборів випадково генерованих даних нормального розподілу візуально демонструють застосування групування. Рішення груп узагальнюються центрами цих груп, значення яких визначено за допомогою алгоритму k-means. Рішення групи передається на наступний рівень ієрархії. У цих експериментальних дослідженнях застосовано два рівні ієрархії ансамблю. При ухваленні рішення ансамблю передбачення груп усереднюються (рисунок 3.13) з результатами таблиці 3.3.

Набір 1



Набір 2



## Набір 3

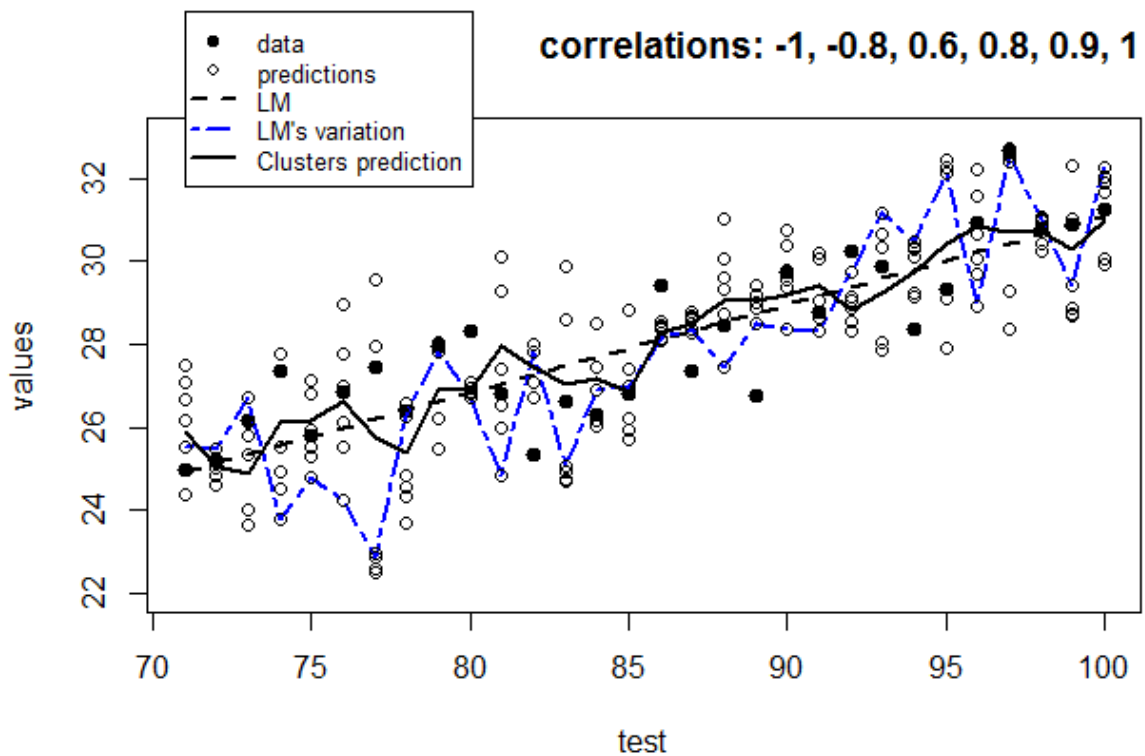


Рис. 3.13. Зміна результатів рішень ансамблю, виходячи зі структури набору параметра кореляції на фіксованому розподілі даних

Використовуючи візуальне представлення усереднених рішень груп, можна спостерігати локальне посилення слабкорельованих рішень СПР. При цьому загальні статистичні оцінки розподілу рішень ансамблю залишаються в прийнятних значеннях. Порівняно з випадковою помилкою лінійної СПР, ієрархічна структура ансамблю дає значну перевагу з позиції класифікації.

Визначимо вплив розміру набору СПР в ансамблі на зміну результатів роботи ансамблю. Для цього зафіксуємо розподіл генерованих даних, виходячи з параметра *seed*, і змінимо набір параметра кореляції.

Варіація рішень СПР ансамблю дозволяє зменшити вплив випадкової помилки передбачення на результат ансамблю, що підтверджує ефективність використання методів групового прийняття рішень.

Таблиця 3.3

Значення статистичних параметрів рішень при фіксованому наборі  
генерованих даних і збільшенні розмірності ансамблю  
за параметрами кореляції

## Набір 1

	Зміщення (bias)	Дисперсія (variance)
LM	-0.1009	1.1590
LM's variation	-0.3581	2.9016
Clusters prediction	-0.1034	1.3168

## Набір 2

LM	-0.1009	1.1590
LM's variation	-0.3581	2.9016
Clusters prediction	-0.0633	1.2283

## Набір 3

LM	-0.10094	1.1590
LM's variation	-0.35816	2.9016
Clusters prediction	-0.06580	1.2643

При цьому прогнозування поділяється на рівні локалізації залежно від архітектури побудови ансамблю. Це вказує на той факт, що локальні помилки СПР практично не виявляють впливу на глобальні характеристики ансамблю. Ієрархічна структура дозволяє підсилювати вплив СПР з відносними відхиленнями від груп агломерацій. Таким чином, нівелюється надмірність СПР шляхом зменшення їх впливовості.

У загальному випадку використання ансамблю значно зменшує вплив випадкової помилки на передбачення. Це підтверджує основні принципи, які лежать в основі формування методів прийняття групових рішень. При цьому використання СПР в ансамблі залежить від кореляції її рішень з рішеннями інших СПР. У випадку застосування ієрархічної структури ансамблю від

кореляції груп СПР. Таким чином, основний вплив на ефективність ансамблю виявляє розподіл кореляції рішень СПР. Це свідчить про те, що сама кількість СПР не впливає на результат передбачення в межах запропонованого підходу. Необхідність використання СПР в ансамблі залежить від того, наскільки корельовані її рішення з прийнятими іншими СПР.

### **3.6. Висновки за розділом**

Проведено аналіз роботи оцінок класифікаторів на підставі визначення інформаційної цінності ознак класифікації. Розглянуто етапи, які проводяться при попередній обробці документів та класифікації документів на базі сучасних підходів. Класифікація проводиться з використанням як окремих класифікаторів, так і компонентного підходу ансамблю класифікаторів. Ансамблі класифікаторів використовують композицію зі зміною навчальної вибірки та поєднанням класифікаторів. Подано підхід, який дозволяє визначити елементи класифікації, які несуть інформаційну цінність та володіють узагальнюючими властивостями шляхом оцінки міри подібності між ними на підставі результатів класифікації.

Запропонована ієрархічна структура ансамблю СПР з використанням групування для класифікації даних підтверджує основні переваги використання прийняття групових рішень. При цьому, не порушуючи загальної структури і значень параметрів прогнозування, запропонований метод показав прийнятні результати. Побудова ансамблю на ієрархії груп, виходячи з кореляції рішень СПР, має ряд переваг:

1. Ієрархічність прийняття рішень дозволяє створити градацію важливості рішень і в бінарному представленні розділити рішення на глобальні та локальні.

2. Ієрархія груп створює локалізацію рішень на рівні СПР при незмінній глобальній оцінці.

3. Запропонована структура ансамблю дозволяє управляти рішеннями, виходячи з рівня прийняття.

4. Впровадження рівнів ухвалення рішення дозволяє створити механізм керування впливу локальних рішень на глобальний результат. Це дозволяє локально змінювати параметри ухвалення рішення, не впливаючи на глобальне передбачення.

5. Створюється керований механізм глобалізації локальних рішень.

6. Ранжується вплив рішень СПР залежно від властивостей кореляції знайденої інформативності.

7. Створюються умови, при яких на підставі значень параметра кореляції можна формувати сукупність СПР, що входять в ансамбль.

8. Значною мірою підвищується роль і вплив окремого передбачення СПР у випадку альтернативної думки в рамках глобальної незміщеної оцінки.

9. Кореляція рішення є головним чинником, що утворює групи.

10. Зменшується роль рішень СПР із сильною кореляцією рішення.

11. Підвищується вплив виявленої малої інформативності даних на глобальне рішення ансамблю.

Проведено аналіз практичного застосування ансамблів та визначено характерні фактори впливу на комбінацію СПР. Фактори несуть визначальний характер та притаманні комбінаціям застосувань. Обґрунтовано необхідність використання ознак СПР, які характерні тільки для ансамблів. Встановлені характерні особливості ансамблів та визначено необхідність розробки специфічних характеристик застосувань в розрізі комбінації рішень з визначенням їх характерних ознак. Ознаки здійснюють визначальний вплив на вибір та застосовність рішень в ансамблях і дозволяють вибрати найбільш ефективну комбінацію. Запропоновано до використання характеристику рішення в ансамблі як відмінність певного рангу за параметром точності. Вона дозволяє здійснювати вибір СПР та характеризує вплив в ансамблі. Застосовується тільки у випадку комбінації СПР і вказує на відмінність однієї СПР від іншої та враховує точність СПР.

Застосовується для СПР різної природи. Дозволяє визначити глибину відмінності СПР та поєднуватись з іншими відомими характеристиками класифікаторів. Особливість її полягає в тому, що вона дозволяє дати оцінку використання рішень в ансамблі та здійснювати вибір рішень.

Проведені дослідження в напрямі формування множини ансамблю класифікації дозволили виявити підходи, які дають змогу визначати вплив на перерозподіл даних внаслідок розширення множини. Це дало змогу отримати такі результати:

1. Встановлено, що розширення множини ансамблю класифікаторів формує набір множин поєднань рішень СПР та приводить до перерозподілу даних сусідніх множин поєднань.

2. Перерозподіл даних дозволяє сформувати множини ансамблю, завдяки якій вироджується множина неправильних рішень усіх класифікаторів.

3. Визначено умови формування множини класифікаторів та встановлені критерії її достатності для вирішення завдання класифікації.

4. Встановлено, що подальше розширення множини класифікаторів понад критерії достатності привносить помилки класифікації до множини правильних рішень усіх класифікаторів.

5. Досягнення умов достатності множини ансамблю забезпечує формування множини сумісних однакових рішень класифікаторів.

6. Розглянуто принципи агрегування та їх застосовність до ансамблю класифікаторів.

7. Проведено аналіз практичної застосовності принципів формування та переваг агрегування та формування ансамблів.

Використання принципів повноти ансамблю та критеріїв достатності дозволяють сформувати ефективні правила агрегування множини класифікаторів. Розглянуто та проаналізовано принципи формування та застосування ансамблів класифікаторів. Особлива увага приділяється застосуванням базових основ створення ансамблів. Розглянуто переваги

використання підходів агрегування рішень класифікаторів. Аналіз принципів перерозподілу даних при розширенні ансамблю дав змогу сформуванню вимоги до класифікаторів ансамблю, на підставі чого було виявлено умови вибору класифікаторів та критерії їх достатності. На базі критеріїв достатності було встановлено умови застосовності принципу агрегації для граничних множин. Проведено аналіз неоднозначності прийняття рішень для симетричних множин класифікаторів. Визначено умови формування множини класифікаторів та встановлені критерії їх достатності для вирішення задач класифікації. Встановлено, що подальше розширення множини класифікаторів понад критерії достатності привносить помилки класифікації до множини правильних рішень усіх класифікаторів. Розширення множини класифікаторів дозволяє сформувати набір поєднань та проаналізувати граничний перерозподіл даних в процесі збільшення ансамблю.

Встановлено, що розширення множини ансамблю класифікаторів формує набір множин поєднань рішень СПР та призводить до перерозподілу даних сусідніх множин поєднань. Перерозподіл даних дозволяє сформувати множини ансамблю, завдяки якій вироджується множина неправильних рішень усіх класифікаторів.

Аналіз практичного застосування ансамблів дозволив визначити характерні фактори впливу на комбінацію рішень, які несуть визначальний характер та притаманні комбінаціям СПР.

## РОЗДІЛ 4

### МЕТОД ПРОЄКЦІЇ СФОРМОВАНОЇ ЛЮДИНОЮ МЕНТАЛЬНОЇ МОДЕЛІ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ НА МАШИННИЙ РІВЕНЬ ВИКОНАННЯ

Візуальна аналітика як процес інтерактивної взаємодії машини та людини активно розбудовується та поповнюється новими аспектами використання. Одним з головних завдань є розробка методів взаємодії з метою ефективного використання можливостей машини та людини. Дослідження в межах цієї роботи спрямовані на розробку методів ефективного перетворення результатів інтелектуального аналізу даних, які здійснені людиною у форму, яку може використовувати машина. Аналітичний процес обробки інформації базується на СПР, у якому навчена та побудована СПР являє собою проєкцію представлення людини про дані на машинний рівень. Це є важливим напрямом, тому що дозволяє інтегрувати людину в механізм ПС та розширити його результативність.

Розглянемо аспекти використання візуального аналізу в ракурсі ефективного використання людини, тобто її інтелектуальних можливостей для ПС. На основі аналізу використання візуальної аналітики в людино-машинній взаємодії визначимо аспекти використання людини з метою одержання кінцевого результату цієї взаємодії. Після визначення концепцій і аспектів використання запропонуємо інформаційну технологію, яка дозволяє практично реалізувати техніку використання машиною СПР, сформованої людиною як механізму прийняття рішень. Пропонований підхід реалізується у вигляді інструментарію візуальної аналітики як засобу прямого маніпулювання на графічних представленнях даних для побудови СПР у концепції взаємодії людини та машини. Інструмент дозволяє внести новий аспект у концепцію використання та побудови робочих процесів візуальної аналітики.

Використання візуалізації для аналізу даних у машинному навчанні активно розбудовується і має багато напрямів. Це обумовлене, насамперед, тим, що людина може ефективно доповнити можливості комп'ютера та оцінює результати його роботи. Головна задача, яка стоїть перед дослідниками, полягає в знаходженні ефективних формалізованих шляхів взаємодії людини та машини. Людина взаємодіє із системою візуальної аналітики циклічно та ітеративно, поліпшуючи необхідний результат аналізу, для чого розробляються засоби візуальної аналітики. Цілі візуалізації досить різні і для ефективного використання інструмента розробляють формалізовані процеси візуальної аналітики – робочі процеси візуальної аналітики. Тому важливо не тільки розробити інструмент аналізу, але й описати аспекти використання в концепції візуальної аналітики. В межах роботи розробляється інструмент візуальної аналітики та засіб прямого маніпулювання на графічних представленнях даних для побудови СПР у концепції взаємодії людини та машини.

#### **4.1. Розвиток концепції представлення у візуальному аналізі**

Дефініція «модель» використовується в різних інтерпретаціях залежно від предметної області. Поняття моделі використовується в різних аспектах застосування конструкції, яка допоможе краще зрозуміти оточуючі системи реального світу Hestenes D. [183]. У загальному випадку модель можна розглядати як інформаційний процесор, який має вхідні дані та очікуваний результат, тобто виконує роль представлення.

Andrienko N. [16] та Liu Zh [300] розглядають модель як результат візуально-аналітичного робочого процесу, представлено основні концепції та дефініції при використанні візуальної аналітики для побудови моделі (Visual Analytics as Model Building). Визначається концепція ментальної моделі (mental model) як концепція сформованого розуміння людиною, яка може бути описана як механізм ухвалення рішення людиною.

Важливим є той аспект, що результатом робочого процесу є продукт для споживання людиною. Формується не розв'язок, а механізм прийняття рішень. Ця концепція моделі дуже схожа з поняттям моделі із застосуванням статистичного та машинного навчання. Обчислювальна комп'ютерна модель визначається як формальна модель (formal model), тому що візуальна аналітика прагне одержати користь від тісної взаємодії людини та машини, поняття моделі було проаналізовано та узагальнено. Концептуально ментальні та формальні моделі відрізняються тільки споживачем цих моделей – людиною або машиною. Надалі в межах цього розділу будемо використовувати дефініції, визначені Andrienko N. [16].

#### **4.2. Узагальнення використання представлення**

Розглядаючи взаємодію людини та машини, необхідно концентрувати увагу не на процесі, а на досягненні конкретного результату. Головна роль використання робочого процесу візуальної аналітики полягає в досягненні конкретної мети. Це представляється у вигляді моделі, яка є механізмом прийняття рішень. Модель може бути використана споживачем у вигляді людини або машини.

Людина необхідної кваліфікації одержує знання, використовуючи когнітивний процес з допомогою робочого процесу візуальної аналітики і формуючи ментальну модель. Користуватися цією моделлю може тільки вона.

Для того, щоб поділити та розширити коло користувачів, необхідно екстерналізувати ментальну модель. Надалі представлена ментальна модель може бути використана іншими людьми. Машина не може використовувати ментальну модель, для машини необхідно використовувати формальну модель. Перспективним є розробка технік проектування контенту моделей.

Для проектування контенту моделей використаємо синхронізацію моделей. Якщо моделі оцінюються за результатами їхньої роботи, необхідно

синхронізувати моделі з метою одержання однакових результатів або мінімальної розбіжності. Аналітик має ментальну модель і ітеративно поліпшує формальну модель, сформовану обчисленнями в комп'ютері.

Якщо людина прагне сформувати ментальною модель, вона базується на початкових знаннях, поступово навчається, формуючи ментальну модель. Модель, сформована машинним навчанням повинна мати властивість інтерпретованості. Інтерпретованість – це здатність людей розуміти формальну модель та одержувати нові знання для формування ментальної моделі. У загальному інтерпретованість бажана, але не обов'язкова. Головним є одержання однакових результатів при використанні формальної та ментальної моделі. Використовується, коли аналітик має початкову ментальну модель, яка коректується в когнітивному процесі.

Формування моделей можливо двома шляхами:

1. Одна з моделей сформована повністю і на базі її формується необхідна модель.

2. Утворюється паритетне формування моделей. Моделі формуються поступово, взаємно поліпшуючи одна одну. Однак базова модель має випереджальний розвиток та підтягує необхідну модель. Це варіант є найбільш використовуваним у складних задачах і характеризується наявністю ітераційних процесів. Машина та люди взаємно допомагають один одному при формуванні моделей.

3. Використання протилежної моделі. Початкової базової моделі немає. Для формування необхідної моделі використовується протилежна модель.

Формальна модель є базою для формування початкових знань людини. Відбувається процес повного навчання та набуття знань людиною, використовуючи формальну модель. Так формується ментальна модель. Ментальна модель є локальним представником формальної моделі, відображенням на стороні людини.

Утворення формальної моделі, використовуючи ментальну, є складним процесом. Для цього необхідно певним чином перетворити ментальну модель у формальну.

Зробити проєкцію розуміння людину в площину розуміння машини. Важливим фактором є відсутність початкової формальної моделі. Модель побудована, однак вона ментальна і використовувати її машина не може. Для цього необхідно побудувати локального представника ментальної моделі на стороні машини або зробити проєкцію на машинний рівень, або перетворити у формальну модель.

#### **4.2.1. Людина у візуальній аналітиці**

Використання візуальної аналітики дозволяє як використовувати людський інтелект, так і бути корисним для людини:

– дозволяє ефективно використовувати інтелектуальні здібності людини. Людський інтелект є тим ресурсом, який необхідно ефективно використовувати. Однією з цілей візуалізації є найбільш ефективне розширення можливості системи за рахунок людини. Якщо розглядати кінцевий результат, наприклад, ІС, він може бути поліпшений, ефективно інтегруючи людину в систему за допомогою візуальної аналітики;

– дозволяє людині вникнути в дані. Людина, використовуючи візуальний аналіз, все більше розуміє різні аспекти даних, внутрішні зв'язки, структуру, особливості ознак. Це дозволяє прояснити картину ефективного використання можливостей даних. Візуальний аналіз використовується для вирішення поставлених задач, однак, достатньо часто аналіз має дослідницький характер. У процесі аналізу можуть бути виявлені нові, раніше невідомі, закономірності в поведінці даних. Нові аспекти результатів аналізу приводять до коректування поставлених задач і ухвалених рішень;

– процес аналізу дозволяє підвищити кваліфікацію людини. Більш глибоко поринаючи в дані, в процесі візуальної аналітики людина

самонавчається. Аналітична робота розширює кваліфікаційні можливості людини в області аналізу даних, формується аспект інтелектуального розуміння даних. У цьому випадку маємо двосторонній зв'язок. Наприклад, людина поліпшує модель, а процес поліпшення моделі навчає людину, при цьому використовуються елементи дослідницької роботи, підвищується рівень кваліфікації людини. Цей процес має переваги як для моделі машинного навчання, так і для людини;

– візуальний аналіз є динамічно розширюваною областю в напрямі можливостей навчання в ітеративному процесі. Використання візуального аналізу дозволяє підвищити кваліфікацію людини в частині її аналітичних навичок. Людина з поліпшеними навичками та набутими знаннями бачить шляхи поліпшення засобів візуального аналізу і вдосконалення робочого процесу візуальної аналітики в областях домену. Це вказує на циклічний аспект еволюції взаємодії «людина–машини» за допомогою візуального аналізу.

#### **4.2.2. Узагальнення концепції розвитку візуальної аналітики**

У цій частині розділу проводимо узагальнення досліджень візуальної аналітики та визначаємо місце інформаційної технології у розрізі пропонованої концепції.

Використання візуального представлення за останні кілька років значно прискорилося. Можна спостерігати посилення інтеграції взаємодії людини та машини. Багато напрямів концепцій використання візуалізації близькі та часто мають багато загального. Аналіз досліджень у попередніх розділах з використання візуалізації у взаємодії машини та людини має узагальнюючий характер. Напрямок узагальнення заснований на визначенні цілей використання робочого процесу візуальної аналітики. Досить часто використання візуальної аналітики спрямоване на *процес* пізнання нового, розширення знань тощо. Інший напрям використання робочого процесу

полягає в одержанні результату у вигляді рішення. Більш перспективним є не одержання кінцевого продукту – рішення, а отримання механізму одержання рішень. Механізм реалізується у вигляді інформаційного процесора з прийняття рішень і має назву – модель. Система прийняття рішень (модель) може бути побудована як для машини, так і для людини та позначена, відповідно, як формальна та ментальна модель. Слід зазначити, що з розвитком візуальної аналітики поняття людини і машини значною мірою схожі як споживачі моделей. Концепції формальної та ментальної моделі відмінні тільки споживачами – машина або людина. Перспективним розвитком є побудова зв'язків між моделями та на базі них розробка нових технік з їх використання. Це є необхідним розвитком процесів інтеграції взаємодії людини та машини, базуючись на можливостях, які розбудовуються, візуальної аналітики. При цьому людина є не простим користувачем, а необхідною частиною системи, що отримує переваги як для людини, так і відносно використання людини.

Робочий процес призначений на одержання механізму ухвалення рішення може бути орієнтований на людину або машину як споживачів продукту – моделі. Відповідно, є два типи робочих процесів:

- *людиноцентрований робочий процес візуального аналізу* – продукт ментальна модель;
- *машиноцентрований робочий процес візуального аналізу* – продукт формальна модель.

Логічним є продовження напряму розвитку та використання можливостей візуальної аналітики. Відповідно, необхідно розробити метод побудови моделі, яку можна було б використовувати в інформаційній технології отримання рішень. Цей метод займає певне місце в концепції візуальної аналітики, для чого було проведено узагальнення робочих процесів візуальної аналітики та систематизації напрямів їх розвитку залежно від цілей проведення аналізу. Дослідження мали кілька етапів і відображені в попередніх розділах. Вони склалися з: проведення узагальнюючого аналізу

процесів візуальної аналітики та позначення напрямів розвитку візуально-аналітичного робочого процесу; визначення цілей використання робочого процесу в реалізації конкретних технік побудови моделі; аналізу візуальних засобів.

### **4.3. Інформаційна технологія побудови представлення**

У цій частині розділу пропонується інформаційна технологія в контексті машинно-орієнтованого візуально-аналітичного робочого процесу.

Взаємодія людини і машини значною мірою опирається на розробку візуального інструмента. Інструмент візуалізації є тією ланкою, яка зв'язує машину та людину через діалог спілкування. Базуючись на попередніх розділах, визначимо кінцеву мету як одержання формальної моделі з використанням візуальної аналітики. Продемонструємо використання людини при побудові формальної моделі в концепції «використання протилежної моделі» на прикладі класифікації.

В СПР з учителем необхідно початково розмітити дані. Для розмічування даних використовується людина як оракул, у тому числі використовуючи візуалізацію. Людина має ментальну модель, яку використовує для розмічування даних на базі їх візуального групування. Далі дані використовуються для одержання формальної моделі. Візуальне представлення групованих даних з використанням методів зменшення розмірності можна застосовувати для класифікації. Використаємо візуалізацію групованості даних для класифікації як інтерактивну систему візуальної аналітики. У цьому випадку ментальна модель є частиною аналітичної системи. Людина бере активну участь у класифікації і є її невіддільною частиною. Засоби візуалізації подають дані в зручній формі для використання людиною.

Запропоновано підхід, згідно з яким за допомогою візуальної аналітики формується ментальна модель на етапі навчання. Далі з ментальної моделі

одержуємо формальну модель, яку використовуємо у подальшому. Одержання формальної моделі з ментальної полягає у визначенні границь зон утворення класів. Людина візуально визначає границі класів, вказуючи машині, де і які класи та їх границі. Границі класу і визначають відношення елемента даних до класу. Границі класу, які людина візуально визначила, проєктуються в  $n$ -вимірний гіперпростір ознак. Формальна модель фактично складається з правил положення елемента даних у гіперпросторі ознак щодо границь класів. У такий спосіб для машини будується формальна модель на базі концепції «використання протилежної моделі». Формальна модель в цьому випадку являє собою використання ментальної моделі в зручному для машини вигляді.

Використання інтелектуальних здібностей людини для побудови систем прийняття рішень є важливою сферою, заснованою на ряді переваг. Отримана модель принципово відрізняється від методу побудови від інших підходів Naive Bayes, методу найближчих сусідів  $k$ -NN, методу опорних векторів (support vector machine – SVM), випадкового лісу (random forest – RF) або глибокого навчання тощо. Головною відмінною рисою є той факт, що модель формується людиною і згодом використовується машиною. Однак різниця полягає не тільки в способі отримання моделі. Основа для формування цієї моделі відрізняється від моделей, побудованих машиною, що важливо для використання в ансамблях моделей. Успіх використання ансамблів полягає у різноманітті думок, отриманих алгоритмами композиції. Оскільки головною вимогою до ансамблю моделей є різноманітність, модель отримана людиною розширює набір можливих моделей. Як правило, моделі базуються на алгоритмах ІС. У запропонованому підході модель побудована на основі формалізованих знань та людського досвіду. Це дозволяє нам запропонувати модель з іншим характером для ансамблів.

Однак, слід зазначити, що модель, сформована людиною, може бути слабкою. Класичні підходи можуть дати найкращий результат відповідно до критеріїв якості моделі. Перевага людської моделі полягає в тому, що

людина може отримувати нову інформацію з даних. Так, наприклад, для такого підходу ансамблів, як форма об'єднання моделей, головне - наскільки модель відрізняється одна від одної. Скільки кожна модель нової інформації може принести в ансамбль. У загальному випадку людина може помилитися у побудові моделі, але людина також може помітити слабкі зв'язки між даними та сформуванню моделі з іншим рішенням. Це головна цінність запропонованого підходу до побудови моделі. Іншим аспектом, який свідчить про необхідність використання людини в побудові моделі, є така властивість моделей, як інтерпретація результатів. Досить часто результати рішень моделей важко, або не можна інтерпретувати, наприклад, при використанні нейронних мереж. Оскільки незрозуміло, виходячи із чого отримувались такі рішення, використання таких підходів обмежене з міркування захисту і рішень проти людства (decision against human). Запропонований підхід дозволяє машині використовувати модель, побудовану людиною. Аналітичний процес дозволяє створити модель прийняття рішень для людини, а зрозумілість результату для людини має високим рівнем. Таким чином, використання цих моделей у галузі критичних рішень є бажаним і в деяких випадках єдиним можливим. Запропоновано інформаційну технологію, яка дозволяє максимізувати інформаційне наповнення об'єктного простору об'єктів разом. Для цього використовуємо зменшення простору об'єктів на 2D. Подальше зменшення розміру може виявити приховану структуру даних і дозволяє знайти приховані особливості. Основним фактором інформаційної технології є мінімізація втрат інформаційних даних та візуальна графічна навчальна модель управління для класифікації даних. Інформаційна технологія, побудована із застосуванням запропонованого методу, забезпечує гнучкий інструмент класифікації даних із можливістю вказувати межі класів. Інформаційна технологія має обмеження. Візуально представлені дані повинні бути візуально відокремленими та згрупованими. Якщо людина не будує ментальної моделі, дані не можна класифікувати. Відповідно, необхідно вдосконалити методи та

процедури візуального подання даних для людей. Візуальна невизначеність даних не дозволяє її використовувати для класифікації великої кількості класів та даних. Інформаційні технології були розроблені для демонстрації концепції «використання протилежної моделі». Формальна модель цілком заснована на ментальній моделі. Можливості машини не використовувались для класифікації даних. Більш перспективним є використання концепції синхронізації моделі. У цьому випадку переваги будуть використані для побудови моделей, як людських, так і машинних.

#### **4.3.1. Метод побудови формального представлення на основі візуалізації даних**

Одним із завдань ІС при класифікації об'єктів даних є визначення меж, які визначають кордони класів. Відомо досить багато підходів лінійних класифікаторів та їх варіацій, які дозволяють побудувати розділові гіперплощини в просторі високої розмірності. Гіперплощини будуються з мінімальним зазором або максимальною точністю при необхідній властивості узагальнення. При цьому передбачається, що максимальний зазор між класами забезпечує кращу класифікацію. Однак при класифікації даних, які утворюють різні гіперпросторові форми, спостерігаються труднощі поділу при використанні різних класифікаторів. Це обумовлюється тим, що дані формують області групування різної структури, в тому числі і погано розділювальні.

Відомі моделі представлення текстових даних характеризуються великою розмірністю ознак. При цьому необхідно забезпечити мінімальне спотворення просторового розташування об'єктів класифікації. Це дозволяє візуально визначити конфігурації структур даних і їх роздільність. Також можливо побудувати графічні розділові лінії, використовуючи кусково-лінійний підхід. Формування ліній враховує як групування даних, так і зазори при поділі класів. Далі необхідно зробити зворотну проєкцію

розділових ліній в гіперпростір, де отримаємо гіперроздільні площини, які розділяють класи. Таким чином, навчаємо систему класифікації. Запропонований метод класифікації базується на візуалізації даних.

Багато даних характеризуються великою кількістю ознак, які в загальному випадку погіршують рішення задач класифікації. Значна кількість ознак погіршує роздільність даних і дані різних класів при зростанні ознак все більш зближуються. Ця проблема добре відома і для текстових даних. Велика кількість ознак істотно ускладнює змогу оцінити потреби, породжуючи цілий ряд проблем.

Багатовимірне шкалювання базується на близькості даних, які представлені як парні значення відмінностей відстаней, отриманих з простору розмірності ознак.

Основна проблема візуалізації багатовимірних даних стосується їх подання у двох або трьох вимірах з мінімальною втратою інформації. Також візуалізація корисна для порівняння різних методів зменшення розмірності, для подальшого аналізу отриманих результатів. Розвиток методів візуалізації даних є важливим напрямом тому, що є найбільш інформативним для сприйняття людиною. Через це багато методів зниження розмірності дозволяють розкрити приховану структуру даних і знайти латентні особливості. Це може проявлятися в просторовому групуванні даних, формуванні структур і груп, а також визначення ступеня розмежування. Роздільність даних є важливою властивістю в задачах класифікації. При цьому дозволяє знизити шум, надмірність і неоднозначність даних.

Припустимо у нас є набір даних і необхідно визначити міру подібності між даними. Цей підхід показує, наскільки схожі або відрізняються два об'єкти. Це може бути отримано різними способами як, наприклад, обчислення коефіцієнта кореляції або геометричною відстанню при векторному поданні даних. У MDS кожен об'єкт в низькорозмірному просторі представлений точкою, а відстані між точками відображає вихідну інформацію про подібність. Тобто, чим більше розходження між об'єктами,

тим далі вони повинні перебувати в низькорозмірному просторі. Геометричне розташування точок дозволяє візуалізувати приховану структуру даних. Це дозволяє полегшити розуміння структури даних. Візуально визначаються утворення груп даних, агломерація і роздільність даних. Також візуально можна визначити межі геометричних утворень, виходячи із завдань дослідження даних і візуалізувати можливі приховані властивості структури даних. Виходячи з цього, для візуалізації даних був обраний MDS, як метод, який базується на «геометричній дистанції», як мірі відмінності об'єктів. Візуалізація кордонів агломерацій також використовує геометричні побудови, засновані на відстанях. Таким чином, можемо візуалізувати межі сукупностей даних. Інформацію візуального аналізу даних можемо відобразити на просторі даних, таким чином, доповнюючи інформативність даних в напрямі завдання аналізу. Візуалізація меж агломерацій також використовує геометричні побудови, засновані на відстанях.

Різноманітні методи та підходи вирішення поставлених завдань використовують простір ознак досліджуваних даних і їх результати значною мірою корельовані. Це пояснюється тим, що вони використовують єдиний простір ознак з отриманням його властивостей і особливостей. Результат їхньої роботи оцінюється цілою низкою метрик. Особливістю досліджень, представлених в цій роботі, є розробка нової технології, яка базується на максимізації використання інформаційної складової сукупності даних, шляхом візуального представлення співвідношення спільності ознак. Візуалізація дозволяє показати приховану структуру даних, розширюючи їх інформативність. Це є важливим елементом. Однак необхідно розширити інформативність даних шляхом додавання елементів управління даними. Одним з таких інструментів є формування на візуалізованому просторі меж груп даних. Таким чином не тільки бачимо групувати дані, але і обмежуємо границями об'єкти, які, на нашу думку, виходячи з візуального

представлення, будуть належати до цієї групи. Ця група може собою представляти клас.

Використання цього підходу дозволяє:

1. Провести візуалізацію даних об'єктів в редукованому просторі узагальнених ознак з метою оцінки їх розподілу;
2. Провести аналіз отриманих групованостей об'єктів з метою визначення характеру сукупностей і розподілів;
3. Максимально ефективно оцінити розташування і обриси ліній, які необхідно задати для поділу сукупності об'єктів на необхідні класи;
4. Використовуючи задані лінії обмеження класів будувати гіперплощини-аналоги, які визначають межі класів у вхідному  $n$ -вимірному просторі;
5. Використовувати зазначену межу простору для подальшої класифікації.

У загальному випадку позначимо  $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$ , де  $T$  – знак транспонування, вектора ознак, які характеризують об'єкт.

Оскільки деякі об'єкти належати до одного класу, вони є схожими за сукупністю характеристичних ознак. Досліджується задача класифікації, для якої визначається навчальна послідовність  $\Omega_x = \{x : x(1), \dots, x(m)\}$ , де  $x(j) = (x_{j1}, \dots, x_{jn})^T$ ,  $j = \overline{1, m}$  в просторі ознак, елементи якої відповідають різним станам об'єктів у досліджуваній предметній області. Завдання класифікації розглянемо таким чином: необхідно знайти таку гіперплощину  $w^T x + b = 0, x \in R^n$ , щоб при  $x(j) \in \Omega_x(1)$  мала місце нерівність  $w^T x + b > 0$ , а при  $x(j) \in \Omega_x(2)$  відповідно  $w^T x + b < 0$ . Тут  $\Omega_x(1) \subset \Omega_x$  – підмножина векторів ознак, які відповідають об'єктам першого класу,  $\Omega_x(2) \subset \Omega_x$  – підмножина ознак для другого класу,  $\Omega_x = \Omega_x(1) \cup \Omega_x(2)$ ,  $w = (w_1, \dots, w_n)^T$  – вектор коефіцієнтів,  $b$  – деяке число.

Найбільш простим з точки зору досліджень застосування технології є завдання бінарної класифікації. Об'єкти поділяються на ті, які належать до класу і ті, які не належать до класу. При цьому вона є основою для складніших завдань. Будемо розглядати задачу двокласової класифікації, як базову задачу використання інформаційної технології.

У задачах класифікації використовуються розмічені дані. Кожному об'єкту співвідноситься елемент кінцевої множини, мітка класу.

На першому етапі аналізу даних одним із головних завдань є завдання визначення можливості класифікації даних. Необхідно оцінити дані з точки зору поділу. В цьому випадку зручна візуалізація даних, а саме зниження розмірності ознак до простору, який можливо візуалізувати. Основним завданням є виявлення прихованих закономірностей в сукупності ознак на основі апріорного припущення і характеру цих закономірностей. В роботі завдання класифікації розглядається для класифікації текстів. Тут кількість ознак може значно перевершувати кількість об'єктів класифікації. Це в загальному випадку погіршує роздільність даних, однак цьому можна дати оцінку, використовуючи візуалізацію. Оскільки використовуємо навчальну вибірку, дані повинні бути розділені на необхідні класи. Оцінити дані по здатності бути розділеними на класи складне завдання з точки зору формалізації. Складно знайти підходи, які надають таку можливість. З точки зору аналізу, найбільш інформативною є візуалізація сукупності взаємозв'язків ознак.

Отже, необхідно візуалізувати навчальну вибірку  $\Omega_x$  таким чином, щоб визначити розташування даних в просторі ознак при поділі на два класи.

Візуалізація – це надання інформації в графічному вигляді, який здатний аналізувати людину. До такого виду належить представлення інформаційних залежностей в одно, двох і трьох вимірному просторі, представленому в графічному вигляді.

Особлива увага приділяється якісному збереженню залежностей та інформаційних закономірностей, які характерні вихідним даним. Це групування, розподіл, форми груп, роздільність тощо.

Сукупність об'єктів визначають простір ознак, який представлено у вигляді певного вектора. Ступінь подібності об'єктів розраховується на основі відстаней між векторами цих об'єктів. Вектори ідентичні, якщо відстань між ними дорівнює нулю; подібні, – якщо відстань між ними менше деякого граничного порогу  $\varepsilon \leq \textit{threshold}$ , і відмінні, – якщо відстань більше  $\varepsilon$ .

В якості базового візуального простору будемо використовувати двовимірний графічний простір. Це простір в достатній мірі інформативно і технічно зручно з точки зору реалізації інформаційної технології.

Вихідним є  $n$ -вимірний простір ознак об'єктів. Необхідно редукувати простір до двовимірного базуючись на відстанях між ознаками. Для цього будемо використовувати метод багатовимірного шкалювання (MDS), який дозволяє здійснювати необхідне зменшення простору.

Метод багатовимірного шкалювання дозволяє розташувати об'єкти в просторі деякої невеликої розмірності (в цьому випадку вона дорівнює двом), щоб з найменшою помилкою відтворити відстані між ними. Таким чином досягається наочність розташування об'єктів в узагальненому двовимірному просторі узагальнених ознак.

Далі візуалізація даних використовується як спосіб відображення багатовимірного розподілу даних на двовимірну площину, при якому, якісно відображаються основні закономірності, властиві вихідного розподілу. При цьому необхідно мінімізувати втрату інформативності та її проявів в груповій структурі, топологічних особливості, залежностях між ознаками розташування даних в вихідному просторі. Візуальне відображення дозволяє при малій кількості даних визначити існування інформаційних зв'язків, які слабо проявляються при сукупності використання методів.

Вихідна інформація подається не у вигляді таблиці типу «об'єкт–ознака», а у вигляді квадратної симетричної матриці  $D$  взаємних відстаней

об'єктів один від одного. На перетині  $i$ -го рядка  $j$ -го стовпця в матриці знаходиться значення відстані від  $i$ -го до  $j$ -го об'єкта.

Таким чином, спочатку кожному об'єкту присвоюються координати в багатовимірному просторі. Завдання багатовимірного шкалювання полягає в тому, щоб сконструювати набір даних в звичайному тривимірному просторі або на площині таким чином, щоб відстані між об'єктами максимально відповідали початково заданим в матриці відстаням. Введені координатні осі можуть бути інтерпретовані як деякі неявні фактори, значення яких визначають відмінності об'єктів між собою. Якщо надати кожному об'єкту пару координат, то в результаті отримаємо образ візуалізації даних. Розглянемо метод класифікації як інформаційну технологію, яка є послідовністю кроків.

#### 4.3.2. Багатовимірне шкалювання простору ознак

Вихідними даними для шкалювання є матриця попарних відстаней між об'єктами. Відстань між  $i$ -м і  $j$ -м об'єктом позначається  $\delta_{ij} = d(X_i, X_j)$ . Об'єкти визначаються багатовимірними точками  $X_i = \{x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in}\}$ ,  $i = 1 \dots n$ . Відстань обчислюється таким чином:

$$d(X_i, X_j) = \left( \sum_{k=1}^n (x_{ik} - x_{jk})^2 \right)^{\frac{1}{2}}. \quad (4.1)$$

Відстань між точками в просторі меншої розмірності (редукованому просторі) будемо визначати за аналогічною (4.1) формулою і позначати через  $d(Y_i, Y_j)$ .

Шкалювання має на меті пошук точок простору  $Y_i = \{y_{i1}, y_{i2}, \dots, y_{in}\}$ ,  $i = \overline{1, n}$  таким чином, щоб відстань між точками в редукованому просторі була

найближча до відстані в багатовимірному вихідному просторі. При цьому необхідно мінімізувати помилку відображення. Відповідно, визначається міра якості відображення  $\sigma$  – стрес (stress), яка може бути позначена через функцію найменших квадратів [315, 441]:

$$\sigma = \sum_{i < j} w_{ij} \left( d(Y_i, Y_j) - \delta_{ij} \right)^2, \quad (4.2)$$

де  $w_{ij}$  – невід'ємні ваги ( $w_{ij} \geq 0$ ).

При нормалізації стрес визначається наступним чином:

$$\sigma = \frac{\sum_{i < j} w_{ij} \left( d(Y_i, Y_j) - \delta_{ij} \right)^2}{\sum_{i < j} w_{ij} \delta_{ij}^2}. \quad (4.3)$$

Нормалізація дозволяє поліпшити інтерпретацію якості візуалізації, і зменшує залежність від кількості об'єктів і їх розташування.

Для сформованої матриці попарних відстаней  $D$  в багатовимірному просторі здійснимо наступні попередні дії:

- 1) подвійне центрування матриці одним з відомих методів;
- 2) на базі розмірності виходу  $n$  визначаються власні вектори  $e_1, e_2, \dots, e_n$  з отриманої матриці;
- 3) обчислюється матриця  $X = E_n \Lambda_n^{0.5}$ ,  $E_n$  – матриця з власних векторів  $e_1, e_2, \dots, e_n$ ,  $\Lambda_n$  – діагональна матриця власних значень.

Тоді координатну матрицю, яка використовується в багатовимірному шкалюванні, отримаємо шляхом розкладання за власними значеннями матриці  $B = XX^T$ .

Відзначимо, що функції помилок при різних варіантах проєкції даних досить великі і базуються на інтерпретаціях багатовимірного шкалювання і

алгоритмів оптимізації. Багатовимірне шкалювання в даній інформаційній технології використовується як ширший підхід. У різних конкретних випадках можуть використовуватися його різні модифікації. При неметричних методах багатовимірного шкалювання використовується не кількісні міри схожості об'єктів, а тільки їх відносний порядок. Мінімізація функції стресу  $\sigma$  відповідає знаходженню найбільш оптимального узгодження матриці вихідних відстаней з матрицею результуючих відстаней.

Для мінімізації функції стресу пропонується підхід, який полягає в знаходженні матриці близькості і ітеративного використання алгоритму SMACOF (Scaling by MAjorizing a COmplicated Function – шкалювання за мажорюванням складної функції) до заданого значення стресу. Алгоритм SMACOF базується на стратегії, використання якої забезпечує хорошу конвергенцію моделі, мінімізуючи вплив даних [170, 281]. Метою, відповідно до принципу мажорювання, визначається знаходження простої і керованої функції  $g(x, y)$ , яка мажорує цільову функцію  $f(x)$ . При цьому для всіх  $x$ ,  $g(x, y) \geq f(x)$ , тут  $y$  – фіксоване значення опорної точки. Опорна точка є точкою дотику поверхні  $g(y, y) = f(y)$ , при цьому мінімізується точка  $x_*$ , яка задовольняє нерівність  $f(x_*) \leq g(x_*, y) \leq g(y, y) = f(y)$ , утворюючи, таким чином, структуру шарів.

У загальному випадку мажорювання є ітеративною процедурою, яка складається з послідовності кроків:

- визначення опорної точки  $y = y_0$ ;
- обчислення  $x_*$  виходячи з умови  $g(x_*, y) \leq g(y, y)$ ;
- перехід на попередній крок з установкою  $y = x_*$ , якщо не досягнуто умова  $f(y) - f(x_*) \leq \varepsilon$ .

Цей підхід успішно узагальнюється багатовимірними просторами за умови дотримання нерівності і використовується для мінімізації цільової функції.

На функцію мажорювання  $g(x, y)$  накладається ряд умов, які і обумовлюють перевагу її використання.

Вона повинна:

– простіше мінімізувати ніж  $f(x)$ ;

– бути не менше у вихідному полі, ніж початкова функція  $f(x) \leq g(x, y)$ ;

– бути дотичною до якоїсь функції  $f(x)$  з опорною точкою  $f(y) = g(y, y)$ .

Набір  $Y = \{Y_1, Y_2, \dots, Y_m\}$   $m$  точок ітеративно обчислюється за допомогою перетворень Guttman L. [170].

$$Y_{k+1} = V^+ B(Y_k) Y_k, \quad (4.4)$$

де  $k$  – номер ітерації;

$V^+$  – псевдообернена матриця для матриці ваг  $V$  з елементами:

$$\begin{aligned} v_{ij} &= -w_{ij}, i \neq j; \\ v_{ii} &= \sum_{i=1, j \neq i}^m w_{ij}. \end{aligned} \quad (4.5)$$

Матриця  $B(Y_k)$  містить елементи:

$$b_{ij} = \begin{cases} -\frac{w_{ij} \delta_{ij}}{d(Y_i, Y_j)}, i \neq j \wedge d(Y_i, Y_j) \neq 0; \\ 0, i \neq j \wedge d(Y_i, Y_j) = 0. \end{cases} \quad (4.6)$$

$$b_{ii} = -\sum_{i=1, j \neq i}^m b_{ij}. \quad (4.7)$$

За умови, що у формулі (4.4) ваги  $w_{ij} = 1$ , отримаємо:

$$Y_{k+1} = \frac{1}{m} \mathbf{B}(Y_k) Y_k. \quad (4.8)$$

Звідси, для побудови процедури мажорювання необхідно здійснити наступні дії:

- задати початкові значення скороченого простору  $Y_0$ ;
- записати функцію стресу  $\sigma = \sum_{i < j} w_{ij} (d(Y_i, Y_j) - \delta_{ij})^2$ ;
- знайти значення  $Y_{k+1} = V^+ \mathbf{B}(Y_k) Y_k$ ;
- обчислити функцію стресу для  $\sigma(Y_{k+1})$ ;
- задати ітераційний інкремент  $k++$ ;
- перевірити умови конвергенції  $\sigma(Y_{k-1}) - \sigma(Y_k) < \varepsilon$ , інакше – перехід на функцію стресу.

Таким чином, на цьому етапі процес інформаційної технології буде складатися з таких кроків:

1. Формування матриці попарних відстаней на базі вхідних даних;
2. Знаходження квадрата відстаней матриці відстаней;
3. Використання подвійного центрування матриці;
4. Визначення власних значень і власних векторів матриці;
5. Оптимізація карти алгоритмом SMACOF.

У результаті отримаємо набір об'єктів з парою координат, які можна відобразити. Для відображення в двовимірному просторі досить двох узагальнених координат. Об'єкти є відображенням розмічених даних з багатовимірного простору. Оскільки об'єкти розмічені, то необхідно позначити класи на результуючій площині для формування дерева рішень на базі лінійного класифікатора. У загальному випадку отримаємо візуалізацію розмічених даних для використання класифікації. При цьому можемо визначити межі класу. Таким чином, навчання для запропонованої

інформаційної технології полягає в тому, щоб визначити межі та області класів. Межа класу оцінюється візуально і визначається з урахуванням поля класу. Межа класу може перебувати на деякій відстані від крайнього об'єкта класу. Це необхідно, оскільки дозволяє поліпшити узагальненість класифікації. Цей аспект є особливо важливим, оскільки дозволяє знаходити оптимальну конфігурацію точності і узагальненості класифікації.

Якщо дискримінантна функція лінійна, то класифікатор  $d(\bar{x})$  визначається співвідношенням:

$$d(\bar{x}) = \bar{W}^T \bar{x} + w_n, \quad (4.9)$$

де  $\bar{x} = (x_0, x_1, \dots, x_{n-1})^T$  – вектор ознак, який визначає образ об'єкта класифікації;  $W = (w_0, w_1, \dots, w_{n-1})^T$  – вектор вагових коефіцієнтів класифікатора;  $w_n$  – порогове значення.

Належність до одного з двох класів –  $\Omega(1)$ ,  $\Omega(2)$  – визначається правилом:

$$d(\bar{x}) = \sum_{i=0}^{n-1} w_i x_i + w_n \begin{cases} < 0 \\ > 0 \end{cases} \rightarrow \begin{cases} \Omega(1) \\ \Omega(2) \end{cases}. \quad (4.10)$$

Звідси, для формування лінійного класифікатора необхідно знайти вектор коефіцієнтів  $\bar{W}$  і граничне значення  $w_n$ .

Відзначимо, що в практичних застосуваннях отримати поділ на два класи, використовуючи тільки лінійний класифікатор (4.10), досить складно, при цьому не представляється можливим розділити дані кривою або ламаною лінією. Один із способів вирішення даної проблеми полягає в побудові класифікатора та використанні комбінації лінійних класифікаторів, утворюючи, таким чином, кусково-лінійний набір з необхідним ступенем

дискретизації. Це підхід має перевагу візуалізації в редукованому просторі і дозволяє демонструвати керованість класифікації даних. Кусково-лінійний підхід є найбільш оптимальним, оскільки дозволяє використовувати комбінацію лінійних роздільників. Це дозволяє створювати необхідну конфігурацію у візуальному просторі. При використанні лінійного класифікатора в багатовимірному просторі шукається гіперплощина, положення відносно якої буде критерієм роздільності відповідності класу. Далі шукається вектор  $y_i$  для нового елемента, представленого точкою  $x_i$  і для деякого граничного значення  $b$  з умови:

$$y_i = \begin{cases} +1, wx_i > b; \\ -1, wx_i < b. \end{cases} \quad (4.11)$$

Рівняння (4.11) при рівності нулю описує гіперплощину. При цьому відомо, що вектор  $w$  перпендикулярний до шуканої розділової лінії з відповідними властивостями: найкраща розділова лінія максимально далека від найближчих до нього точок класів поділу. Відзначимо, що відстань між цими точками задає смугу поділу, яка відповідає умові  $-1 < wx_i - b < 1$ , і в межах смуги точки елементів відсутні, при цьому ширина розділової смуги  $2/|w|$ . Відзначимо, що при поділі класів за допомогою смуги розділення важливе значення мають лише граничні точки, оскільки смуга складається з паралельних ліній, які проходять по кордонах класів. Ці лінії вже не являють собою поділ класів (цю функцію бере на себе смуга поділу), а позначають границі класів, таким чином, ці лінії обмежують їх. Звідси, завдання перетворюється не на знаходження ліній розмежування, а на знаходження меж класів, які являють собою лінії обмеження. Таким чином, гіперпростір розділяється на деякі обмежені гіпероб'єми, всередині яких представлені класи. При цьому класифікація в даному випадку є керованим процесом. За необхідності можемо змінити межі класів, змінюючи таким чином точність і узагальненість класифікації.

Відзначимо, що при існуванні кількох класів і при побудові лінійного класифікатора, відбувається перетин ліній і побудова відрізків, утворюючи кусково-лінійну структуру, яка в загальному випадку є нелінійною. Використовуючи лінії обмеження класів, отримаємо деяку геометричну структуру обмеження класу. Елемент, який потрапив в це обмеження, належить даному класу. Ще одним важливим аспектом є формування просторових об'ємів класів. Ці об'єми можуть знаходитися на деякій відстані. Об'єкти, які не потрапляють в об'єми класів, не належать до жодного класу. Таким чином, з'являється набір об'єктів, які не належать до жодного класу. Ці об'єкти можуть належати в порівняно рівній мірі до різних класів.

Для поліпшення завдання лінійної класифікації використовується збільшення (розширення) розмірності простору. Простір розширюється за допомогою функції відображення  $\varphi(x)$  на новий простір. Для розширення двовимірного простору в тривимірне, функція відображення представляється таким чином:

$$\varphi(x) = \varphi(x_1, x_2) = (x_1^2, x_2^2, \sqrt{2}x_1x_2). \quad (4.12)$$

Підвищення розмірності простору дозволяє знайти гіперплощину лінійної класифікації. Таким чином, гіперплощина дозволяє лінійно виділити розмежовані класи, що можливо за умови опуклості цільової функції. Далі, при зворотному зниженні простору лінію поділу класів можна прийнятним чином описати кусково-лінійним способом лініями обмеження. Це дозволяє використовувати багаторазове підвищення рівномірності простору при зворотній проєкції для визначення гіперплощин. Як наслідок цього, використовуючи підходи редукування простору методами шкалювання, можна визначити межі класів методами візуалізації з подальшою їх проєкцією в багатовимірний простір. У цьому випадку функція відображення в  $n$ -вимірний простір матиме вигляд:

$$\varphi(x) = \varphi(x_1, x_2, \dots, x_n). \quad (4.13)$$

Визначення меж класів шляхом візуалізації просторового положення даних є гнучким інструментом, який також дозволяє використовувати і поля класів, розширюючи таким чином межі класів і компенсуючи неточності їх визначення. Гнучкість візуального визначення меж класів дозволяє на основі аналізу структури даних визначити необхідні об'єми класів. Це дозволяє з необхідною для аналізу точністю здійснити класифікацію об'єктів.

### 4.3.3. Формування дерева рішень класифікатора

Наведемо спосіб побудови кусково-лінійного класифікатора за допомогою алгоритму дерева рішень на основі системи візуалізації даних. Дерево рішень – це спосіб відображення правил в ієрархічній, послідовній структурі, де кожному об'єкту відповідає єдиний вузол, який дає рішення [257]. Під правилом розуміється логічна конструкція, представлена у вигляді «якщо ... то ...». Правила задаються кривими, які поділяють групи об'єктів на площині системи візуалізації. Криві задаються у вигляді кусково-лінійної структури з різним необхідним ступенем дискретизації, утворюючи, таким чином криві в першому наближенні. В результаті при додаванні нового об'єкта можна чітко вказати, до якого класу він належить. На початковому етапі проходить навчання, де вказуються області і до якого класу вони належать. Всі об'єкти конкретної області по відношенню до меж мають певне просторове положення. Це положення формує правила приналежності об'єкта до класу. Після навчання при класифікації нового об'єкта визначається набір правил. Об'єкт належить до того класу, з наборами правил об'єктів якого він збігається. Набори правил визначають набір ознак приналежності об'єкта до класу. Ці набори ознак використовуються для побудови дерева рішень.

Визначимо кілька ситуацій з множини можливих  $T$  при побудові дерева рішень.

1. Множина  $T$  містить елементи, які відносяться до одного класу. У цьому випадку дерево рішень визначає клас. Якщо множина  $T$  не містить елементів, дерево рішень визначає гілку і клас, асоційований з цією гілкою, що отримуються з іншої множини відмінної від  $T$ , наприклад вузла-предка.

2. Множина  $T$  містить елементи, які відносяться до різних класів, тоді множина поділяється на підмножини. Для цього визначається ознака, яка містить більше двох відмінних значень  $O_1, O_2, \dots, O_n$ . Множина  $T$  поділяється на підмножини, при цьому кожна підмножина  $T_i$  містить елементи, які мають значення  $O_i$  для вибраної ознаки. Процес рекурсивний, кінцевою умовою якого є формування підмножин, які складаються з елементів одного класу.

При побудові дерева на кожному внутрішньому вузлі необхідно знайти умову поділу множини на цьому вузлі на підмножини. Як умова приймається один з атрибутів. Загальне правило полягає в наступному: атрибут розділює множину таким чином, що результуючі підмножини складаються з об'єктів, які належать до одного класу або були максимізовані за цією ознакою. Для знаходження атрибутів використовується алгоритм C4.5 [386], де атрибут  $\text{Gain}(\Theta)$  множини  $\Theta$  вибирається за наступним критерієм:

$$\text{Gain}(\Theta) = \text{Info}(T) - \text{Info}_x(T), \quad (4.14)$$

де  $\text{Info}(T)$  – ентропія множини  $T$ ;

$$\text{Info}_x(T) = \sum_{i=1}^n \frac{|T_i|}{|T|} \text{Info}(T_i). \quad (4.15)$$

Підмножини  $T_1, T_2, \dots, T_n$  отримані з початкової множини  $T$  при перевірці множини  $\Theta$ . Вибирається атрибут, який дає максимальне значення

за критерієм (4.15). При цьому, з метою зменшення кількості підмножин, необхідно мінімізувати кількість вузлів і гілок. У загальному випадку рекомендується мінімізувати кількість лінійних елементів при кусково-лінійному розмежуванні. Це дозволяє зменшити кількість правил поділу класів. При цьому зменшується кількість обчислень, не погіршуючи якість класифікації.

Нелінійний (кусково-лінійний) класифікатор спочатку працює в багатовимірному просторі. В цьому просторі необхідно перетворити обмеження (лінії) кусково-лінійного класифікатора зменшеного простору в обмеження гіперплощинами багатовимірного простору. Для цього розширюється розмірність зменшеного простору до початкового. Таким чином, межі проєктуються в початковий простір. Межі утворюють правила приналежності до класів.

Після розширення простору і формування гіперплощин визначаються їхні рівняння. Для побудови гіперплощин у  $n$ -вимірному просторі необхідно відповідно,  $n$  точок, які були отримані додаванням додаткових  $n - 2$  точки на лінійних відрізках. Таким чином, отримуємо систему лінійних рівнянь,

$$\begin{cases} wX_1 + b_1 = 0; \\ \dots \\ wX_n + b_n = 0. \end{cases} \quad (4.16)$$

яка в загальному випадку вирішується методом Гауса. Тут  $w$  – невідомі коефіцієнти гіперплощин.

Клас в багатовимірному просторі визначається обмежувальними гіперплощинами. Ці межі і формують правила відношення об'єктів до класів. Для класифікації нових даних визначається їхнє розташування в багатовимірному просторі шляхом встановлення їхнього положення щодо гіперплощин. Підставляючи координати даних в рівняння гіперплощини, визначаємо їх відносне розташування з множиною  $\{-1,0,1\}$ . Якщо результат

менше нуля, елемент знаходиться умовно «праворуч» щодо площини, якщо результат більше нуля – елемент знаходиться «ліворуч» відносно площини, і, відповідно, якщо дорівнює нулю, елемент знаходиться на роздільній площині.

Формування правил нелінійної класифікації проводиться такою послідовністю дій:

1. формування кусково-лінійних візуальних обмежень класу в редукованому просторі;
2. розрахунок опорних точок-правил для класу;
3. трансформація точок-правил в багатовимірний простір;
4. побудова гіперплощин в багатовимірному просторі на базі трансформованих точок;
5. формування правил для класу в багатовимірному просторі на базі обмежувальних гіперплощин.

Кусково-лінійні обмежувальні правила визначають області класів і дозволяють візуально визначити необхідність збільшення або обмеження площі класу, що є важливим для прикордонних даних. Це дозволяє забезпечити хорошу інтерпретованість результатів класифікації і керованість обмежувальної області класу і, фактично, інтерактивність системи класифікації. Слід зазначити, що процес класифікації відбувається відповідно до правил дерева рішень. Цей процес є досить швидким і не вимагає великих ресурсів. Забезпечення наявності візуальної складової при класифікації є особливо важливим порівняно з іншими підходами, особливо в умовах граничних складних умов класифікації. При цьому забезпечується наявність додаткової інформаційної складової за допомогою візуальних інтерактивних засобів визначення обмежень класу. Це дозволяє забезпечити інструментарій отримання системою додаткової інформації та контрольованість процесу класифікації. Результати роботи системи добре зрозумілі і керовані внаслідок візуального представлення та інтерактивності обмежувальних правил. Область обмеження забезпечується мінімально необхідними візуальними

межами, які, при необхідності, можуть перевизначатися. При цьому лінії обмеження трансформуються в багатовимірний простір і представляються в ньому гіперплощинами, утворюючи, таким чином обмежувальні області. Класифікація нових даних відбувається в багатовимірному просторі на базі розрахункових даних і їх відповідного положення щодо обмежуючих гіперплощин. Знаходиться просторове положення нового елемента щодо всіх гіперплощин, визначаючи, таким чином його перебування в категоріях класів обмежених об'ємів. Цей процес контрольований, оскільки результати проєктуються на редукований простір і мають візуальне представлення нового класифікованого елемента даних. Як наслідок, результат класифікації в багатовимірному просторі представляється і оцінюється візуально, надаючи можливість інтерпретації і аналізу відповідності нових елементів даних щодо категорій класів в умовах мультікласовості, якщо елемент має необхідний інформаційний зміст.

З метою аналізу використання кусково-лінійного розмежування класів використаємо текстові дані. Текстові дані мають великий набір ознак. Це є важливим з точки зору визначення можливості подання і мінімізації спотворення при зменшенні розмірності простору. Важливою є величина спотворення, яка особливо проявляється при значному зменшенні простору. Ознаки формують гіперпростір великої розмірності, який необхідно зменшити до двовимірного. Це є важливим, оскільки значне зменшення простору супроводжується мірою відмінностей відстаней у вихідному і новому просторі. Виходячи з цього, були обрані дані, які характеризуються великою розмірністю ознак з метою дослідження впливу спотворення міри близькості і перевірки працездатності технології.

Вибірка текстових даних формувалась, виходячи із здатності розділюватись і формувати класи категорій, при цьому відстані між класами добре визначені в проєктованому просторі.

Дані добре утворюють класи і групуються за узагальненими ознаками. Двовимірне представлення говорить про те, що дані добре формують класи,

до яких вони належать, при цьому класи досить добре і далеко розташовуються (рисунок 4.1).

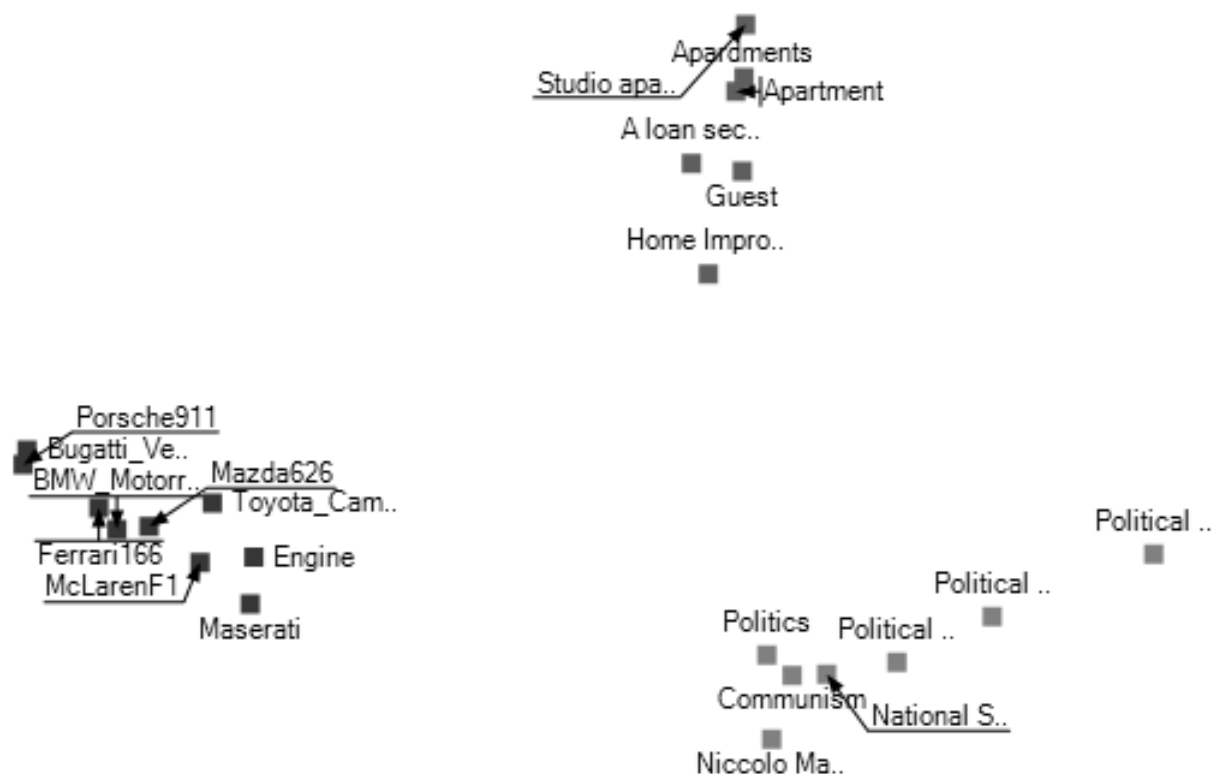


Рис. 4.1. Просторове формування груп класів

Три групи об'єктів добре групуються і досить далеко розташовуються у двомірному просторі. Далі графічно визначаємо межі групування класу. Важливим є не тільки обмеження класу, а й також визначення полів меж класу. Візуально можна визначити параметр  $a$  (рисунок 4.2) як поле класу. Можемо графічно ставити мінімальну відстань від кордону класу до об'єкта.

Це дозволяє візуально забезпечити можливість узагальнення моделі для кожного конкретного класу, оскільки області полів можуть визначатися досить гнучко залежно від розмежування класів, яке в загальному випадку може бути нерівномірним на всій області даних.

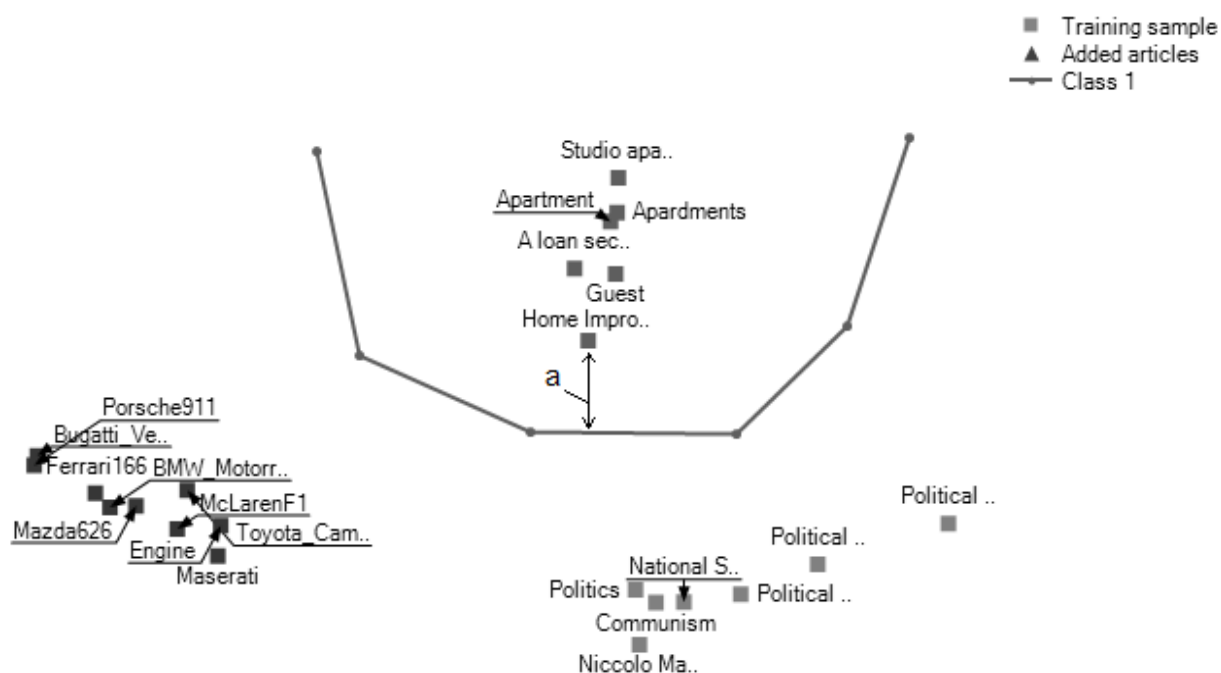


Рис. 4.2. Просторове відділення класу з визначенням межі його узагальненості

Для деяких класів межі можуть проходити досить чітко без можливості гнучкого формування. Узагальнена можливість моделі визначається, виходячи з розмежування класів. Візуальне визначення меж класів дозволяє графічно кусково-лінійним методом встановити межі класів і узагальнюючу здатність моделей.

Послідовно обмежуючи клас, визначаємо лінійні відрізки для формування вирішальних правил. В даному випадку правила позначені в таблиці і визначають положення кожного об'єкта класу щодо кордонів. Оскільки межі – це сукупність з'єднаних відрізків, положення об'єкта визначається щодо кожного лінійного відрізка. Відповідно, без особливої необхідності рекомендується уникати детального визначення меж класів. Це дозволить значною мірою прискорити процес навчання і самої класифікації при тій самій точності.

Кожен об'єкт класу характеризується загальними правилами класу щодо його меж. Кількість правил відповідає кількості відрізків лінії кордону. На рисунку 4.3 показана таблиця правил з трьох рядків, в значеннях яких

знаходяться правила відносного положення об'єктів класу. Координати точки – це узагальнені ознаки в двовимірному просторі.

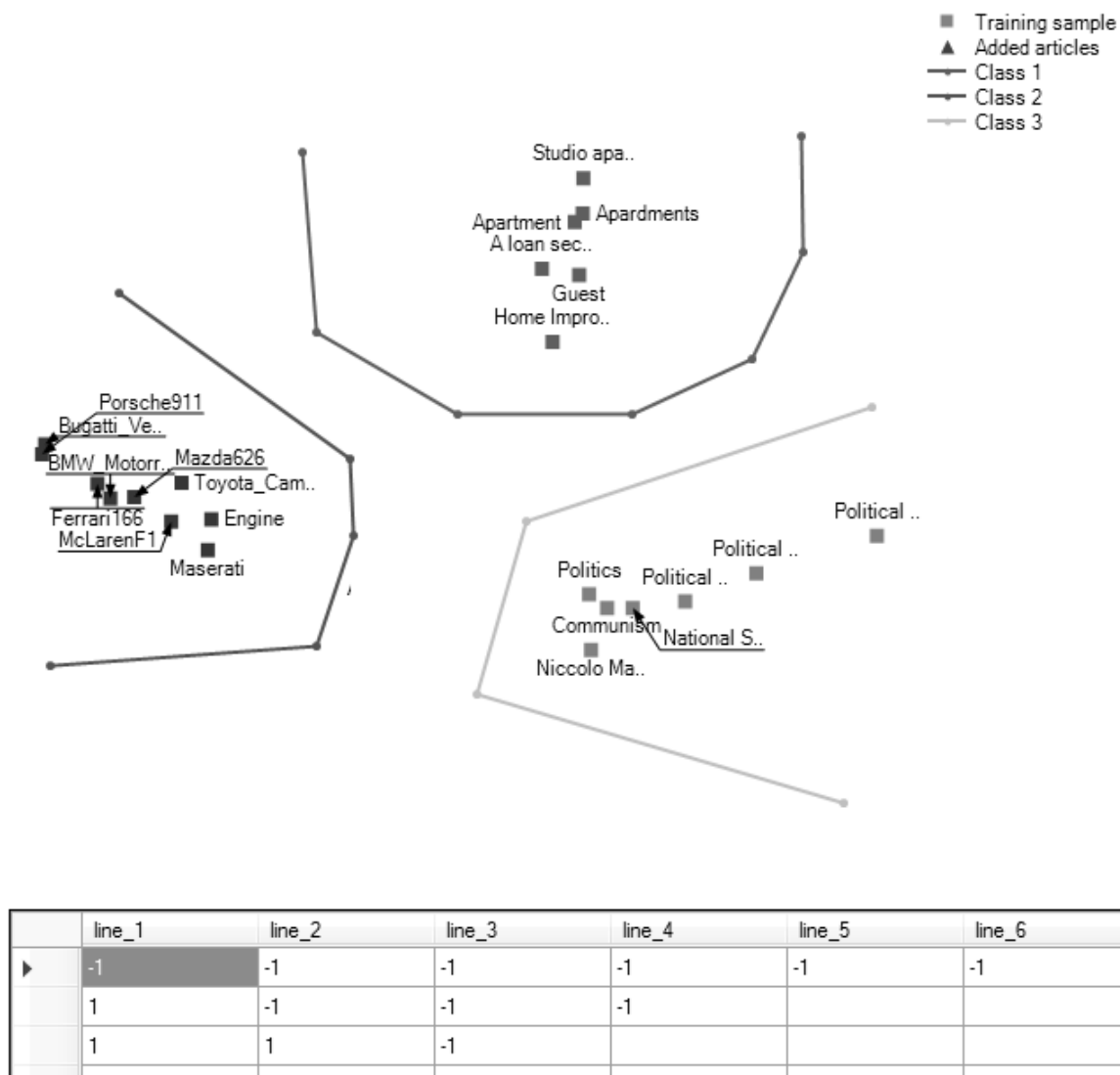


Рис. 4.3. Формування меж класів з правилами відношення до кожного з них

Правилами позначаються положення щодо меж класу для визначення таких вирішальних позначень, як «всередині» і «поза межами» класу. Межі класу – це контур з кусково-лінійних відрізків без розривів. Положення об'єкта визначається по відношенню до кожного відрізка цього контуру для формування набору правил.

У загальному випадку необхідно позначити положення об'єктів класу щодо контуру, який обмежує клас. Таким чином, навчаємо систему, позначаючи межі класів. Навчена система – це певні межі об'ємів

гіперпростору, в яких містяться об'єкти класів з необхідними допущами узагальненості. При відображенні на двовимірний простір визначимо положення нових об'єктів. Дані для тестування розташувалися щодо класів Article№1 Class 1, Article№2 Class 2, Article№3 Class 3 (рисунок 4.4).

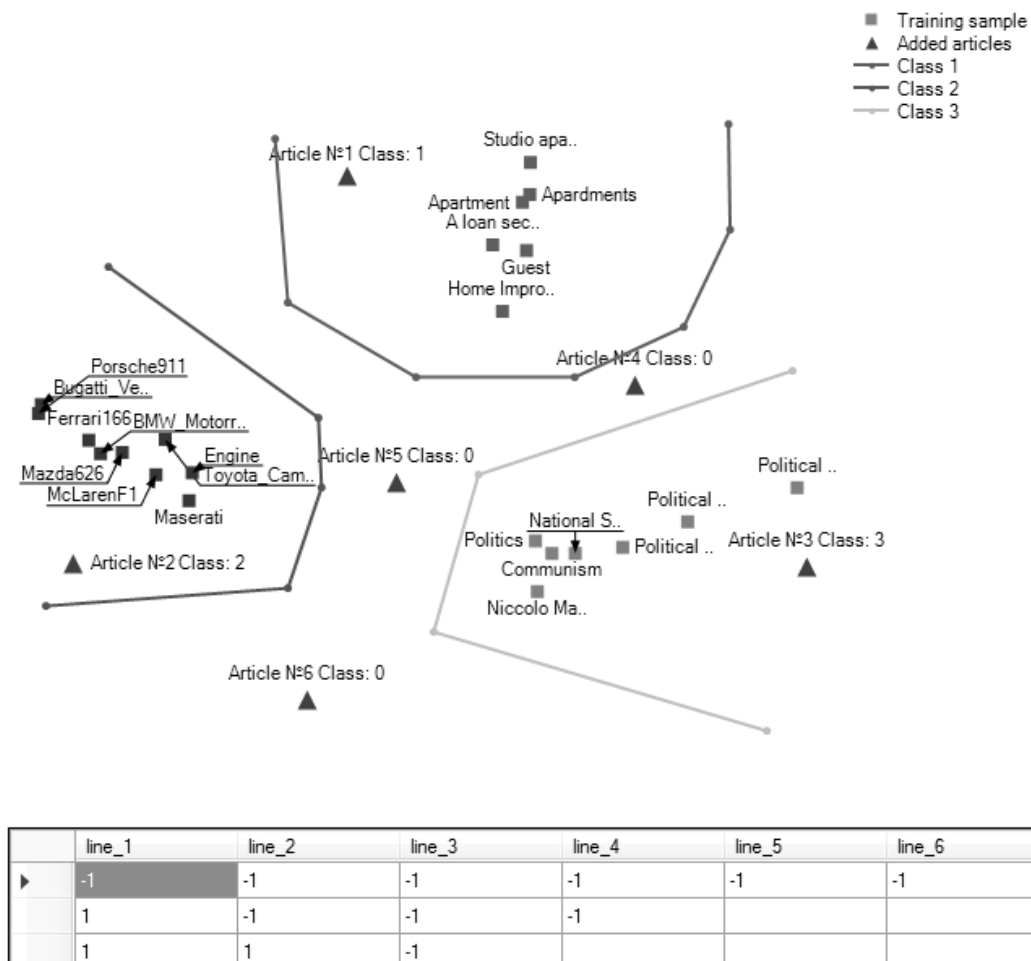


Рис. 4.4. Формування класів з правилами відношення до класу та даним, які не відносяться до жодного з них

Особливістю запропонованої технології є існування смуги поділу між класами. Графічно визначаємо узагальнюючу здатність моделей. Графічно не розмежовуємо класи, а обмежуємо їх. Таким чином, якщо об'єкт розташований між класами, він не належить до них. Також можна використовувати розмежовування класів. В цьому випадку будуть відсутні об'єкти, які знаходяться між класами. Система навчається шляхом графічного визначення меж класів.

#### 4.4. Висновки за розділом

Визначили цілі використання робочого процесу візуальної аналітики, які орієнтуються на одержання кінцевого продукту – моделі: людиноцентрований робочий процес візуального аналізу буде ментальну модель, машиноцентрований робочий процес візуального аналізу – буде формальну модель. Модель розглядається як інформаційний процесор і механізм прийняття рішень. Формальна та ментальна моделі відрізняються тільки споживачами, якими є машина або людина. Запропоновано дві концепції конструювання моделі на базі синхронізації моделей та використання протилежної моделі. Застосовуючи концепцію «використання протилежної моделі», розроблена інформаційна технологія, яка дозволяє машині одержати модель на базі ментальної моделі та демонструє можливість використання цієї концепції. Це дозволяє машині повною мірою використовувати інтелектуальні можливості людини на базі моделі.

Запропоновано інформаційну технологію, яка дозволяє максимізувати інформаційне наповнення простору ознак об'єктів. Для цього зменшують простір у просторі можливих ознак графічного візуального зображення. Подальше зменшення розміру може виявити приховану структуру даних і дозволяє знайти приховані особливості.

Основним фактором інформаційних технологій є мінімізація втрат інформаційних даних та візуальна графічна навчальна модель управління класифікацією даних. Інформаційна технологія, побудована із застосуванням запропонованого методу, забезпечує гнучкий інструмент класифікації даних з можливістю вказувати межі класів. Інформаційна технологія має обмеження. Візуально представлені дані повинні бути візуально роздільні та згруповані. Якщо людина не побудує ментальну модель, класифікувати дані буде неможливо. Інформаційна технологія була розроблена для демонстрації концепції «використання протилежної моделі». Формальна модель повністю базується на ментальній моделі. Можливості машини при класифікації даних

не використовувалися. Більш перспективним є використання концепції синхронізації моделей. У цьому випадку будуть використовуватися переваги з будівництва моделей як людини, так і машини.

Пропонується метод, який дозволяє максимізувати інформаційну складову сукупності ознак об'єктів простору. Для цього використовується зменшення простору ознак на простір можливого графічного візуального представлення. Крім того, зниження розмірності дозволяє розкрити приховану структуру даних і знайти латентні особливості. Це дозволяє максимально інформативно представити дані для аналізу співвідношення взаємозв'язків ознак. На основі аналізу графічно визначаються нелінійні межі класів з проектуванням їх в початковий гіперпростір. Таким чином, відбувається навчання моделі системи класифікації. Представлення ознак у візуально визначеному просторі дозволяє зменшити втрату інформативності даних, а також визначити ступінь класифікації даних і узагальненість моделі.

Основною перевагою методу є мінімізація інформаційних втрат даних і візуальне управління графічним навчанням моделі класифікації даних. Побудована за допомогою запропонованого методу інформаційна технологія представляє собою гнучкий інструмент класифікації даних з можливістю визначення меж класів.

## РОЗДІЛ 5

### МЕТОД АНАЛІЗУ СКЛАДНОКЛАСИФІКОВАНИХ ДАНИХ

Детектування нетипових даних і викидів є важливим та складним завданням. Дані, які вважаються нетиповими, в свою чергу характеризуються набором ознак, які визначають їхню інформативність. Тому пошук ознак, завдяки яким елементи даних вважаються нетиповими, є актуальним та необхідним. Складнішим завданням є пошук нетипових ознак на множині малих даних, яким можна вважати дані з наявністю альтернативних рішень, тобто ті дані, які розташовані на границях класів при класифікації даних. Нетипові дані, зони між класами створюють складності при класифікації та побудові дискримінантного розділення. Пропонується метод визначення викидів нерелевантних даних, базуючись на групуванні даних класу з використанням мінімального остового дерева. Викиди детектуються шляхом мінімізації множини двочасткового графа даних суміжних груп. Це призводить до просторового локального розмежування та визначення множини викидів ознак. Запропонований метод дозволяє виявляти викиди на різних множинах ознак, як спільних, так і на ознаках окремих класів.

#### 5.1. Однокласова класифікація для сегментації даних

Класифікація даних є важливою та частиною інтелектуальних інформаційних систем. Відомо широке поле методів та підходів класифікації, які досить ефективно використовуються для прикладних задач. Класифікація даних є добре відомою та в достатній мірі дослідженою задачею, яка знайшла використання в досить широкому колі практичних завдань. Проте, застосування того чи іншого рішення залежить значною мірою від розподілу елементів класів, стаціонарності даних, розподілу ознак тощо. З метою покращення результатів класифікації та задоволення необхідним метрикам

якості, методи класифікації постійно розвиваються та удосконалюються. Одним із перспективних напрямів розвитку є побудова класифікатора на базі ансамблів СПР. Однією із базових ідей, яка лягла в основу, є взаємна компенсація недоліків СПР, які формують ансамбль. Так, одним із різновидів ансамблів є формування результату на базі поєднання прогнозів СПР, в таких, наприклад, формах як голосування, стекінг. В таких типах ансамблів прогнозам СПР надають певну вагу при об'єднанні відповідно до цільової функції.

При однокласовій класифікації розглядаються дані, які відносяться до певного класу та дані поза межами класу. Тобто задача ОКК полягає у визначенні того, відноситься чи ні об'єкт до класу.

Така концепція зустрічається в практичних задачах. Головною особливістю цього типу класифікації є те, що до неї можна звести будь-який тип класифікації. Визначається базовий клас, по відношенню до якого формуються межі цього класу. Метою ОКК є обчислення межі рішення, таким чином описуючи межі класу. Визначення межі може виявитись досить важким завданням і побудувати таку СПР досить часто складно. Така СПР для отримання необхідного результату занадто ускладнюється та може привести до перенавчання. З метою побудови СПР, яка задовольняє необхідні вимоги, використовують ансамблі у вигляді множини класифікаторів. Важливим є те, що кожний класифікатор дає різний набір рішень та визначає межі класу. Поєднання передбачень різного типу класифікаторів є досить популярний та перспективний напрям. В його межах розробляються та пропонуються певні рішення, які в свою чергу, пропонують методи об'єднання передбачень, в тому числі на базі методів визначення просторового групування даних. Ці методи пропонуються виходячи з ідеї, що дані одного класу є подібними та в багатовимірному просторі ознак повинні групуватись, і ці групування характеризуються певним ущільненням даних. Тобто відстані між даними, які належать до одного класу, будуть меншими, ніж між даними загалом. Базуючись на ОКК та багатокласифікаторній системі класифікації (БСК)

(Multiple classifier system – MCS) дані за отриманими прогнозами по відношенню до базового класу можна представити у вигляді  $D_p = \{ "target", "boundaty", "non - target" \}$  або у вигляді об'єднання множин  $D_p = D_{topic} \cup D_{boundary} \cup D_{non-topic}$ . Тобто за результатами передбачень множини класифікаторів маємо множину даних, щодо яких є консолідоване рішення з приналежності до класу та консолідоване рішення, що множина даних не належить до класу. Особливий інтерес має множина даних, яка складається з даних, щодо яких відсутнє консолідоване рішення множини класифікаторів  $D_{boundary\_data}$  і назвемо ці дані граничними. Наявність граничних даних свідчить про те, що відсутній раптовий перехід від даних, які належать класові до даних, які не належать класу. Це проявляється за зміною параметрів особливостей та властивістю класифікатора розмежовувати дані, тобто провести граничну лінію розмежування. Досить часто на цих даних класифікатори помиляються та роблять неправильні прогнози. Проте, використання ансамблю класифікаторів дозволяє виявити множину граничних даних, що є однією з переваг його застосування. В практичних задачах класифікації наявність таких даних привносить проблеми дискримінації даних по відношенню до класу. Граничні дані також можна вважати нетиповими, оскільки за сукупністю значень ознак вони є досить близькими до даних, які можна вважати такими, що належать класу, та даними, які не належать класу. Використовуючи ансамбль, можемо не тільки визначити граничні дані, а також говорити не про дискримінанту лінію розмежування, а про зону переходу даних, яка у найпростішому вигляді характеризується певною шириною. Приналежність даних до граничного типу визначається дискримінативними властивостями класифікаторів та значеннями ознак даних. Проте, наявність таких граничних даних в розмічених, які формуються з бінарної позиції [0,1] не передбачається. Розглянемо граничні дані з умови наявності критичних відхилень в значеннях особливостей, які проявляються у вибраній метриці. Тобто дані

потрапили до граничних завдяки певним викидам особливостей. Виходячи з того, що частина граничних даних відноситься до класу, вони відповідно до підходу повинні групуватись, тобто відстані між даними класу є меншими ніж загалом відстані між даними цієї множини. Зміна значень ознак граничних даних з метою формування групи класу дозволить виявити викиди ознак в межах даних дослідження.

Детектування викидів визначаються як для розмічених даних, так і для нерозмічених. Визначимо три категорії підходів:

1. Контрольоване детектування викидів використовується для розмічених даних типового представлення та нетипового.

2. Напівконтрольоване детектування викидів використовується тільки для нормальних даних. Використання для детектування викидів обумовлене тим, що розмічування типових даних є простішим завданням у порівнянні з нетиповими.

3. Неконтрольоване детектування викидів використовується для нерозмічених як типових, так і нетипових даних.

Таке розділення за категоріями є узагальнюючим і вказує на те, що детектування даних фактично загалом застосовується в усіх напрямках ІС. Це вказує на важливість та необхідність розробки рішень, які б дозволили проводити ефективні методи детектування.

В сукупності деякі дослідження розділяють три основні напрями, аномалії, викиди та новизну. Ці три елементи характеризуються низькою ймовірністю виникнення [400]. Таким чином, розглядається нетиповість певних даних відносно основної сукупності. До певної міри існує відмінність у трактуванні цих понять та термінів в межах певних досліджень. Так, новизна розглядається як нове надходження даних з позиції часу. Викид часто розглядають як шум даних, які необхідно видалити. Проте методи детектування таких даних фактично є одними і тими самими [400]. Тому можна використовувати методи виявлення зі спеціалізацією конкретних досліджень для таких даних.

Однокласова класифікація ставить за мету відрізнити цільові об'єкти від загального обсягу даних, тобто визначити та відокремити об'єкти одного класу. ОКК певною мірою має схожість з бінарною класифікацією при розподілі даним між двома класами. Розподіл розмічених даних між двома класами можна представити у вигляді  $y_L \in \{0,1\}, |L|=2$ . Однак в реальних задачах класифікації також присутні дані, які можна вважати викидами, тобто вони за сукупністю ознак та їхніми значеннями не відносяться до жодного з двох класів.

З врахуванням певного порогового значення дані за ймовірнісним відношенням представляються у вигляді  $y_L \in \{1,0,-1\}, |L|=2$ . Таким чином, фактично при розподіленні даних на два класи з певною мірою узагальнення фактично маємо три класи. Третій клас є узагальненням даних, які називають викидами. Структура даних та розподіл ознак третього класу за своїм інформаційним змістом є набагато складніша ніж дані інших двох класів. Проте, наявність цього третього класу є важливою з точки зору коректності та правильності розподілу даних на класи. У загальному випадку дані третього класу можуть не мати між собою об'єднуючих принципів. Досить часто єдиним, про що можна говорити, це те, що поєднує ці дані та відносить до третього класу, є така обставина, що вони не відносяться до інших двох класів.

Однокласову класифікацію теж можна представити як розподіл між двома класами. Один із класів це є цільова сукупність даних, тобто безпосередньо сам клас. Інший клас представляє собою сукупність даних, які не відносяться до цільового класу. Причому дані цього класу можуть містити певні сукупності даних, які собою будуть формувати певний клас. Якщо порівнювати з розподілом на два класи, при однокласовій класифікації, дані третього класу поглинають дані другого класу і формують окремий клас. Якщо виходи з концепції групування, згідно з якою дані одного класу мають близький та схожий набір особливостей, дані класу в багатовимірному просторі ознак формують скупчення з підвищеною щільністю у відношенні до загальної сукупності даних. Це не виключає можливість існування та

наявності інших ущільнень даних нецільового класу. При такому підході при розподілі між двома класами таких ущільнень як мінімум два.

Проте, при використанні реального набору даних, які характеризуються певним набором ознак, числові значення цих ознак приводять до появи зони граничних даних. Наявність граничних даних свідчить про плавний перехід між даними двох класів. Така особливість досить часто наявна в реальних даних. Зона граничних даних характеризується певною характерною умовною лінією переходу, що можна представити у такому графічному представленні (рисунок 5.1).

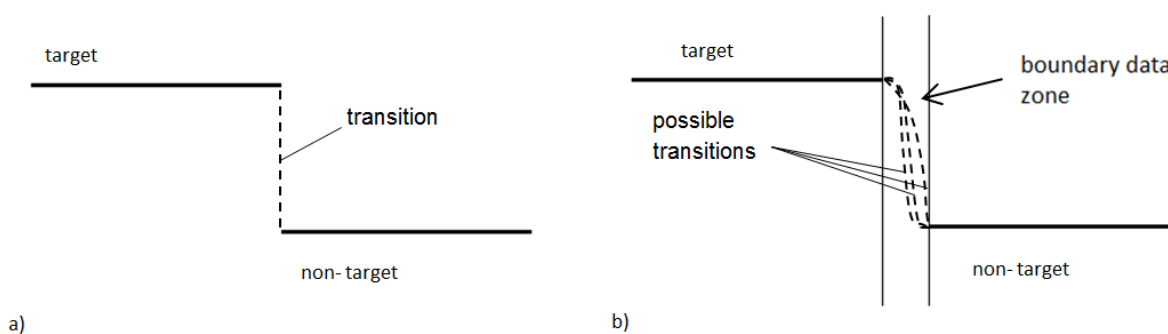


Рис. 5.1. Перехід між даними: а) ідеальний перехід між класами;  
б) можливі форми переходу в зоні граничних даних

Дані, які у двокласовій класифікації визначались як викиди, при ОКК відносяться до класу “non-target” і не формують третій клас.

Пропонуємо метод аналізу ознак нетипових даних на множині малих даних, використовуючи мінімальне остове дерево та визначення групування даних.

## 5.2. Однокласова класифікація на множині нетипових даних

Якщо розглядати реальні дані, розподіл особливостей та їхні відносні вагові характеристики знаходяться в доволі широкому діапазоні. Взявши ОКК як базовий підхід класифікації, можемо визначити відповідні зони на

простому прикладі (рисунок 5.2). Відповідно, представлено групування даних, які відносяться до класу та розмічені приналежністю до класу. Також представлено дані, які лежать поза межами класу, відповідним чином розмічені. Показана зона нетипових даних.

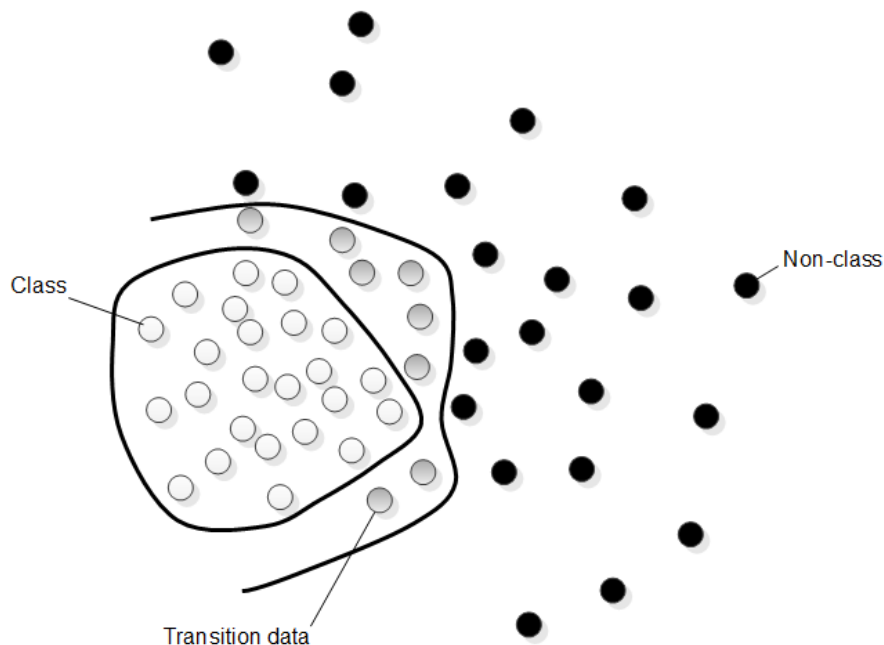


Рис. 5.2. Приклад кластеру при однокласовій класифікації та наявність зони нетипових даних (зони малих даних)

Позначивши  $D_{Class}$  множину даних, які відносяться до класу, та  $D_{Non-class}$  множину даних поза межами класу, загальна множина даних:

$$D = D_{Class} \cup D_{NonClass}. \quad (5.1)$$

Підмножиною загальних даних є множина нетипових даних  $D_{Trans} \subset D$ , яка представляється таким чином:

$$D_{Trans} = \{x \mid x \in D_{Class} \vee x \in D_{NonClass}\}. \quad (5.2)$$

При класифікації реальних даних існує помилка класифікації. Наявність помилки пояснюється досить широким різноманіттям причин.

Одними з них, і досить суттєвими, є помилки класифікаторів на нетипових даних. Нетипові дані певною мірою подібні до даних класу, проте мають також і відмінності, як в наявності особливостей, так і в їх вагових характеристиках. Досить частою причиною помилок класифікаторів є помилки на нетипових даних. В зоні нетипових даних розташовуються дані, які відносяться до класу, проте мають певні відмінності, які не відповідають основній сукупності характерних представників класу, так і дані, які не відносяться до класу, проте певною мірою мають подібності з даним класу. В зоні нетипових даних знаходиться дискримінантна лінія розділення даних класу від даних поза межами класу.

Таким чином, можна говорити про коридор розмежування даних, в якому знаходяться нетипові дані. Кількість елементів зони нетипових даних по відношенню до загальної сукупності даних є значно меншою та досить часто її можна оцінити як співрозмірною з помилками класифікаторів. Враховуючи те, що на сьогодні параметри ефективності класифікаторів досить високі, що проявляється у високій точності класифікації, кількість елементів зони нетипових даних можна вважати незначною. За їхньою кількістю дані можна віднести до малих даних (small data). При детектуванні нетипових даних постає завдання класифікації на малих даних.

Враховуючи розділення на категорії з виявлення викидів даних [27] можна визначити, що існує два головних напрями: визначення викидів на розмічених даних та на нерозмічених даних. Ці два напрями визначаються як незалежні та вказують на особливості застосування підходів. Водночас, вони мають свої переваги, а при одночасному застосуванні на даних, результати їх порівняння на прикладі класифікаторів  $C_{Supervised} \sim C_{Unsupervised}$ . Використовуючи сумісно ці підходи, можна отримати переваги та покращити показники ефективності.

В загальному розглядається задача в такому вигляді на множині нетипових даних:

$$\min_{D_{Trans}} |C_{Supervised} - C_{Unsupervised}|, \quad (5.3)$$

тобто розглядається задача мінімізації відмінності результатів класифікації між підходами розмічених та нерозмічених даних.

Таким чином, ці підходи будуть взаємно доповнювати, підвищуючи ефективність та компенсуючи помилки класифікації.

Базуючись на припущенні, згідно з яким дані, які відносяться до одного класу, мають значну кількість спільних ознак розмірні, величини яких незначно різняться. Відповідно, згідно з вибраною метрикою на нормованому просторі, дані одного класу повинні згуртуватись та сформувати певну щільність простору. Наявність щільності простору формує собою клас. Такий підхід дозволяє визначити дані поза межами класу (out-of-class) та дані в межах класу (in-class). Певна кількість даних формує собою перехідну зону від даних, які належать класу, до даних, які не належать класу. Через цю зону проходить межа розділення даних, яку визначає класифікатор. В значній мірі на дані проміжної зони (транзитної зони переходу) припадають помилки класифікаторів та помилки узагальнення побудованих СПР.

Нетипові дані містять інформативність, яка певною мірою відповідає класу, а також таку, яка суттєво відмінна від класу, поблизу якого вони розміщені. Формалізовано дані визначаються особливостями та їхніми числовими значеннями, це говорить про наступне: нетипові дані зони або містять особливості, які не властиві головній сукупності класу, або числові значення особливостей не відповідають типовим значенням в даних класу, або наявне поєднання цих явищ. Таким чином, необхідно здійснити зміну особливостей нетипових даних з метою визначення викидів числових значень особливостей, які чинять значний вплив на просторове розташування одиниці даних. Виділимо розмічені нетипові дані та визначимо викиди особливостей на цих даних. Головний підхід базується на визначенні викидів особливостей нетипових даних, максимізуючи щільність розмічених даних

шляхом зміни значень особливостей. В загальному випадку зміна значень ознак змінює просторове розташування одиниці даних або певної групи даних, просторове положення яких обумовлюється значеннями особливостей. Таке просторове зміщення даних ставить за мету ущільнити дані класу. Група формується, використовуючи групування із застосуванням мінімального остового дерева (minimum spanning tree – MST). Просторове зміщення даних здійснюється з метою збільшення щільності групи, сформованої на базі MST. Цей процес супроводжується перерозподілом ребер дерева з мінімізацією ребер, які з'єднують дані, які відносяться до класу і які не відносяться до класу. Тобто ущільнення групи відповідає мінімізації ребер двочасткового графа поєднання двох множин. Двочастковий граф формується як підграф мінімального остового дерева. Запропонований підхід має декілька етапів. На першому етапі будується мінімальне остове дерево на нетипових даних. На другому етапі формується двочастковий граф, з використанням ребра остового дерева. На третьому етапі формується набір ознак, які використовуються для формування матриці відстаней.

Формуються підмножин ознак, використовуючи зміни значень яких можна отримати зменшення кількості ребер двочасткового графа. В підсумку отримується ліс траєкторій послідовної мінімізації кількості ребер двочасткового графа на основі зменшення ознак. Вершини дерев лісу утворюють кортежі ознак траєкторій. В сукупності отримуємо множину ознак викидів.

Результати зменшення ребер двочасткового графа дозволили сформувати множину ознак, які у відношенні до загальної сукупності можна визначити як викиди. Також отримується ліс траєкторій збільшення щільності класу шляхом зміни ознак. Це в кінцевому випадку дозволяє визначити граничну межу щільності класу.

Збільшення компактності даних та їхнього просторового відокремлення в загальному випадку просторово зміщує дані. Зміщення даних відбувається

в гіперпросторі ознак. Якщо інформативність даних проявляється в сукупності їхніх ознак, просторове зміщення даних в гіперкубі змінює їхню інформативність. Можна говорити, що будь-яке просторове зміщення даних супроводжується втратою інформативності оскільки ознаки даних змінюються.

Зміщення загальної сукупності даних в просторі ознак може привести до значимої в межах поставленої задачі втрати інформативності. Це призводить до того, що можна як покращити результати, так їх в загальному погіршити. Таким чином, загальна просторове зміщення даних необхідно мінімізувати, щоб мінімізувати можливі значимі втрати інформативності  $loss_{information}(D)$ . Відповідно до цього, загальне збільшення щільності та компактності просторового розташування даних класу може привести до покращення розділення даних. Однак, також може привести до втрати цінності даних.

Якщо ж об'єкти даних відносяться до певного класу, сукупні відмінності між ними будуть порівняно незначними. Це говорить про те, що в гіперпросторі вони розташуються неподалік один від одного та в загальній множині даних утворюють певну просторову щільність, компактно розташовуючись.

Компактне розташування даних на сьогодні достатньо добре визначається методами групування на нерозмічених даних. Враховуючи методи групування та компактність представлення даних класу для визначення компактності використовують серед інших методів, підходи на основі мінімального остового дерева. Методи на базі MST досить ефективні, оскільки дозволяють сформувати групу на основі щільності розташування даних. MST будується на загальній множині нетипових даних  $D_{Trans}$ , оскільки в цю множину входять дані як класу, так і дані поза межами класу.

Кожний об'єкт даних в корпусі є елементом даних, який в сукупності з іншими даними є носієм інформативності певного класу. Відповідно сукупність даних формує інформативність класу. В свою чергу, кожний

об'єкт містить особливості, які в сукупності утворюють інформативність об'єкта даних. Таким чином, якщо розглядається об'єкт як викид чи як новий об'єкт, розглядається сукупність особливостей цього об'єкта. Якщо розглядати геометричне положення кожного об'єкта в гіперпросторі особливостей, взаємне розташування об'єктів даних визначається на основі відстаней між ними. Відстані встановлюються на основі відмінностей між особливостями.

Серед ознак нетипових даних є ознаки, які за своїми ваговими характеристиками відносно інших даних в просторовому розташуванні збільшують відстані між даними класу, а також наближують дані поза межами класу до даних в межах класу.

В загальному це проявляється в тому, що наявна певна кількість ребер MST, які поєднують дані різної приналежності. В просторовому розташуванні за наявності таких ознак дані класу менш компактні та складно відокремлені у своєму розташуванні від даних поза межами класу. За таких обставин класифікаторам досить складно дискримінувати дані класу, і це призводить до помилок класифікації.

Відповідно дані класу просторово необхідно ущільнити та відокремити. Оскільки носіями інформативності даних є їхні ознаки, необхідно провести зміну ознак з метою збільшення компактності даних класу. В граничному випадку зміна даних при використанні MST призводить до наявності одного ребра, яке поєднує дані класу та дані поза межами класу (рисунок 5.3).

Зміна ознак нетипових даних з метою збільшення компактності класу та його відокремленості дозволяє визначити ознаки, які можна вважати нетиповими відносно даних класу. У подальшому, ввівши метрики нерелевантності та величину порогового значення, можна визначити умови для детектування ознак викидів.

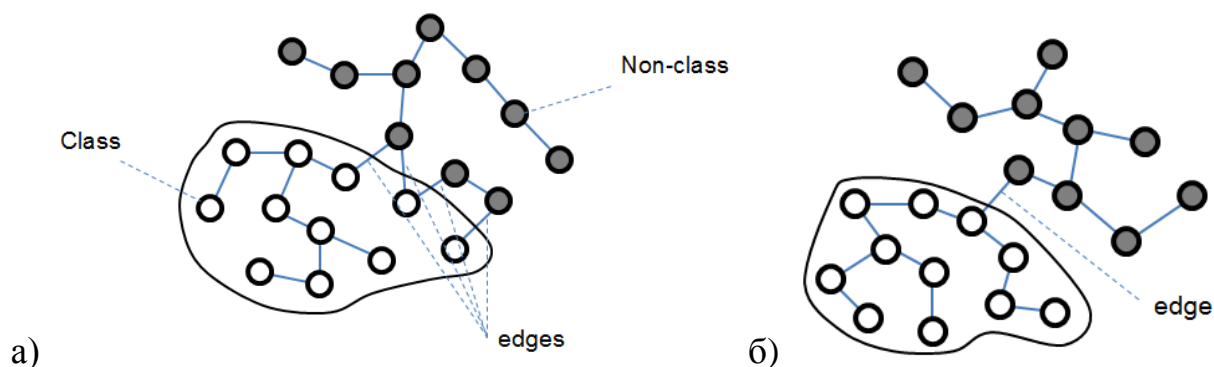


Рис. 5.3. Зони нетипових даних  $D_{Trans}$  з побудованим MST та визначенням ребер, які поєднують дані класу  $D_{Class}$  з даними поза межами класу  $D_{Non-class}$  :  
 а) дані в початковому стані з визначеними ребрами поєднання об'єктами з  $D_{Class}$  та  $D_{Non-class}$  ; б) зона нетипових даних після зміни ознак і збільшенням компактності даних класу та утворення ідеальних умов просторового розташування даних класу, які відповідають наявності одного ребра поєднання з даними поза межами класу

Зміна значень викидів ознак просторово змістить дані та створить умови для зменшення помилок класифікації та просторового відокремлення і розділення даних. Зміна ознак необхідна для даних проміжної зони, оскільки ця зона є зоною розмежування даних.

### 5.3. Детектування викидів ознак для нетипових даних

Нетипові дані значною мірою впливають на точність та інші метрики визначення якості та ефективності роботи класифікаторів. При загальній належній роботі класифікаторів ці дані є джерелом покращення необхідних метрик. Для даних, які потрапили в перехідну зону, характерним є наявність нерелевантних та зайвих ознак серед розмічених даних. Навчання класифікаторів на таких даних привносить помилки їх інформативності, тобто дані, які відносяться до класу, містять нехарактерні ознаки та їхні розмірні величини по відношенню до загальної сукупності ознак даних

класу. Тому такі ознаки повинні піддаватись зміні та детектуванню, оскільки вони вносять помилки інформативності в навчання класифікаторів та отриманих СПР, а ці ознаки є носіями нерелевантної інформації. Саме тому пропонується техніка визначення та вилучення нерелевантної інформації шляхом детектування викидів та зміна ознак нетипових даних.

Метод зміни ознак повинен мати можливість ідентифікації та видалення нерелевантної інформації. Носіями релевантної інформації є ознаки даних, які повною мірою проявляються та властиві даним класу. Нерелевантні ознаки вносять шум і погіршують навчання класифікаторів. Крім того, на загальні показники впливають також розмірні значення релевантних даних, тобто числові значення, які значною мірою відмінні від типових значень ознак даних класу. В такому випадку ці значення потребують зміни. Якщо видаляємо ознаки із загальної множини ознак, це також є зміна у її крайньому прояві, тобто зміна числових значень до нульових значень. Таким чином, в загальному необхідна зміна значень ознак.

Пропонований метод має два основні етапи:

- детектування нерелевантних ознак із поточної множини у вигляді виділення підмножини цих ознак;
- формування підмножини із множини поточного рівня з видаленням з них цих одиничних ознак для кожної підмножини.

Такий підхід дозволяє на першому рівні визначити множину варіантів зменшення розмірності ознак на одиничну нерелевантну ознаку. Кожна підмножина має розмірність  $n-1$ , і в сукупності кількість підмножин відповідає кількості нерелевантних ознак поточного рівня. На кожному рівні видаляється тільки одна ознака для підмножини. Відповідно, на наступному рівні такий підхід із формування підмножин повторюється. Це дозволяє отримати послідовності видалення нерелевантних ознак у вигляді кортежу  $\langle \cdot \rangle$ . Такий підхід обумовлений тим, що видалення ознаки приводить до зміни співвідношення між даними, яке проявляється у вигляді просторового зміщення. Дані зміщуються нерівномірно, залежно від ваги ознаки в кожному

з елементів даних та їх наявності. Подальше виявлення нерелевантних ознак здійснюється, виходячи з нової просторової картини співвідношення даних і тому був вибраний підхід з формування кортежів нерелевантних ознак.

Детектування та видалення нерелевантної ознаки є простим при формуванні показників відповідності. При однокласовому групуванні виходимо з того, що дані, які належать одному класу, мають подібний як набір ознак, так і їхні розмірні величини. Враховуючи такий підхід, відмінності на рівні числових значень однакових ознак будуть незначними, а у загальній сукупності такі дані в багатовимірному просторі будуть розташовувати поблизу. Відповідно, за таким підходом, у багатовимірному просторі буде формуватись певна щільність даних, які належать одному класу. Якщо ж відмінності між даними є більш незначними, ці дані розташовуються ближче один відносно одного, а в загальному, – дані просторово ущільнюються. Тобто, якщо видаляються ознаки, які характерні для класу, щільність даних зменшується, тобто дані просторово віддаляються. Видаливши дані, які для загальної сукупності ознак класу не характерні, а особливо при значних числових значеннях, дані зближуються і, відповідно, щільність даних підвищується. Існують ознаки, які відносно не впливають, або незначно впливають на просторову щільність даних.

Таким чином, визначимо три типи ознак даних класу:

–  $\alpha$ -ознаки – характерні для загальної сукупності даних класу і займають важливе та значиме місце серед інших ознак, що проявляється у суттєвому впливі на просторове розташування даних та їхню щільність. Видалення цих ознак приводить до просторового віддалення даних один від одного та групування даних на окремі сукупності, оскільки видаляють ознаки, які їх об'єднують;

–  $\beta$ -ознаки – притаманні загальній сукупності даних класу, прояв цих ознак незначно проявляється та впливає на просторове розташування даних та їхню щільність. Це обумовлено несуттєвими ваговими значеннями цих ознак, або незначними їхніми розбіжностями у даних класу;

–  $\gamma$ -ознаки – не є характерними для загальної сукупності даних класу. Їхні вагові значення значною мірою впливають на просторове розташування даних в окремих проявах, що приводить до віддалення даних, зниження щільності даних класу та зближення з даними та групами даних поза його межами. Видалення цих даних сприяє зближенню даних класу та збільшенню їхньої щільності, а, відтак, подібності. Однією з головних характеристик є віддалення даних класу від даних, які не належать класу при видаленні або зміні вагових параметрів ознак.

Наступним принципом розділення ознак для нетипових даних є розмежування їх за приналежністю до даних відносно класу, тобто визначаються ознаки, які належать даним, які відносяться до класу та даним поза межами класу.

В загальному випадку, якщо вибирати ознаки даних, які належать класу, та ставлячи за мету покращення розмежування даних, отримуємо ущільнення загальної групи даних, які належать класу. Зміна таких ознак приводить до просторового зміщення усієї групи даних класу. Проте, ставиться задача мінімізації втрати інформативності даних класу  $\min Err_{inform(Class)}$ .

При такому підході зі зміною ознак, характерних для даних класу, просторовому зміщенню піддається значна сукупність даних класу, що приводить до просторового зміщення класу. Тобто, початкові ознаки у їхньому розмірному значенні та співвідношення між ним значною мірою змінюється.

За таких умов просторове ущільнення або зміщення класу, з метою покращення роздільності класів, змінює клас в його інформативності. Ці зміни можуть мати суттєвий характер в тому, що за сукупністю ознак ці дані можуть собою представляти клас із суттєвими втратами інформації. Така форма ущільнення представлена на рисунку 5.4.

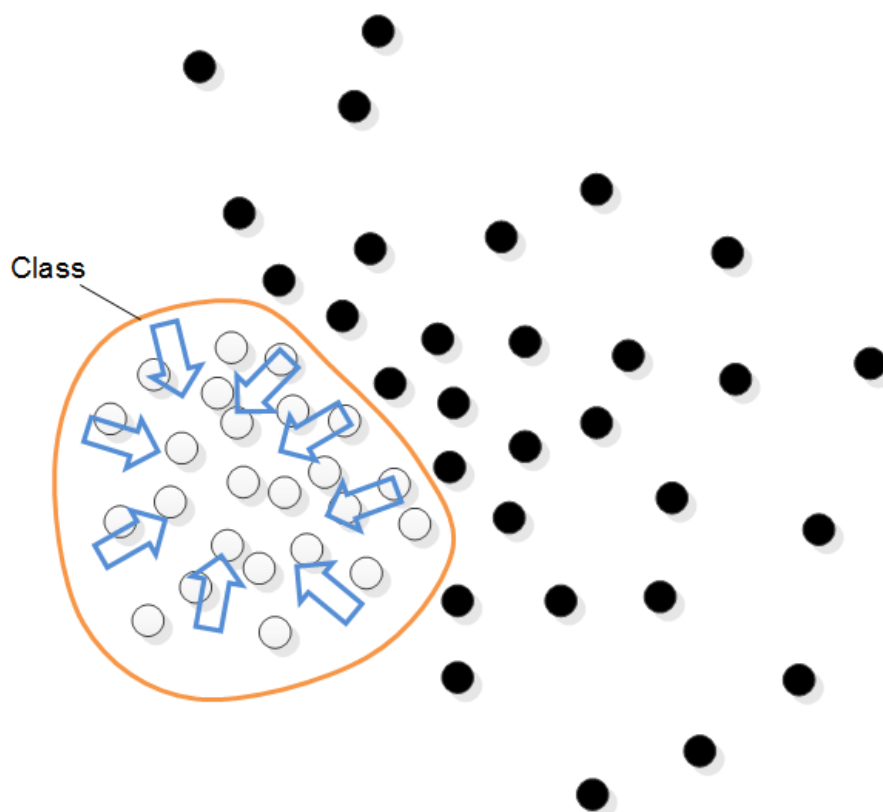


Рис. 5.4. Ущільнення даних класу за характерними загальними ознаками класу

Зона нетипових даних є важливою, оскільки вона дозволяє локалізувати зміну ознак поблизу розмежування даних, тобто в місці необхідних просторових змін. Зміна ознак здійснюється в межах множини нетипових даних, відповідно, просторово зміщуються локальні приграничні дані. Дані класу поза межами приграничної зони просторово не зміщуються, зберігаючи таким чином початкову інформативність, характерну для класу.

Формуються характерні особливості локального ущільнення нетипових даних:

1. Змінюються ознаки нетипових даних, які відносяться до даних класу (рисунок 5.5). Така форма локального ущільнення даних класу дозволяє покращити розмежованість даних за рахунок просторового локального зміщення приграничних даних класу

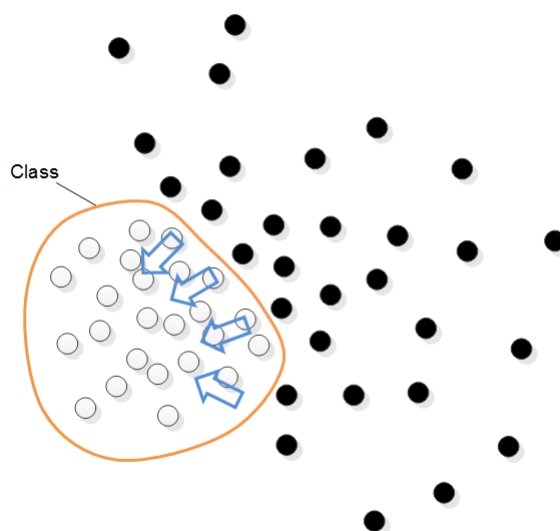


Рис. 5.5. Ущільнення даних класу в межах нетипових даних

2. Змінюються ознаки нетипових даних, які належать до даних поза межами класу (рисунок 5.6). У такому випадку дані класу не піддаються просторовому зміщенню та зберігають початкову інформативність повною мірою.

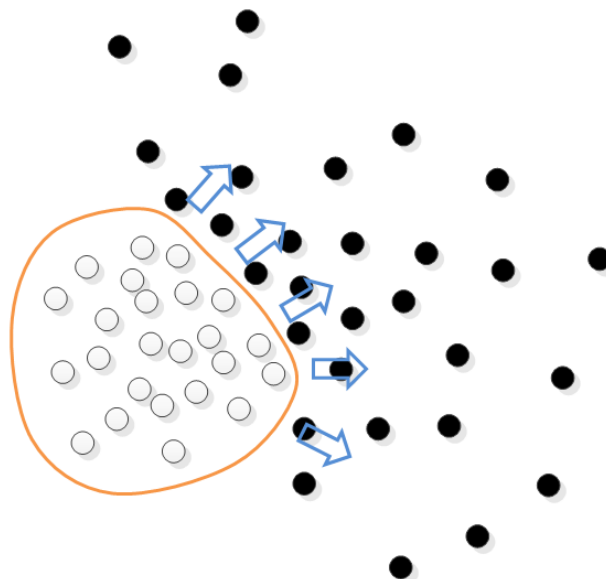


Рис. 5.6. Ущільнення даних поза межами класу  
в межах нетипових даних

3. Змінюються ознаки нетипових даних, що є спільними для даних, які належать до даних класу, так і для даних поза межами класу (рисунок 5.7).

Нетипові дані просторово збільшують розмежування між класами, просторово віддаляючись від зони розмежування за рахунок зміни спільних ознак.

В усіх випадках змінюються ознаки для нетипових даних і в межах нетипових даних. У випадках, коли ознаки також є характерними для даних класу та даних поза його межами та є типовими, наявні ознаки в цих даних не піддаються змінам.

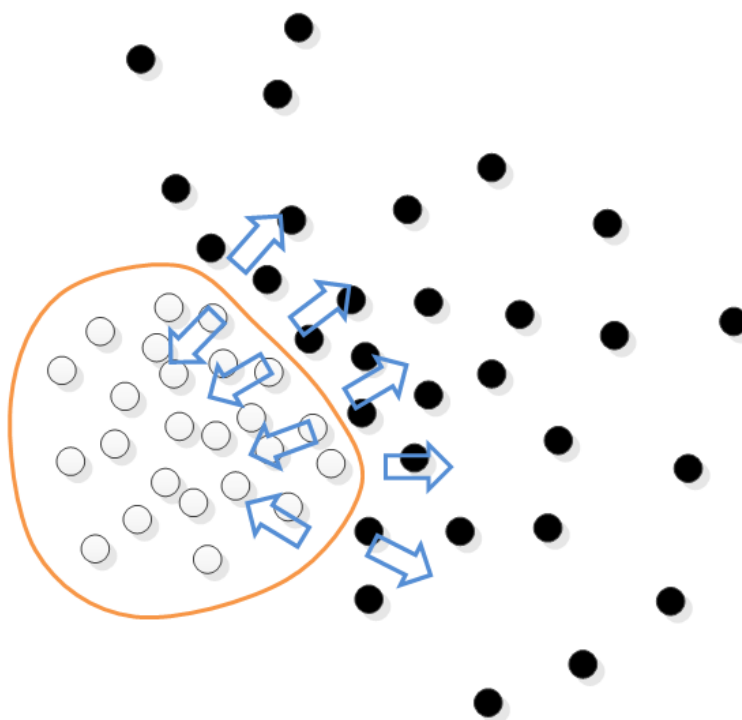


Рис. 5.7. Ущільнення даних в межах нетипових даних, які належать класу та даних поза його межами

Зміна ознак для нетипових даних дозволяє виявити ті ознаки, які мають характерний вплив на розмежування класів. Детектування множини таких ознак локалізується в зоні нетипових даних, а також в межах ознак даних відносно їх приналежності стосовно класу. Таким чином, наступним кроком локалізації ознак є відношення даних, які є носіями ознак стосовно класу з визначенням даних локального ущільнення, тобто здійснюється вибір, за

рахунок яких нетипових даних необхідно покращувати розмежованість класів.

Зменшення відстаней між даним класу, створює просторове ущільнення даних. Таке ущільнення є групою і належить до техніки ПС без учителя, широко використовується для досліджень виявлення знань через меншу залежність від знань предметної області. Дані, які використано для дослідження, є розміченими і використовуються з учителем. У цьому дослідженні використали навчання без учителя як механізм пошуку викидів нерелевантних даних у розмічених даних.

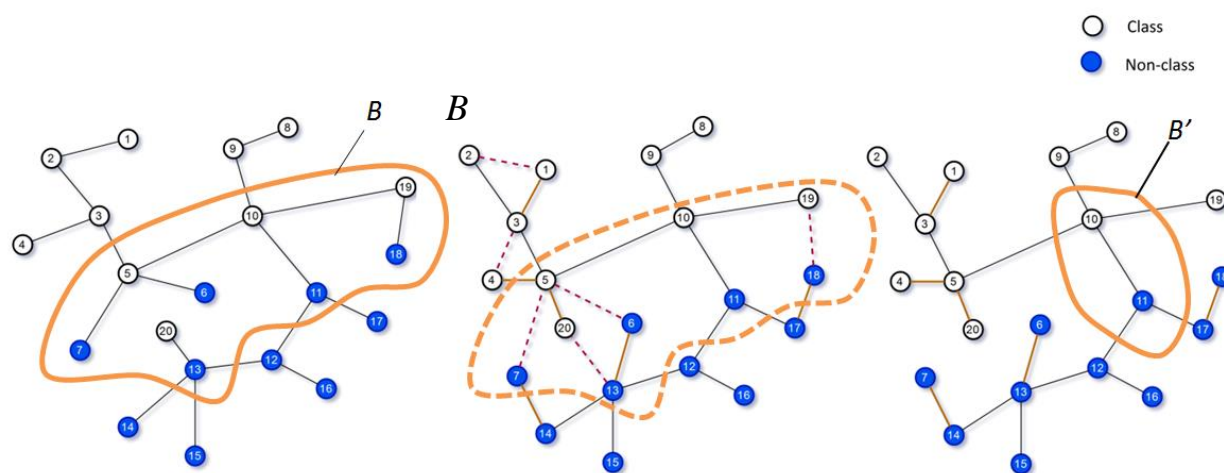
Групування з використанням мінімального остового дерева (МОД) широко застосовується, оскільки дозволяє зберігати внутрішню природу даних навіть після розрідження ознак даних. На першому етапі формуємо матрицю відстаней нетипових даних. Далі будується мінімальне остове дерево на базі сусідніх відстаней між даними.

Оскільки використовуємо розмічені дані, використання МОД об'єднує дані класу як більш щільні дані простору. У подальшому відбувається дослідження можливостей ущільнити дані класу шляхом мінімізації відстаней між ними через зменшення кількості ребер МОД між даними класу та даними, які йому не належать. Такий підхід дає можливість виявити  $\gamma$ -ознаки, які є нетиповими. При іншому збільшенні щільності даних класу поряд з  $\gamma$ -ознаками проявляються і  $\beta$ -ознаки, які є характерними для даних класу і не є предметом пошуку. З цією метою формується підграф з МОД, ребра якого з'єднують вершини даних класу (Class) та даних, які не відносяться до класу (Non-class). Таким чином, отримуємо підграф МОД, який є двочастковим графом. Подальша мета полягає у його мінімізації.

В загальному мінімізація двочасткового графа проявляється як механізм мінімізації відмінностей між розміченими даними та результатами групування області нетипових даних через зміну  $\gamma$ -ознак даних.

Розглянемо граничні умови розділення даних при їх просторовому зміщенні та використанні МОД.

У граничному найкращому випадку розмірність ребер двочасткового графа буде дорівнювати одиниці, оскільки МОД будується на усіх нетипових даних. Це ребро буде єдиним ребром, яке поєднуватиме дані класу з даним, які до нього не відносяться. Рисунок 5.8 схематично ілюструє трансформацію просторового переміщення даних внаслідок мінімізації двочасткового графа в його крайнє найкраще представлення.



а) б) в)

Рис. 5.8. Ілюстрація етапів просторового зміщення з трансформацією МОД зони нетипових даних з виділенням двочасткового субграфу та його мінімізацією (у найкращому випадку двочастковий граф має мінімально можливе значення кількості ребер, яке дорівнює 1).  $B$  – початковий двочастковий субграф МОД,  $B'$  – двочастковий субграф МОД після просторового зміщення вершин МОД. Штриховою лінією позначені ребра МОД, які зникають після трансформації дерева: а) початкове МОД з двочастковим субграфом; б) трансформація МОД; с) просторово-трансформоване МОД з двочастковим субграфом

В межах ілюстрації трансформації МОД (рисунок 5.8) визначимо зміну двочасткового графа. Позначимо множину ребер  $E$  з відповідною множиною їхніх довжин  $\{|e_i|\}_{i=1}^{20}$ . Трансформація МОД з початкового стану розрізу

двочасткового графа  $\text{cut}(V_{Class}, V_{Non-class}) = \sum_{\substack{i \in V_{Class}, \\ j \in V_{Non-class}}} e_{ij}$ ,  $\text{cut}(V_{Class}, V_{Non-class}) = 5$

(рисунок 5.8 а) у двочастковий граф з розрізом  $\text{cut}(V_{Class}, V_{Non-class}) = 1$  (рисунок 5.8 в).

Трансформування МОД з просторовим зміщенням вершин з таким змінами:

$$\begin{aligned} \text{del}(e_{1,2}), \text{create}(e_{1,3}) &: |e_{1,2}| > |e_{1,3}|; \\ \text{del}(e_{3,4}), \text{create}(e_{4,5}) &: |e_{3,4}| > |e_{4,5}|; \\ \text{del}(e_{5,7}), \text{create}(e_{7,14}) &: |e_{5,7}| > |e_{7,14}|; \\ \text{del}(e_{13,20}), \text{create}(e_{5,20}) &: |e_{13,20}| > |e_{5,20}|; \\ \text{del}(e_{5,6}), \text{create}(e_{6,13}) &: |e_{5,6}| > |e_{6,13}|; \\ \text{del}(e_{18,19}), \text{create}(e_{17,18}) &: |e_{18,19}| > |e_{17,18}|. \end{aligned}$$

$$V_{Class} = \{v_1, v_2, v_3, v_4, v_5, v_8, v_{10}, v_{19}, v_{20}\}, V_{Non-class} = \{v_6, v_7, v_{11}, v_{13}, v_5, v_{10}, v_{19}, v_{20}\}.$$

У початковому стані:

$$B = \{v_5, v_{10}, v_{19}, v_{20}, v_6, v_7, v_{11}, v_{13}, v_{18}\}.$$

Після перетворення:

$$B' = \{v_{10}, v_{11}\}.$$

Нетипові дані, що належать одному класу і мають незначні за величиною відмінності в ознаках, а також базуючись на просторовому розташуванні, мають більшу просторову щільність за ознакою компактності. Таким чином, збільшення компактності даних класу збільшує їхню подібність, що, відповідно, зменшує просторові відстані. Це дозволить

визначити викиди ознак в граничних даних однокласової класифікації на основі мінімізації двочасткового графа мінімального остового дерева.

Представимо дані у багатовимірному просторі у вигляді графа. Відстань між вершинами графа  $G$  :

$$\|E\|_1 = \sum_{u,v \in V(G)} \text{dist}_G(u,v) \text{ s.t. } \text{diag}(A) = 0, \quad (5.4)$$

де  $\text{dist}_G(u,v)$  відстань між вершинами  $u$  та  $v$  в графі  $G$ , відповідно, довжина ребра графа  $e$ ,  $|e| = \text{dist}_G(u,v)$ .  $\|\cdot\|_1 \in l_1$  обмеження норми [313]. Через властивість  $l_1$  норми деякі відстані будуть зведено до нуля. Тобто елементи головної діагоналі матриці відстаней  $\text{diag}(A) = 0$ . Таке визначення відстаней між елементами природне, оскільки відстань між самим елементом дорівнює 0,  $\text{dist}_G(x,x) = 0$ .

Тоді за визначенням щільність даних  $Denst$  :

$$\max(Denst_{V_{Class}}) \stackrel{def}{=} \min \|E_{V_{Class}}\|_1. \quad (5.5)$$

Мінімізація відстаней нормованого простору даних класу приводить до побудови мінімального остового дерева на елементах класу:

$$\lim_{\lambda \rightarrow a} \left( \min \|E_{V_{Class}}\|_1 \right) \rightarrow \|E_{V_{Class}(MST)}\|_1, \quad (5.6)$$

де  $\lambda$  - параметр зміни ознак,  $a$  - граничне значення параметра зміни ознак.

Відповідно

$$\max(Denst_{V_{Class}}) \stackrel{def}{=} \min \|E_{V_{Class}(MST)}\|_1. \quad (5.7)$$

Побудова MST здійснюється на усіх нетипових даних. Із MST можна виділити три типи субграфів: 1) субграф з ребрами, які з'єднують вершини, що є даними, які належать класу  $subMST_{Class}(V, E) = \{v | \forall v \in D_{Class}\}$ ; 2) субграф з ребрами, які поєднують дані поза межами класу  $subMST_{NonClass}(V, E) = \{v | \forall v \in D_{NonClass}\}$ ; 3) субграф з ребрами, які поєднують вершини, що належать даним з цих двох попередніх множин  $subMST_{Class-NonClass}(V, E) = \{e | e_{x_i, x_j} \in E, x \in D_{Trans}, i \in [1..|V_{Class}|], j \in [1..|V_{Non-class}|]\}$ .

Субграф утворюється з мінімального остового дерева та будується на вершинах підмножин  $V = V_{Class} \cup V_{NonClass}$ , де загальна кількість вершин тотожна нетиповим даним  $V \equiv D_{Trans}$ . У множині нетипових даних  $\{x_i\}_{i=1}^n$ ,  $n = |Data_{transition}|$  містяться дані  $x \in V_{Class}$  та  $y \in V_{Non-class}$ ,  $x \neq y$ . Уся множина даних, які формують вершини графа  $V = V_{Class} \cup V_{Non-class}$ .

В подальшому позначення  $\{\cdot\}^j, j \in \mathbb{N}$  – множина, де  $j$  відповідає кількості елементів множини.

Визначимо множину ребер МОД, які з'єднують вершини класу і ребра та не є інцидентними до вершин, які не належать класу  $\{e | e_{x_i, x_j} \in E, x \in V_{Class}, x \notin V_{Non-class}, i, j \in [1..|V_{Class}|]\}$ .

МОД визначається наступним чином:

$$MST(G(V)) = \bigcup_e \{e_{u,v} \in E | \min \sum d_G(u,v), \forall u, \forall v \in V\}. \quad (5.8)$$

На множині  $V_{Class}$  необхідно мінімізувати відстані для субграфів з ребрами, які є інцидентними вершинам класу.

За цієї умови МОД, яке побудоване на усіх даних, розбивається на субдерева, і в сукупності представляє ліс, оскільки МОД будується на усіх

даних  $MST(V)$ , а компактність даних визначається для вершин класу субграфів МОД.

$$FMST(V_{Class}) = \bigcup_{\forall e \in E(u,e), \forall u \in V_{Class}} subMST(V) \text{ s.t. } subMST(V) \subset MST(V). \quad (5.9)$$

$FMST(V_{Class})$  є поєднанням частин МОД.

У загальному випадку

$$|E_{FMST}| \leq |E|. \quad (5.10)$$

Ліс субграфів мінімального остового дерева (ЛСМОД) може містити не усі вершини даних класу  $V_{Class}$ , оскільки вершини можуть бути розташовані в МОД за умовами інцидентності та ізольованості вершин  $u \in V_{Class}$ , де суміжні вершини  $v \in V_{Non-class}$ .

Оскільки дані є підмножиною вершин, в загальному можна говорити, що утворюється підмножина з окремих частин MST, тобто ліс субграфів MST.

$$FMST_{NonClass} = \bigcup subMST_{NonClass}, \quad FMST_{Class} = \bigcup subMST_{Class},$$

$$FMST_{Class-NonClass} = \bigcup subMST_{Class-NonClass}.$$

При цьому можливі такі випадки:

$$\begin{aligned} & \exists e(e_{x,y} \in E \wedge x \in V_{Class} \wedge y \in V_{Non-class}) \\ & \Leftrightarrow \exists u(e_{u,y} \in E \wedge u \in V_{Class} \wedge y \in V_{Non-class}); \end{aligned} \quad (5.11)$$

$$\begin{aligned} & \exists subMST \left[ \forall V_{subMST} \left( V_{subMST} \subset V_{Class} \vee V_{subMST} \subset V_{Non-class} \wedge V_{subMST} = \{u\}^1 \right) \right. \\ & \Rightarrow \nexists E \left( \left( \exists e_{V_{subMST}} \in E \right) \wedge V_{subMST} = \{u\}^1 \right) \left. \right]. \end{aligned}$$

Субграф МОД може утворюватись з однієї вершини  $u \in V_{Class}$ , однак інцидентні ребра цієї вершини не належать субграфу.

$$|V_{FMST(V_{Class})}| = |V_{Class}|. \quad (5.12)$$

У найкращому випадку ліс субграфів на вершинах класу ідентичний одному субграфу МОД, тобто:

$$\begin{aligned} \exists! subMST(V_{Class}) \left( \left( \left| \{e_{u,v} \mid \forall u \in V_{Class}, \forall v \in V_{Non-class}\} \right| = 1 \right) \wedge \right. \\ \left. subMST(V_{Class}) \subset MST(V) \right). \end{aligned} \quad (5.13)$$

У такому випадку:

$$FMST(V_{Class}) \equiv subMST(V_{Class}) \quad s.t. \quad \exists! subMST(V_{Class}). \quad (5.14)$$

Граничною метою та ідеальним випадком зміни нетипових даних є збільшення компактності даних класу, що в кінцевому випадку відповідає об'єднанню лісу в єдиний граф. Тобто із загального  $MST(D_{Trans})$  виділяється субграф, який є мінімальним остовим деревом на підмножині даних зі зв'язними вершинами та досяжністю на рівні субграфу. Таким чином, найкращий випадок при зміні ознак набуває такої форми:

$$\lim_{\lambda \rightarrow a} (FsubMST) = \exists! subMST. \quad (5.15)$$

Така форма відповідає меті компактності даних класу  $\lim_{\lambda \rightarrow a} (FMST_{Class}) = \exists! subMST_{Class}$ . Оскільки дані класу розмежовуються від даних поза межами класу та просторово від них віддаляються, дані поза межами

класу теж групуються  $\lim_{\lambda \rightarrow a} (FMST_{NonClass}) = \exists! subMST_{NonClass}$ . Групування даних поза межами класу не є метою, проте це відбувається дзеркально відображенню ущільнення даних класу.

Окремим випадком є множина субграфів, які утворюють ліс  $FsubMST_{Class-NonClass}$ . В граничному випадку:

$$\lim_{\lambda \rightarrow a} (FMST_{Class-NonClass}) = \exists! subMST_{Class-NonClass}. \quad (5.16)$$

Однак цей вид субграфа має суттєві відмінності від попередніх двох. У випадку даних класу та даних поза межами класу кількість вершин субграфів є постійною:  $\forall V_{Class} \in FMST_{Class} : |V_{Class}| \rightarrow const$  та  $\forall V_{NonClass} \in FMST_{NonClass} : |V_{NonClass}| \rightarrow const$ . Об'єднання лісу субграфів в єдиний граф відбувається шляхом просторового зміщення вершин та утворення необхідних ребер на базі побудови MST. Таким чином, кількість вершин відповідних субграфів вершин класу та вершин поза межами класу збільшується. У лісі  $FMST_{Class-NonClass}$  кількість вершин не є постійною та фіксованою  $\forall V \in FMST_{Class-NonClass} : |V| \nrightarrow const$ . Утворення єдиного графа в цьому випадку відбувається шляхом зникнення відповідних ребер, які поєднують вершини двох груп. Таким чином, існування субграфа і перетворення  $FMST_{Class-NonClass}$  в єдиний субграф  $subMST_{Class-NonClass}$  відповідає структурі цього субграфа, яка складається з одного ребра:

$$\exists! subMST_{Class-NonClass} \stackrel{def}{\iff} \{ \exists! e_{v,u} \mid v \in V_{Class} \wedge u \in V_{NonClass} \}. \quad (5.17)$$

Таким чином,  $|E_{Class-NonClass}| = 1$  а  $|V_{Class-NonClass}| = 2$  в граничному випадку.

Тобто, можна записати таким чином:

$$\lim_{\lambda \rightarrow a} (FMST_{Class-NonClass}) = \{ \exists ! e_{v,u} \mid v \in V_{Class} \wedge u \in V_{NonClass} \}. \quad (5.18)$$

Необхідно зазначити, що групування даних класу та збільшення їх компактності приводить до наступних пов'язаних дій. Відбувається групування також і даних поза межами класу. Наслідком таких двох дій є зменшення кількості ребер, які поєднують вершини цих двох груп.

Водночас, справедливе твердження, за яким мінімізація лісу поєднання двох груп спричинює їх просторове віддалення, розмежування та збільшення компактності даних класу:

$$\min_{\lambda} E_{Class-NonClass} \stackrel{def}{\iff} \min_{\lambda} (FMST_{Class-NonClass}). \quad (5.19)$$

За умови (5.13) та дослідження в межах бінарності відносно даних класу, справедлива симетрія існування щодо даних поза межами класу:

$$\exists ! subMST(V_{Non-class}) \quad s.t. \quad subMST(V_{Non-class}) \subset MST(V). \quad (5.20)$$

Відповідно, умова (5.5) набуде наступного вигляду:

$$\lim_{\lambda \rightarrow a} \left( \min \| E_{V_{Class}} \|_1 \right) \rightarrow \exists ! subMST(V_{Class}) \quad (5.21)$$

$$s.t. \quad subMST(V_{Class}) \subset MST(V).$$

Таким чином, умова максимального розмежування даних зводиться до пошуку існування єдиного субграфу МОД на загальних даних, які є вершинами  $V$  і будується на вершинах  $V_{Class}$ .

Звичайно, це є найкращим та ідеальним випадком і свідчить про те, що дані класу компактно згрупувались і достатньою мірою віддалені від даних, які не відносяться до нього, тобто утворили групу найкращої форми. У

такому випадку розмічені дані повною мірою співпадають за своїм просторовим розташування з групою, яка містить виключно дані класу.

#### **5.4. Двочастковий граф на мінімальному остовому дереві**

Збільшення компактності даних класу та зменшення множини ребер, які поєднують дані двох груп призводять до вирішення одного і того ж завдання. Проте, існує суттєва відмінність у шляхах досягнення, тобто в методах зміни ознак даних, оскільки зміна особливостей даних приводить до просторового зміщення даних, а відтак і втрати їхньої інформативності. Тому зміщувати усі дані класу з метою збільшення їхньої компактності є дороговартісним підходом з можливістю втрати частини інформативності.

В загальному випадку глобальне ущільнення даних та підвищення їхньої компактності не є необхідним. Глобальне ущільнення може приводити до втрати інформативності та є необґрунтованим. Головна задача полягає не у формуванні відокремленої компактної групи, а у віддаленні даних класу від даних, які не належать класу. У цьому випадку підвищення загальності компактності групи не є необхідним. Просторове зміщення даних змінює загальну форму групи та початкове співвідношення між даними, що значною мірою змінює загальну інформативність даних. Тому необхідно максимально зберегти початкову інформативність даних, яка відображується в їхньому просторовому розташуванні. Загальна увага повинна бути спрямована на локальні зміни положення даних у тих випадках, коли дані розташовані ближче до даних не свого класу. Такі явища мають локальний характер, і досить часто проявляються у периферійних зонах групи, у випадку її простої просторової форми. Тому необхідно локально змінювати положення окремих елементів даних, максимально зберігаючи при цьому загальне просторове положення та форму групи класу.

Таким чином, необхідно зосередитись на даних, які достатньо близько розташовані до даних поза межами класу. Базуючись на умові (5.14) про

існування єдиного субграфу МОД та в поєднанні з субграфом даних поза межами класу, отримаємо загальне базове дерево:

$$MST(V) = \exists! \text{subMST}(V_{Class}) \cup \exists! \text{subMST}(V_{Non-class}) \cup \dots \quad (5.22)$$

$$s.t. \text{subMST}(V_{Class}) \& \text{subMST}(V_{Non-class}) \subset MST(V), V = V_{Class} \cup V_{Non-class}.$$

Таке представлення відповідає ідеальній формі розмежування даних при існуванні єдиних субграфів, які являють собою дерева на відповідних даних.

$MST(V)$  у виразі (5.22) в загальному випадку є лісом, оскільки в такому представленні  $|E(MST)| \neq |V(MST)| - 1$ , що є необхідним для існування дерева. Необхідне подальше об'єднання дерев лісу.

Аналіз ребер МОД показав, що:

$$E_V(MST) = \overbrace{\{e_{u,v} \mid (\forall u, \forall v) \in V_{Class}\}}^{E_{V_{Class}}} \cup \overbrace{\{e_{u,v} \mid \forall u \in V_{Class}, \forall v \in V_{Non-class}\}}^{E_{V_{Class}, V_{Non-class}}} \cup \overbrace{\{e_{u,v} \mid (\forall u, \forall v) \in V_{Non-class}\}}^{E_{V_{Non-class}}}. \quad (5.23)$$

Відповідно, до послідовності викладу (5.23), виділені в окремі множини ребра, вершини яких інцидентні вершинам класу  $V_{Class}$ , ребра, які з'єднують вершини не одного типу по відношенню до класу та ребра з інцидентними вершинами поза межами класу  $V_{Non-class}$ .

В граничному стані:

$$\lim_{FMST \rightarrow \exists! \text{subMST}} \left( \left| \{e_{u,v} \mid \forall u \in V_{Class}, \forall v \in V_{Non-class}\} \right| \right) = 1, \quad (5.24)$$

де  $FMST$  набуває такого представлення:

$$FMST \rightarrow \exists! subMST : \begin{cases} FMST(V_{Class}) \rightarrow \exists! subMST(V_{Class}); \\ FMST(V_{Non-class}) \rightarrow \exists! subMST(V_{Non-class}). \end{cases} \quad (5.25)$$

Граничне представлення за (5.24) відповідає опису стану, який відображений на рисунку 5.8 в.

З виразу (5.24) можна отримати граничну форму графа, ребра якого мають інцидентні вершини з  $V_{Class}$  та  $V_{Non-class}$ :

$$E_{V_{Class}, V_{Non-class}} = \{e_{u,v} \mid \forall u \in V_{Class}, \forall v \in V_{Non-class}\}^1. \quad (5.26)$$

Вираз (5.26) за визначенням відображає мінімальну форму представлення та існування двочасткового графа  $B$ :

$$E(B) \stackrel{def}{=} E_{V_{Class}, V_{Non-class}} = \{e_{u,v} \mid \forall u \in V_{Class}, \forall v \in V_{Non-class}\}^1. \quad (5.27)$$

Тоді (5.22) відповідно до (5.23) та з врахуванням (5.24), (5.27) набуде вигляду:

$$\begin{aligned} MST(V) &= \exists! subMST(V_{Class}) \\ &\quad \cup E(B) \\ &\quad \cup \exists! subMST(V_{Non-class}) \\ s.t. & (subMST(V_{Class}), B, subMST(V_{Non-class})) \subset MST(V), V = V_{Class} \cup V_{Non-class}. \end{aligned} \quad (5.28)$$

В такому представленні  $MST(V)$  є деревом і забезпечується умова  $|E(MST)| = |V(MST)| - 1$ .

Множина ребер двочасткового графа  $B$ :

$$E(B) = E(MST(V)) \setminus \left( \{e_{u,v} \mid (\forall u, \forall v) \in V_{Class}\} \cup \{e_{u,v} \mid (\forall u, \forall v) \in V_{Non-class}\} \right). \quad (5.29)$$

Мінімізація двочасткового графа  $B$ , побудованого з  $MST(V)$ ,  $B \subset MST(V)$  в граничному стані:

$$\lim_{\lambda \rightarrow a} \left( \min \|E(B)\|_0 \right) \rightarrow \left( \|E(B)\|_0 = 1 \right). \quad (5.30)$$

$\|\cdot\|_0 \in l_0$  обмеження норми.

Враховуючи (5.13), (5.14), (5.21) та представлення (5.25), а також зробивши узагальнення, отримаємо:

$$FMST \rightarrow \exists! subMST \Leftrightarrow \|E(B)\|_0 \rightarrow 1. \quad (5.31)$$

Таким чином, об'єднання лісу з метою отримання дерева, яке є мінімальним остовим для свого типу даних, тобто побудоване на вершинах  $V_{Class}$  та  $V_{Non-class}$  і є субдеревом  $MST(V)$ , що відповідає умові компактності даних класу, може бути представлений у формі мінімізації двочасткового графа  $B$ , який відповідає представленню (5.27):

$$\max \left( Denst_{V_{Class}} \right)_{local} \stackrel{def}{=} \min \|E(B)\|_0 \quad s.t. \quad B \subset MST(V). \quad (5.32)$$

Вирази (5.5) та (5.32) з врахуванням (5.31) є подібними, однак не ідентичними:

$$\max\left(Denst_{V_{Class}}\right)\Big|_{FMST \rightarrow \exists! subMST} \sim \max\left(Denst_{V_{Class}}\right)_{local} \Big|_{\|E(B)\|_0 \rightarrow 1}. \quad (5.33)$$

Збільшення компактності даних  $\max\left(Denst_{V_{Class}}\right)$  за підходом  $FMST \rightarrow \exists! subMST$  в проявленні  $FMST(V_{Class}) \rightarrow \exists! subMST(V_{Class})$  має глобальний характер і полягає в тому, що окремі субграфи як частина загального МОД, глобально поєднуються з намаганням утворити МОД на даних класу  $V_{Class}$ . Таким чином, збільшення компактності приводить до загального віддалення даних, які належать класам. Водночас,  $\max\left(Denst_{V_{Class}}\right)_{local}$  за підходом  $\|E(B)\|_0 \rightarrow 1$  зосереджується на граничних даних, тобто намагається локально віддалити дані класу від даних поза його межами. Такий підхід меншою мірою впливає на загальну змінну щільності даних класу  $Denst_{V_{Class}}$ . Отже, головна відмінність полягає в тому, що у першому випадку дані ущільнюються глобально, в іншому, – за пріоритет ставиться локальна зміна компактності, що на глобальному рівні може і не позначитись.

На загальному рівні просторове зміщення даних змінює початкову інформативність. Дані, внаслідок зміщення в гіперпросторі ознак, змінюють як загальну інформативність множини даних, так і безпосередню інформативність кожної одиниці даних. Таким чином, зміщення даних в гіперпросторі на глобальному рівні є небажаним, оскільки існує ймовірність зниження інформативної цінності даних.

Якщо за параметр оцінки втрати інформативності загальним обсягом даних взяти інтегральну оцінку просторового зміщення  $Data_{transition}$  та узагальнену величину зміщення  $\Delta$  вихідного початкового положення – переміщення  $Reloc(\ )$

$$\text{loss}_{information}\left(Data_{transition}\right) = \Delta Reloc\left(Data_{transition}\right), \quad (5.34)$$

тоді при порівнянні методів розмежування даних шляхом збільшення компактності даних класу отримаємо порівняльну оцінку:

$$\begin{aligned} \text{loss}_{\text{information}}(Data_{\text{transition}}) \Big|_{\max(Denst_{V_{\text{Class}}})} &\gg \\ \text{loss}_{\text{information}}(Data_{\text{transition}}) \Big|_{\max(Denst_{V_{\text{Class}}})_{\text{local}}} &\cdot \end{aligned} \quad (5.35)$$

При такому підході

$$\begin{aligned} \text{loss}_{\text{information}}(D_{\text{Trans}}) : \max(FMST_{\text{Class}}) \\ \gg \text{loss}_{\text{information}}(D_{\text{Trans}}) : \min(|E_{\text{Class-NonClass}}|). \end{aligned} \quad (5.36)$$

Якщо ж використати підхід розмежування даних, тобто мінімізації кількості ребер графа поєднання двох груп даних, дані класу в глобальному значенні не зміщуються. Відбувається не глобальне збільшення компактності, а локальне ущільнення в межах граничної зони наявності ребер  $E_{\text{Class-NonClass}}$  лісу  $FMST_{\text{Class-NonClass}}$ . Втрата інформативності при локальному ущільненні даних значно меншою порівняно з глобальним збільшенням компактності даних. Більш ефективним підходом при зменшенні втрати інформативності даних є локальне розмежування даних шляхом мінімізації кількості ребер поєднання даних двох груп на загальному мінімальному остовому дереві. Таким чином, для розмежування даних в гіперпросторі ознак пріоритет віддається методам локальної зміни компактності даних за напрямом мінімізації двочасткового графа, побудованого на МОД загальних нетипових даних  $Data_{\text{transition}}$ :

$$\begin{aligned} \min \|E(B)\|_0 \\ \text{s.t. } B \subset MST(Data_{\text{transition}}), Data_{\text{transition}} = Data_{\text{Class}} \cup Data_{\text{Non-class}}. \end{aligned} \quad (5.37)$$

### 5.5. Мінімізація двочасткового графа

Кожний екземпляр даних характеризується атрибутами, які за сукупністю, наявністю та розмірними характеристиками являють собою інформативність екземпляру. Представимо вихідні дані та особливості (атрибути екземпляру даних) у вигляді матриці «об'єкт–ознака»:

$$D = (d_1, d_2, \dots, d_N) = \begin{pmatrix} x_1^T \\ x_2^T \\ \vdots \\ x_M^T \end{pmatrix} \in \mathbb{R}^{M \times N}. \quad (5.38)$$

Тут  $d_i \in \mathbb{R}^M$  ( $1 \leq i \leq N$ ) визначає деякий екземпляр нетипових даних,  $x_j \in \mathbb{R}^D$  ( $1 \leq j \leq M$ ) – деякий вектор ознак.

Розглядається проблема розмежування даних з метою локального збільшення компактності нетипових даних  $D = Data_{transition}$  на граничних екземплярах. Граничними екземплярами даних є дані, які поєднуються ребрами мінімального остового дерева  $MST(Data_{transition})$   $\forall e \in E(MST)$ , які інцидентні вершинам  $u$  та  $v$ ,  $\forall u \in V_{Class}$ ,  $\forall v \in V_{Non-class}$ ,  $V_{Class} \cap V_{Non-class} = \{0\}$ . Сукупність даних формує множину вершин, на яких будується граф  $D \equiv V$ . Ребра мають вагу, яка відповідає відстані між відповідними даним.

За критерій локальної компактності даних класу в межах граничних екземплярів візьмемо

$$\min_{\|X\|_0} \|E(B)_{\|X\|_0}\|_0 \quad s.t. \quad M \geq \|X\|_0 \geq k, k \neq 0. \quad (5.39)$$

Тут  $\|\cdot\|_0$  є  $l_0$  векторною нормою, яка визначається таким чином:  $\|E\|_0 = \sum |e|^0$  – кількістю ненульових елементів входження у  $E$ .  $E$  є вектором ребер двочасткового графа.  $l_0$  – не є повною мірою нормою, оскільки не виконуються всі правила норм. Зазначимо, що зміна ознак визначається як занулення значень ознаки для усього масиву нетипових даних. Тобто, в цьому випадку необхідно нормувати простір векторів особливостей, який є матрицею. Відповідно, для отриманого простору нормованих векторів особливостей необхідно ввести норму  $l_0$ , тобто провести зміну простору особливостей з ненульовими значеннями векторів на усіх даних  $D$ . Таким чином, необхідно застосувати подвійну норму для простору особливостей  $l_0$ . Надалі в межах цього дослідження на просторі ознак застосовується подвійна векторна норма  $l_0$  в межах описаного підходу.

У (5.39) мінімізація простору ребер двочасткового графа базується на зміні особливостей шляхом нормування в межах від загальної кількості  $M$  до певного граничного значення  $k > 0$ .

Відповідно до класифікації особливостей позначимо  $X_\alpha = \{\alpha_i\}_{i=1}^{r_\alpha}$  – множина  $\alpha$ -ознак,  $X_\beta = \{\beta_i\}_{i=1}^{r_\beta}$  – множина  $\beta$ -ознак,  $X_\gamma = \{\gamma_i\}_{i=1}^{r_\gamma}$  – множина  $\gamma$ -ознак.

$$X = X_\alpha \cup X_\beta \cup X_\gamma, |X| = r_\alpha + r_\beta + r_\gamma. \quad (5.40)$$

Зміна простору ознак  $X$  здійснюється на  $\gamma$ -ознаках. Ці ознаки в загальній постановці є нетиповими та можуть бути викидами, які суттєво впливають на зміщення даних класу та даних поза його межами і утворюють певну множину  $X_\gamma$ . Мінімізація норми ребер двочасткового графа дозволяє детектувати та визначити їхню множину.

$$\left\| E(B)_{\|X\|_0} \right\|_0 \xrightarrow{\|X\|_0 \rightarrow k^+} \min(h), h \geq 1. \quad (5.41)$$

Існує певне співвідношення:

$$k \propto h. \quad (5.42)$$

Таким чином, можна говорити, що:

$$\|E(B)\|_0 \propto \|X\|_0. \quad (5.43)$$

Тому знаходження мінімальної норми  $\|E(B)\|_0$  свідчить про визначення усієї множини  $X_\gamma$ , оскільки  $X_\gamma = X \setminus (X_\alpha \cup X_\beta)$ .

Тоді параметр  $k$  дозволяє визначити величину множини релевантних ознак:

$$k = |X_\alpha \cup X_\beta| \quad (5.44)$$

або

$$k = r_\alpha + r_\beta. \quad (5.45)$$

Відповідно, детектувавши нерелевантні ознаки, можна визначити розмірність їхньої множини таким чином:

$$r_\alpha = M - k \equiv |X_\alpha|. \quad (5.46)$$

Мінімізація норми  $\|E(B)\|_0$  визначає метод детектування множини нерелевантних ознак шляхом відповідного методу нелінійного проєктування:

$$\phi: (V \subset R^{CS^0}, dist) \mapsto (V \subset R^{CS}, dist). \quad (5.47)$$

Проєкція  $\phi$  здійснюється шляхом поступового дискретного наближення до мінімального оптимуму, де  $dist(\phi(d_i), \phi(d_j)), i \neq j$  узагальнююча транзитивна відстань є евклідовою відстанню в групі.  $R^{CS}$  є більш компактною формою класу за його початкову форму  $R^{CS^0}$ .

В загальному випадку існує множина локальних мінімумів, яка зумовлена наступною обставиною: при зміні ознак змінюється просторове розташування даних. Хоча здійснюється локальне ущільнення даних, а саме граничних даних, зміна ознак проводиться на усій множині нетипових даних. Таким чином, змінюється просторове положення даних із відповідною ознакою. Детектування наступної ознаки із множини  $X_\gamma$  здійснюється на певним чином зміщених даних. Зміщення даних відбувається тільки тих, в яких ознака, яка піддається зміні, наявна. Величина зміщення визначається розмірними характеристиками ознаки. Оскільки в загальному детектуються нерелевантні ознаки, вплив на загальне зміщення даних є незначним, проте в окремих випадках та певних даних це може приводити до змін гіперпростору та зміщення у ньому даних. Тому для зменшення впливу зміни на загальну інформативність даних визначаються траєкторії зміни ознак. Введення траєкторій дозволяє встановити усі локальні мінімуми норми  $\|E(B)\|_0$ . Це, в свою чергу, дозволяє детектувати усю множину нерелевантних ознак.

Введення траєкторії встановлює послідовність зміни ознак, що в кінцевому випадку приводить до локального мінімуму норми  $\min_{\|x\|_0} \|E(B)\|_0$ .

Представимо в загальному траєкторію зміни ознак у вигляді частково впорядкованої множини  $\langle L, \succ \rangle$ . Оскільки траєкторія представлена у вигляді послідовної зміни, будь-які два елементи впорядковані. Така множина є лінійно впорядкованою. Правилком часткового порядку  $\succ$  встановимо зменшення норми  $\min_{\|x\|_0} \|E(B)\|_0$ . Кожна траєкторія будується на виявлених ознаках, які приводять до послідовного зменшення норми ребер двочасткового графа. Таким чином, множина траєкторій  $\{\langle L, \succ \rangle\}$  визначає множину локальних мінімумів. Загалом, множина траєкторій може бути більшою за множину нерелевантних ознак, оскільки залежить від їхньої комбінації.

В загальному множина траєкторій має таку форму:

$$\{\langle L, \succ \rangle\} = \left\{ \begin{array}{l} \langle a_1 \succ a_3 \succ a_2 \rangle_1 \\ \langle a_3 \succ a_2 \succ a_1 \succ a_6 \succ a_5 \succ a_4 \rangle_2 \\ \langle a_2 \succ a_1 \succ a_3 \succ a_4 \rangle_3 \\ \langle a_1 \succ a_m \succ \dots \succ a_2 \rangle_4 \\ \vdots \\ \langle a_1 \succ a_2 \succ a_3 \succ \dots \succ a_m \rangle_n \end{array} \right\} \quad (5.48)$$

Тут за  $a_i, i \in [1..m], m \in X$  встановлюється певна унікальна зміна ознаки, яка може бути вбудована у різні траєкторії. В кінцевому випадку  $m = r_\alpha$ .

У загальному, множина  $\langle L, \succ \rangle$  є підмножиною  $X_\gamma$  із встановленим правилком порядку  $\langle L, \succ \rangle \subset X_\gamma$ .

Для отримання  $X_\gamma$ , детектуються унікальні елементи траєкторії  $\langle L, \succ \rangle$ , які є ознаками  $i$ , відповідно,  $x \in X_\gamma$ .

Таким чином, метод аналізу складнокласифікованих даних складається з таких кроків:

1. Визначення множини ознак дослідження.
2. Побудова відстаней між даними на основі ознак.
  - 2.1. Побудова мінімального остового дерева.
  - 2.2. Формування множини ребер двочасткового графа.
3. Зміна вибраної ознаки та перехід до кроку 2, перехід до наступного кроку.
4. Визначення впливу зміни ознаки на розмежування даних.
5. Формування кортежу ознак, зміна яких приводить до покращення розмежування.

Побудуємо MST на проміжних даних при різних наборах ознак для демонстрації застосування методу аналізу складнокласифікованих даних (рисунки 5.9, 5.10).

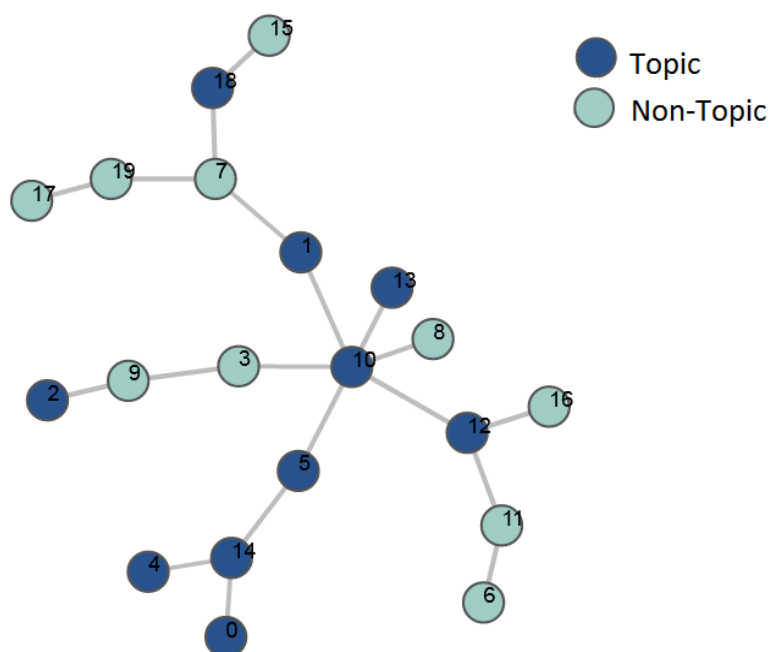


Рис. 5.9. MST для початкового стану нетипових даних  $n = 20$ , кількість ребер двочасткового графа – 8, кількість усіх ознак – 778

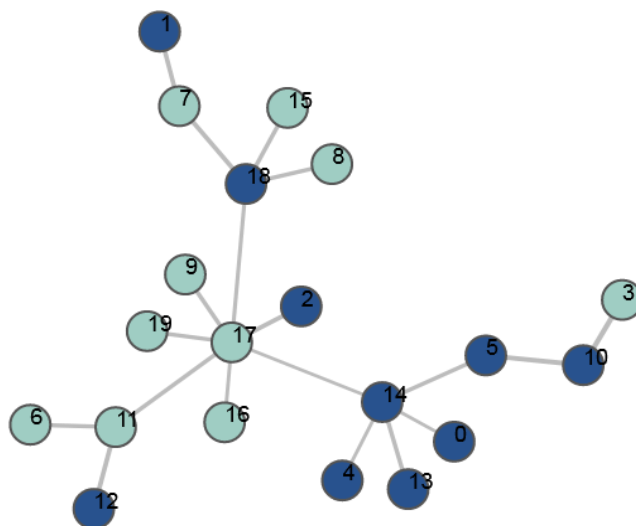


Рис. 5.10. MST для початкового стану нетипових даних  $n = 20$ , побудоване з врахуванням тільки спільних ознак кількістю 187. Кількість ребер двочасткового графа – 9, кількість усіх ознак – 778

Визначимо ознаки, зміна яких приводить до зменшення множини ребер двочасткового графа. Для демонстрації можливостей використаємо корпус текстових даних Reuters-21578. З цього корпусу візьмемо розділ `geut2-%03d.sgm`, з якого отримаємо набір нетипових даних в кількості 20 документів. Обмеження кількості вершин встановлено 140.

З цих документів для класу 1.

`<class 'list'>: [0, 1, 2, 4, 5, 10, 12, 13, 14, 18] Topic`

`<class 'list'>: [3, 6, 7, 8, 9, 11, 15, 16, 17, 19] Non-topic`

При зміні ознак на множині усіх ознак отримали зменшення ребер до 3 при таких траєкторіях із загальною ознакою 616 (таблиця 5.1).

00: [616, 28]; 01: [616, 218]; 02: [616, 632]

03: [616, 484]; 04: [616, 293]; 05: [616, 774]

06: [616, 306]; 07: [616, 527]; 08: [616, 217]

09: [616, 557]; 10: [616, 113]; 11: [616, 312]

12: [616, 633]; 13: [616, 70]; 14: [616, 626]

15: [616, 20]; 16: [616, 212]; 17: [616, 646]

18: [616, 192]; 19: [616, 0]; 20: [616, 18]

21: [616, 43]

Таблиця 5.1

Розподіл значень ознак серед даних

		Ознака
Об'єкт		616
	0	0.0
	1	0.0
	2	0.0
	3	0.43993910
	4	0.0
	5	0.0
	6	0.0
	7	0.0
	8	0.0
	9	0.0
	10	0.39081972
	11	0.0
	12	0.0
	13	0.0
	14	0.0
	15	0.0
	16	0.0
	17	0.0
	18	0.0
19	0.0	

Наявність в кожній траєкторії ознаки 616 свідчить про те, що її можна вважати викидом. Максимальне значення на матриці загальних ознак 0.6237.

Зміну ознак також можна здійснювати тільки серед множини спільних ознак. При такій умові отримаємо наступні результати:

Загальна кількість вершин змінених ознак, які приводять до зменшення або незмінності кількості ребер двочасткового графа, – 139. Кількість вершин, в яких досягається мінімальна кількість ребер двочасткового графа – 60.

Граф лісу траєкторій для зміни на множині тільки спільних ознак має вигляд, як це показано на рисунку 5.11.

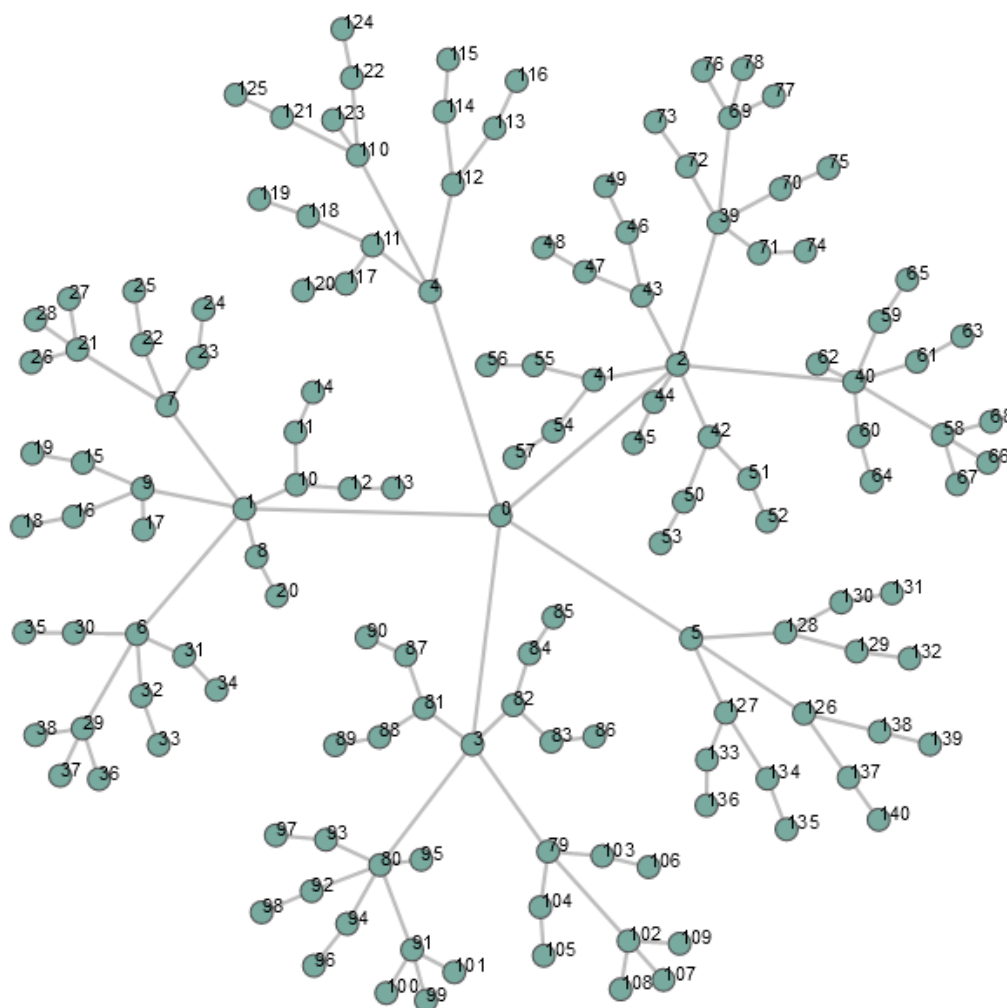


Рис. 5.11. Граф траєкторій на множині спільних ознак. Вершина з позначкою «0» вказує на початок вершин лісу і не є ознакою

Тобто маємо 60 унікальних траєкторій поступової зміни ознак даних, згідно яких досягаємо максимально можливих умов мінімізації. Траєкторії представлені у виді кортежів з фіксованою послідовністю слідкування. Із загальної множини кортежів траєкторій сформуємо траєкторії у вигляді множин без врахування послідовності слідування. За такої умови отримаємо три множини:

$\{372, 306, 522, 455\}$ ,  $\{616, 306, 522, 455\}$ ,  $\{455, 306, 522, 445\}$ .

Підрахуємо ознаки за їх присутності у цих множинах.

522 -> 3 ,306-> 3 ,455 -> 3, 372 -> 1, 616 -> 1, 445 -> 1

В матриці «документ–ознака» знайдені ознаки мають такі значення (таблиця 5.2):

Таблиця 5.2

## Розподіл значень ознак серед даних

		Ознака				
		306	372	445	455	522
Об'єкт	0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
	1	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
	2	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
	3	0.0	0.29773274	0.21996955	0.0	0.20690513
	4	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
	5	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
	6	0.0	0.0	0.0	0.0	0.16470003
	7	0.02105989	0.0	0.0	0.0	0.0
	8	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
	9	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
	10	0.10768365	0.11755144	0.13027324	0.0	0.04084535
	11	0.0	0.09714383	0.0	0.05382852	0.10126308
	12	0.0	0.0	0.0	0.38886766	0.03483543
	13	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
	14	0.07796852	0.0	0.0	0.0	0.0
	15	0.05865378	0.0	0.0	0.0	0.35596640
	16	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
	17	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
	18	0.0	0.0	0.0	0.0	0.18119039
	19	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0

Ознаки під номером 522, 306, 455 наявні в кожній траєкторії, яка приводить до необхідної мінімізації. Це говорить про те, що ці ознаки можна вважати викидами.

### 5.6. Метрики впливу ознак на просторове приграничне розташування складнокласифікованих даних

Вплив кожної ознаки із множини нерелевантних ознак  $X_\gamma$  на розмежування граничних даних, в межах загальної сукупності ознак, є

різним. Це зумовлено як представленням ознак в кожній одиниці даних, так і їх розмірними характеристиками. Тому доцільним є встановлення метрики, на базі якої можна було б встановити міру впливу на просторове зміщення даних, що дозволить визначити міру нерелевантності.

1. Оскільки будь-яка ознака може бути вбудована у довільну кількість траєкторій, необхідним є встановлення, наскільки ознака присутня в загальній множині траєкторій. Якщо ознака присутня у значній кількості траєкторій, незалежно від займаного порядку в цих траєкторіях, вона значною мірою визначає переважну більшість локальних мінімумів. Таким чином, вплив цієї ознаки є високим, відповідно, метрика важливості ознаки:

$$\frac{\sum_i 1_{\langle L, > \rangle_i}(\gamma)}{|\{\langle L, > \rangle\}|}, \langle L, > \rangle_i \in \{\langle L, > \rangle\}, i \in [1..|\{\langle L, > \rangle\}|]. \quad (5.49)$$

Метрика визначає рівень важливості впливу ознаки масиву  $X_\gamma$  та є відношенням кількості траєкторій, в яких присутня ознака до загальної кількості траєкторій. Сформувавши на основі множин траєкторії множину наборів  $set_{unic} \langle L, > \rangle$ , в яких наявність ознаки визначається незалежно від позиції в траєкторії, отримають важливість ознаки в унікальних наборах:

$$\frac{\sum_i 1_{set_{unic} \langle L, > \rangle_i}(\gamma)}{|\{set_{unic} \langle L, > \rangle\}|}, \langle L, > \rangle_i \in \{\langle L, > \rangle\}, i \in [1..|\{\langle L, > \rangle\}|]. \quad (5.50)$$

Якщо важливість дорівнює одиниці, ознака вбудована в усі траєкторії пошуку локальних мінімумів, тобто вона має глобальний характер важливості впливу та визначена на глобальній множині ознак. В такому випадку її можна назвати викидом. У випадку прояву важливості впливу ознаки на локальному мінімумі, ознака має локальний характер важливості,

та її метрика буде незначною і знаходитись поблизу нуля. Якщо рівень важливості впливу окремих ознак, особливо незначного рівня, порівняний, необхідно визначити приналежність до траєкторій. Якщо траєкторії різні, тоді ці ознаки знаходяться у рівних локальних мінімумах. У випадку приналежності до однієї траєкторії, ознаки знаходяться у локальному мінімумі. Якщо вони унікальні у своїй приналежності до траєкторії, можна говорити, що вони є характерними локальному мінімуму.

2. Кардинальне число множини ознак визначається загальною кількістю ознак, які формують множину  $X_\gamma$ , зміна яких приводить до покращення розмежування нетипових даних класів:

$$|X_\gamma|. \quad (5.51)$$

Характеристика визначається відносно множини ознак дослідження. Тобто на множині ознак нетипових даних, які належать до класу  $|X_\gamma|_{Class}$ , знаходяться поза межами класу  $|X_\gamma|_{NonClass}$ , та ознак, які є спільними для даних класу та даних поза межами класу  $|X_\gamma|_{Class-NonClass}$ .

3. Максимальна довжина траєкторії, яка представлена у вигляді кортежу:

$$|l_{max}|. \quad (5.52)$$

З усіх знайдених траєкторій визначається траєкторія або сукупність, які мають максимальну довжину. Кожна траєкторія розглядається як множина ознак, відповідно, кардинальне число такої траєкторії буде визначати її довжину у кількості ознак, які входять у траєкторію. Довжина траєкторії визначає зміну просторового взаємного розташування нетипових даних. Після кожної зміни ознаки взаємне положення змінюється та формується

новий стан даних. Значною довжиною визначаються траєкторії, які будуються на ознаках, послідовність зміни яких значною мірою впливає на розмежовування класів.

4. Максимальна величина редукції міжкласових ребер МОД визначається в абсолютному та відносному представленні:

$$reduc_a = E(B)_0 - E(B)_{\min}, \quad (5.53)$$

$$reduc_r = \frac{E(B)_0 - E(B)_{\min}}{E(B)_0}. \quad (5.54)$$

Визначаються початкова кількість ребер двочасткового графа, побудованого на вершинах рівних класів  $E(B)_0$  та мінімальна кількість ребер при побудові траєкторій редукції  $E(B)_{\min}$ . Це дозволяє визначати, наскільки збільшується компактність даних класу внаслідок зміни ознак у кількості міжкласових ребер.

5. Відношення кількості унікальних множин даних  $\sum \exists! \{x\}$ , які отримані з траєкторій  $\langle l, > \rangle \rightarrow \{x\}$ , до загальної кількості траєкторій.

Відношення представлено у вигляді  $\frac{count_{unic}}{count_{gen}}$ :

$$\frac{count_{unic}}{count_{gen}} = \frac{\sum_i 1_{\{\langle L, > \rangle\}}(\{x\}_i)}{|\{\langle L, > \rangle\}|}, \exists! \{x\}_i \leftarrow \{\langle L, > \rangle\}, i \in [1..|\{\langle L, > \rangle\}|]. \quad (5.55)$$

Співвідношення дозволяє оцінити, наскільки широко представлена наявність ознак в траєкторіях загалом. Оскільки досліджують усі послідовності базових ознак, кожна з них може бути представлена у багатьох траєкторіях, що вказує на її значимість з точки зору збільшення розмежування класів. Водночас, при послідовній зміні ознак може виникнути

стан просторового положення, при якому зміна ознаки позитивно впливає на розмежування класів, однак тільки в межах конкретного стану етапу формування кортежу траєкторії. Відповідно, рівень важливості з позиції узагальнення такої ознаки є незначним, в зв'язку з присутністю в незначній кількості траєкторій.

### **5.7. Висновки за розділом**

Використання зміни ознак на множині нетипових даних дозволяє визначити ознаки, які значною мірою впливають на розмежування даних. При цьому дані класу при однокласовій класифікації в перехідній зоні утворюють більш компактні області. Локальне розмежування шляхом мінімізації кількості ребер двочасткового графа визначає викиди ознак за мірою їхнього впливу на розмежування даних класу та даних поза межами класу. Запропонований підхід дозволяє визначати ознаки серед множин пошуку. Викиди ознак залежать від множин пошуку приналежності даних дослідження відносно класів. Так можна знайти особливі ознаки також серед множин тільки спільних ознак, при цьому отримується гранична межа зменшення двочасткового графа. Вона є спільною незалежно від траєкторії її досягнення. Це можна вважати глобальним мінімумом двочасткового графа на множині ознак дослідження. Використання запропонованого підходу дозволяє визначити множину ознак, які негативно впливають на розмежування даних і детектувати їх із встановленням міри впливу та отримати їхні розмірні характеристики.

## РОЗДІЛ 6

### ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА ІНФОРМАЦІЙНА ТЕХНОЛОГІЯ ОТРИМАННЯ ДОВІРЧИХ РІШЕНЬ

Складові концепту довіри в розділі 2 розглядались в межах поняття інтелектуальних інформаційних технологій. Практичне застосування ІТ в загальному розглядається як складна система взаємопов'язаних структурних складових для вирішення практичних задач з побудовою екосистем функціонування ІТ [440], забезпеченням довіри на усіх етапах життєвого циклу ІТ [29, 78, 212, 224, 326] та ланцюга довіри і неперервності в часі [71, 113, 286, 419, 458].

Визначимо рівень довіри на наступних структурних складових ІТ та систем, які використовують елементи ІТ:

1. Рівень елементів отримання інформації, які представляють собою датчики, сенсори, складові Інтернету речей (ІоТ), бази даних, файли.

2. Рівень інфраструктури побудови систем ІТ, що включає системи зберігання, передачі та обробки інформації.

3. Рівень прикладної програмної системи, яка направлена на забезпечення:

- функціонування ІТ;
- безпеки та невторчання;
- каркасу програмної реалізації ІТ;
- реалізації систем та алгоритмів інтелектуальної обробки даних (механізми ІС).

Одним із ключових системних складових ІТ, який є основою ІТ та безпосереднього здійснює обробку і генерацію прикладних рішень, є рівень прикладних програмних систем з реалізації алгоритмів ІС.

Таким чином, розглядається проєкція довіри до ІТ в площині реалізації механізмів обробки даних методами ІС.

## 6.1. Формалізація складових довіри до інтелектуальних інформаційних технологій

Концепт «заходи пом'якшення наслідків» ( $MtMs$ ), який формує довіру до ІТ згідно із розробленою онтологією довіри  $O$ , представлений на рівні підкатегорій у вигляді  $MtMs = \{mtms_i\}_{i=1}^n$ ,  $n=14$ , де  $n$  – кількість фразових підкатегорій концепту, які визначають складові концепту довіри.

Концепт  $MtMs$  однозначно та закінчено визначений в межах розробленої онтології довіри та представлений як  $MtMs_O$ . ІС складовою ІТ.

Відповідно, проєкція концептів забезпечення довіри в площину ІС представлена таким чином:

$$\phi_{pr} : (MtMs_O) \mapsto (MtMs_{IS}) \text{ s.t. } MtMs_{IS} \subset MtMs_O. \quad (6.1)$$

Множина складових довіри  $MtMs_{IS}$  визначається як виділення підмножини  $MtMs_{IS} \subset MtMs_O$ , яке здійснюється функцією проєкції базової множини  $MtMs_O$ . Множина складових довіри  $MtMs_{IS}$  представляється більш компактною формою, що дозволяє сформувати набір складових концепту довіри. Таким чином, механізми ІС повинні забезпечувати, реалізовувати та відповідати множині складових довіри  $MtMs_{IS}$ . Такий стан відповідає довірі до рішень, сформованих засобами ІС.

Інтелектуальні інформаційні системи в загальному випадку є складовою частиною інтелектуальних інформаційних технологій, яку у втіленні узагальнюючих множин аспектів представлення можна подати у вигляді  $IIS \subset IIT$ . Відповідно, формування складових довіри у проєкції ІС здійснюється з описом підходів, які дозволяють забезпечити практичне втілення та реалізацію цих складових шляхом побудови конкретних механізмів ІС.

В результаті практичного втілення розробленого метода встановлення відповідності онтології довіри до ІТ та структурованого домену було визначено важливість кожної складової довіри. Важливість складових встановлюється ваговою часткою елементів довіри в загальній сукупності визначеної множини довіри.

Кожний елемент представлений, крім опису змістовності, також механізмом практичного втілення на рівні реалізації структурних, архітектурних і методичних рішень. Проекція складових довіри на рівень ІС здійснюється на основі людиноцентрованого підходу [295], згідно якого відношення довіри відповідно до стандарту ISO/IEC TR 24028 визначається стосовно стейкхолдера. На прикладному рівні методів СПР складові елементи довіри визначаються таким чином:

– інтерпретованість, пояснювальність та транспарентність, простежуваність. Базовим узагальнюючим концептом є транспарентність, яка визначається стосовно стейкхолдера як здатність системи бути зрозумілою та пояснювальною за результатами прийнятих рішень і за кроками їх прийняття. Відповідно, метод СПР з прийняття рішення розбивається на послідовні кроки виконання з вимогою зрозумілості та прозорості їх виконання відносно стейкхолдера. Інтерпретованість, пояснювальність є ключовими складовими транспарентності [95]. Визначимо інтерпретованість як внутрішній стан системи, що відповідає здатності бути зрозумілою стейкхолдеру. Визначимо пояснювальність як зовнішній стан системи, що відповідає здатності бути зрозумілою стейкхолдеру. Прийняття рішень в ІС здійснюється СПР, яка відповідним чином будується та валідується. Інтерпретованість СПР визначається інтерпретованістю алгоритмів СПР, які використовуються для її побудови [95, 496]. Таким чином, інтерпретованість СПР визначається рівнем інтерпретованості алгоритму, який використовується для її побудови. Для ІС визначимо три рівні визначення інтерпретованості, пояснювальності та транспарентності: передмодельний, модельний, постмодельний. Передмодельний рівень визначається етапами, які передують побудові

робочої СПР. Модельний рівень відповідає етапу побудованої СПР. Постмодельний рівень відповідає етапу генерованого рішення СПР. На рівні розроблених методів складові реалізуються шляхом застосування групового прийняття рішення у вигляді ансамблю СПР. Консолідовані рішення ансамблю інтерпретуються за СПР, яка володіє максимальною інтерпретованістю стосовно СПР ансамблю;

– всебічність розгляду. Прийняття рішення має високий рівень відповідальності, тому кожне рішення повинно бути прийняте об'єктивно та з урахуванням різноманітних аспектів. Стосовно кожного рішення має бути певний рівень впевненості щодо його непомилькості та неможливості спричинення шкоди. Рішення також повинні бути справедливими та неупередженими. Неупередженість характеризується незміщеною оцінкою стосовно базового значення в даних. Для забезпечення практичного втілення складових довіри застосовуються групи СПР, в яких кожна СПР виносить своє незалежне від інших рішення. Моделі в групу добираються згідно з якісними показниками рішень СПР та наявності альтернативних рішень з певної групи даних. Наявність альтернативних рішень є показником СПР та дозволяє долучати СПР в ансамбль, забезпечуючи максимальну різноманітність рішень для реалізації всебічності розгляду. Цінність кожної СПР визначається наявністю альтернативних рішень. Це унеможливорює формування груп СПР з повністю однаковими рішеннями на усій множині даних. Базуючись на цьому, здійснюється сегментація даних за консолідованими рішеннями групи СПР та наявністю альтернативних рішень. Відповідно, множина даних за консолідованими рішеннями є множиною довірчих рішень на основі всебічності розгляду прийняття рішень. Також формується множина даних, відносно якої наявні СПР, що мають альтернативні рішення по відношенню до рішень СПР групи. Така множина даних не може вважатися довірчою у відношенні до рішень групи СПР. Таким чином, формується задача бінарної класифікації стосовно приналежності даних до множини довірчих рішень та множини недовірчих

рішень. На множині недовірчих рішень за кожною одиницею даних наявна сукупність альтернативних рішень. Для досягнення якісних показників рішень тобто характеристик класифікації, в межах одиниці даних рішення групуються за параметром ймовірності приналежності до класу в межах бінарних груп за рішеннями.

Для кожної групи рішень СПР формується загальне рішення групи, яке переноситься на наступний рівень ієрархії, де об'єднується з рішенням іншої групи. Таким чином формується загальне рішення ансамблю СПР в сегменті даних альтернативних рішень. В межах дослідження розглядається форма бінарних базових груп за рішеннями, яка представлена у вигляді наявності альтернативності. Згідно з цим, рівень структурної ієрархії формується із трьох шарів з відповідними двома переходами між шарами. Верхній рівень є кінцевим рішенням ансамблю СПР.

Сегментованість даних за рішеннями груп СПР дозволяє сформувати множину типових даних на основі консолідованих рішень. Ця множина утворюється даними, які по відношенню до інших даних цієї множини, є типовими за критерієм загальності рішень СПР. Тобто дані за сукупністю ознак даних за рішеннями СПР є слабовідмінними в межах цієї сформованої множини. Також формується множина нетипових даних. Кожний елемент цієї множини має щонайменше одне альтернативне рішення щодо рішень інших СПР. Кількість і розподіл альтернативних рішень не регламентується. Ця множина даних є нетиповою, оскільки кожний елемент даних по відношенню до інших елементів цієї множини, має суттєві відмінності за певною сукупністю ознак відповідно до критерію консолідованості рішень. Суттєві відмінності визначаються тим, що рішення групи СПР не співпадають, а, отже, як мінімум одна СПР визначила в певні одиниці даних певний аспект, який не був врахований іншими СПР. Тобто, на загал рішення стосовно одиниці даних є неоднорідними та неоднозначними в своїй сукупності, що ставить під сумнів кожне з рішень СПР стосовно цього елемента даних. Цей елемент має особливості, величина яких в межах

ансамблю СПР дозволяє сформуванню стан альтернативності рішень, а, отже, є нетиповим. Об'єднання таких даних формує множину нетипових даних;

– аналізованість даних. В межах дослідження аналізованість даних визначається встановленням рівня впливу ознак даних на розмежування складнокласифікованих даних, які формуються множиною нетипових даних. В зоні нетипових даних формуються межі граничного розділення класів за методами класифікації. З використанням групового підходу до утворення рішення ансамблю СПР множина нетипових даних дозволяє утворити певну зону невизначеності, яка зумовлена наявністю альтернативності при прийнятті рішень щодо цих даних. Кожний елемент даних серед інших, які формують множину нетипових даних, має певну особливість або їхню сукупність, які визначають нетиповість цього елемента та враховуються певною СПР або декількома СПР із групи СПР ансамблю. Детектування елемента даних за критерієм альтернативного рішення може виявитись як правильним, так і помилковим за певним рішенням окремої СПР. Проте, на загал СПР компенсують можливі недоліки з побудови інших СПР та дозволяють сформуванню максимально об'єктивне рішення у випадку консолідованості. У випадку наявності альтернативних рішень, кожний елемент даних має значення ознаки або їх сукупності, які за консолідованим рішенням ансамблю не відповідають множині типових даних. Нетипові дані не відносяться до довірчих даних. Такі дані не можуть використовуватись для навчання та формування СПР, особливо це негативно позначається на СПР як чуттєві до викидів даних. Однак такі дані є важливими та цінними з точки зору дослідження та аналізу, що обумовлюється тим, що ці дані у певних випадках можуть свідчити про зародження нових процесів та явищ. Тобто вони позначають ранні стадії цих явищ, на яких СПР не можуть достовірно їх класифікувати. Однак уся множина СПР ансамблю може детектувати цей елемент даних за критерієм альтернативності. Множина нетипових даних загалом представляє собою певну перехідну зону в умовах однокласової класифікації. Ця зона є недовірчою зоною, однак є важливою з

точки зору аналізу щодо визначення ознак даних, які мають певні розмірні характеристики, завдяки яким вони не відносяться до класу при однокласовій класифікації чи не лежать в просторі поза межами класу. Розглядаючи формування ущільнень даних, які належать до класу в гіперпросторі ознак, нетипові дані знаходяться на границях просторових ущільнень. Аналіз даних повинен мати змогу визначити ознаки, зміна значень яких дозволяє покращити просторову групованість нетипових даних. Тобто детектуються ті ознаки даних, які впливають на розмежування нетипових даних. В просторових ущільненнях даних класу нетипові дані знаходяться на границях класу і до множини нетипових даних належать дані, які відносяться до класу, та дані, які не відносяться до класу. Таким чином формується локальна просторова зона розмежування даних, яка обмежується множиною нетипових даних. Серед нетипових даних можливо локально детектувати ознаки, які впливові на розмежування даних у локальному сегменті нетипових даних. Також необхідно визначити міру впливу та важливість ознак даних, зміна яких покращує розмежованість, що зумовлює необхідність розробки сукупності відповідних метрик. Відповідно аналізованість реалізується шляхом застосування методу детектування нетипових ознак на множині нетипових даних. Важливою є локалізація досліджень ознак, яка обмежується множиною нетипових даних, оскільки зміна ознак не стосується множини типових даних за консолідованими рішеннями. Структура формування інформаційної технології представлена на рисунку 6.1.

Зміна ознак даних не впливає на просторове зміщення множини типових даних, що дозволяє не змінювати інформативність цих даних, таким чином зберігаючи початкові значення даних та забезпечуючи довіру до них та до рішень СПР, які побудовані з використанням цих даних. Аналіз нетипових даних на основі детектування ознак впливу на просторову групованість дозволяє виявляти умови формування просторових приграничних розташувань даних до покращення розмежованості даних та виявлення ознак суттєвого впливу на неї.

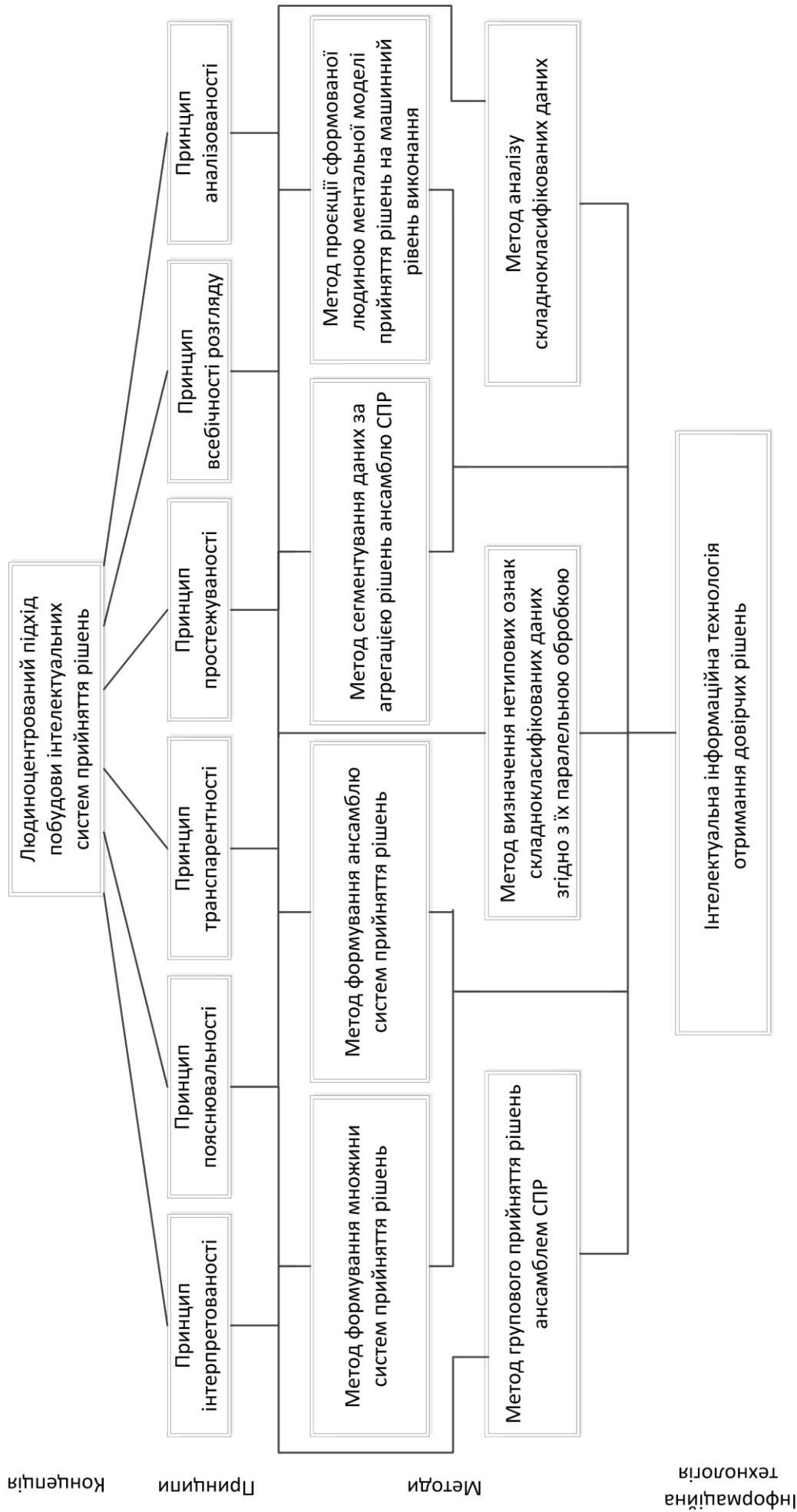


Рис. 6.1. Структура формування інтелектуальної інформаційної технології отримання довірчих рішень

Зміна ознак даних не впливає на просторове зміщення множини типових даних, що дозволяє не змінювати інформативність цих даних, таким чином зберігаючи початкові значення даних та забезпечуючи довіру до них та до рішень СПР, які побудовані з використанням цих даних. Аналіз нетипових даних на основі детектування ознак впливу на просторову групуваність дозволяє виявляти умови формування просторових приграничних розташувань даних до покращення їх розмежованості та виявлення ознак суттєвого впливу на неї.

Множина принципів сформована, використовуючи людиноцентровану концепцію, яка є визначальною концепцією соціотехнологічного розвитку суспільства. Далі, використовуючи розроблену онтологію довіри, були визначені складові довіри. Використовуючи метод визначення відповідності онтології довіри та структурованого домену, було встановлено множину етичних принципів, які лягли в основу проектування та розробки інтелектуальної інформаційної технології в частині прийняття довірчих рішень. Використовуючи розроблені рівні синтаксичного, структурного та семантичного встановлення відповідності етичних принципів складовим структурованого домену, було встановлено важливість кожного принципу відносно загальної множини принципів. Забезпечення отримання довірчих рішень здійснюється шляхом побудови інформаційної технології на визначених етичних принципах.

Розроблена інформаційна технологія забезпечення довіри до інтелектуальних інформаційних систем у вигляді взаємодії запропонованих методів представлено на рисунку 6.2.

З метою забезпечення реалізації та практичного втілення встановленої множини етичних принципів розроблено низку методів практичного спрямування та функціонального призначення.

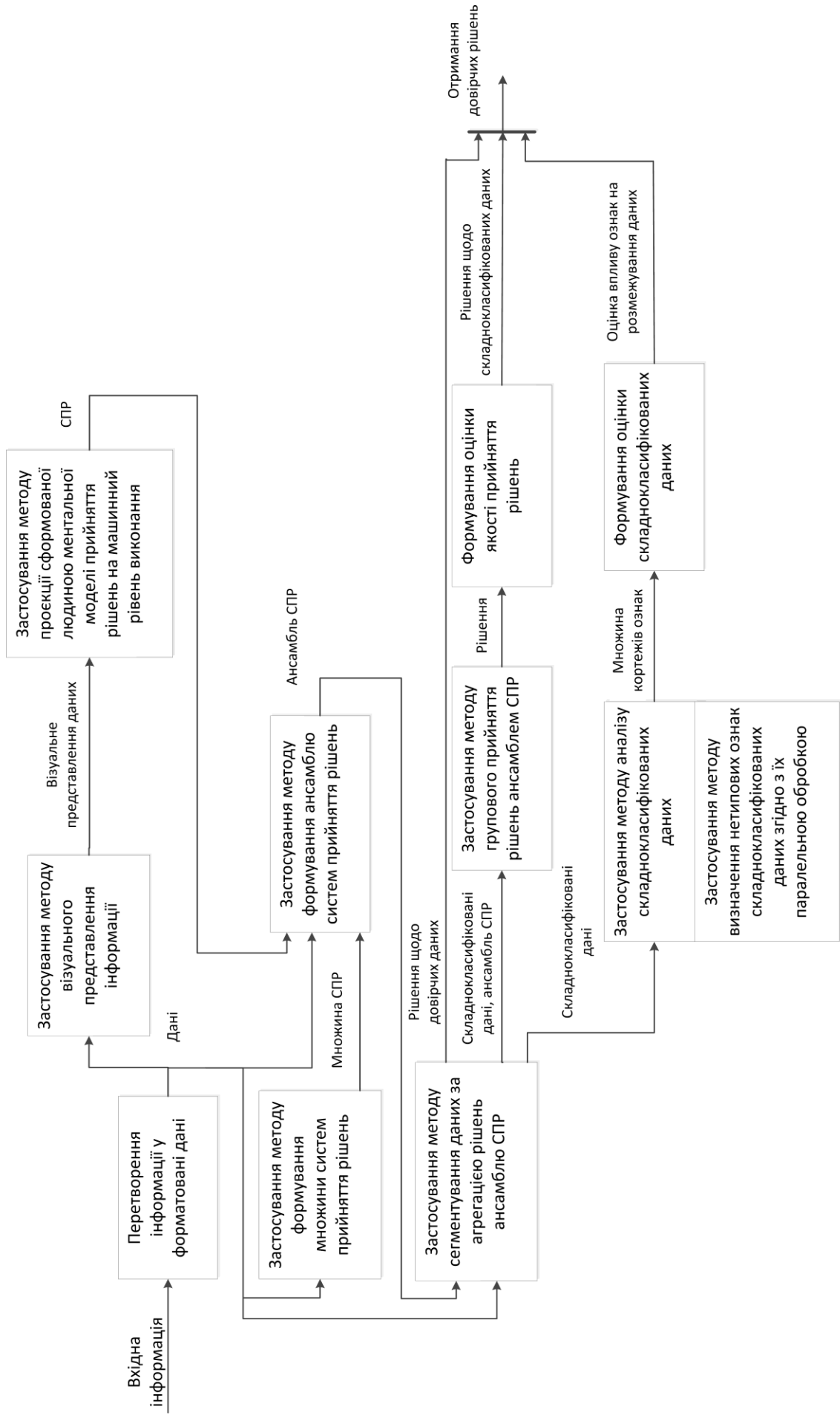


Рис. 6.2. Структура взаємодії складових інтелектуальної інформаційної технології отримання довірчих рішень

Інтелектуальна інформаційна технологія представляє собою цілісну форму об'єднання розроблених методів в єдину систему, яка підпорядкована забезпеченню довіри до рішень, які отримуються за допомогою інтелектуальної інформаційної системи. Отримання довірчих рішень визначає загальну довіру до інтелектуальної інформаційної технології в межах визначених етичних принципів за людиноцентрованим підходом.

Інтелектуальна інформаційна технологія отримання довірчих рішень визначає набір функцій:

- формування сегменту інформації на основі вхідної інформації рішення, відносно якої є довірчими та встановлені складовими інтелектуальної системи прийняття рішень на основі визначених етичних принципів;

- формування сегменту інформації на основі вхідної інформації рішення, відносно якої є недовірчими, що встановлено складовими інтелектуальної системи прийняття рішень; така інформація визначається як складнокласифікована;

- отримання висновку щодо якісних метрик класифікації вхідної інформації на загальній множині інформації, включаючи довірчу та складнокласифіковану інформацію;

- отримання висновку щодо ознак, які мають визначальний вплив на розмежування складнокласифікованої інформації залежно від класів приналежності інформації;

- отримання висновку щодо просторового розташування класів інформації з гіперпростору ознак та їх візуального представлення для аналізу та контролю.

## **6.2. Метод групового прийняття рішень ансамблем СПР**

Сегментування даних за ознаками довіри здійснюється шляхом використання групування СПР та формування ансамблів. Ініціалізується пул

претендентів класифікаторів  $C_0 = \{c\}_{i=1}^n, n \in \mathbb{N}$ , який складається з класифікаторів, що апріорно є потенційними претендентами для включення до ансамблю. Із застосуванням цих алгоритмів класифікаторів будуються СПР з використанням даних для тренування  $Data_{train}$ . Валідація даних для тренування (побудови) СПР класифікатора здійснюється шляхом використання побудованої СПР на всій множині тренувальних даних  $Data_{train} \equiv Data_{test}$ . Валідація даних визначається на основі результатів класифікації СПР використовуючи дані тренування  $f_{Data_{train}} : M(Data_{test}) \rightarrow Data_{train}$ . Таким чином здійснюється процес формування множини даних тренування з виділенням множини даних, які не проходять валідацію з використанням побудованої СПР  $f_n(Data_{train\ n}) = f[f_{n-1}(Data_{train\ n-1})]$ . Процес формування множини невалідованих даних здійснюється до утворення стійкої множини даних, на яких СПР  $m \in M$  класифікатора  $c \in C_0$  не дає помилки класифікації на даних  $Data_{train\ n}, n \in \mathbb{N}$ . Отже, кожна з СПР претендентів класифікаторів ітеративно формує навчальну множину даних, на яких СПР не дає помилок, тобто формується множина даних без ймовірних викидів та представленням типовості даних за інформативним вмістом на множині ознак даних тренування.

В загальному випадку процес формування даних тренування представляється таким чином

$$\begin{aligned} f_n(Data_{train\ n}) = f[f_{n-1}(Data_{train\ n-1})] \rightarrow \min(Err(m_c(Data_{train\ n}))) \\ s.t. \min(Err(m_c(Data_{train\ n}))) \rightarrow 0. \end{aligned} \quad (6.2)$$

Відповідно, з базової множини даних для тренування утворюються множини валідованих даних для побудови СПР кожного з класифікаторів  $Data_{train,c} \subset Data_{train}, c \in C_0$ . Для кожного класифікатора сформується своя

власна множина валідованих даних для навчання СПР. В кожному окремому випадку з базової множини даних для навчання створюється дві множини – множина валідованих даних, яку сама ж СПР може правильно класифікувати, вона є множиною типових даних по відношенню до розпізнавальної здатності СПР, та множина даних, які не пройшли валідацію, тобто СПР їх неправильно класифікувала, і вони по відношенню до розпізнавальної здатності СПР є нетиповими.

Наступним кроком є формування ансамблю з пулу потенційних класифікаторів  $C_0$ . В основі відбору лежить здатність кожного з класифікаторів привнести в ансамбль свою унікальну здатність до розпізнання інформативності, яку містять дані. Відповідно, в ансамблі СПР кожний з класифікаторів доповнює один одного з метою виявлення помилок класифікації, всебічності розгляду даних, підсилення слабких сторін інших класифікаторів тощо. Кожна СПР з пулу класифікаторів повинна мати прийнятні властивості класифікації, які оцінюються за її параметрами якості. Для того, щоб кожна СПР привносила свою унікальність та доповнювала об'єктивність рішень ансамблем, необхідно щоб в ансамбль не долучались СПР, рішення яких є однаковими на усій множині даних для тренування. При формуванні ансамблю відбираються СПР, які мають унікальні рішення по відношенню до рішень СПР, які долучені до ансамблю. Також для цього застосовується раніше визначений параметр – відмінність рангу СПР, де вона визначається відносно СПР ансамблю в процесі його формування.

Результатом такого відбору класифікаторів є сформований ансамбль СПР  $M = \{m\}_{i=1}^n$ ,  $n = |C|$  класифікаторів  $C \subseteq C_0$ . Схематичне представлення методу отримання рішень з вибором оптимального набору з ансамблю СПР за цільовим показником якості представлено на рисунку 6.3. В загальному випадку множина відібраних класифікаторів є підмножиною пулу потенційних класифікаторів або відповідає їй. Також за необхідністю пул потенційних класифікаторів може бути доповнений та розширений новими класифікаторами та класифікаторами із зміненим набором параметрів.

Метод групового прийняття рішень ансамблем СПР складається з таких кроків (рисунок 6.3):

- застосування класифікаторів ансамблю до вхідних даних;
- формування множини комбінації поєднань рішень класифікаторів в межах ансамблю;
- застосування агрегативного методу до поєднань рішень множин комбінацій класифікаторів;
- визначення найкращої комбінації класифікаторів за якісним показником та необхідним рівнем інтерпретованості.

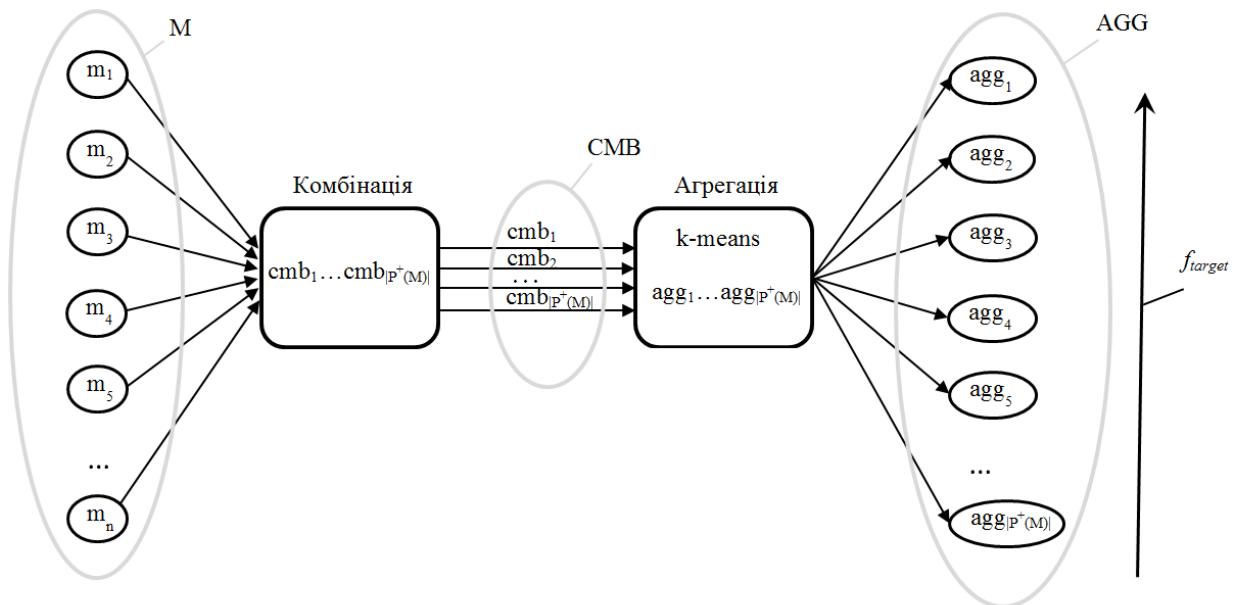


Рис. 6.3. Схематичне представлення методу отримання рішень з вибором оптимального набору із ансамблю СПР за цільовим показником якості

Розглянемо більш детально кожний з кроків. На основі ансамблю СПР  $M$  формується множина можливих комбінації рішень СПР  $SMB = \{cmb\}_{i=1}^n, n = |P^+(M)|$ . Ця множина є вихідною для формування комбінацій поєднань групувань рішень за їхньою подібністю.

Кожний елемент комбінаторних поєднань множини  $SMB$  рішень СПР  $M$  подається на агрегацію за групуванням рішень. Для визначення груп

подібних рішень за бінарним підходом  $(0, 1)$  використовується алгоритм k-means.

Рішення СПР, які входять до знайдених груп, об'єднуються в рішення цих груп. Так формують рішення наступного рівня ієрархії шляхом делегування рішень окремих СПР як рішення групи, в яку вони входять. За алгоритмом k-means знаходиться центр кожної групи, який представляє собою узагальнене рішення СПР цієї групи.

Використовується тришарова структура ієрархії формування рішень ансамблю з двома міжшаровими переходами. Першим міжшаровим переходом з переходом від нижнього базового шару є утворення рішень груп з рішень окремих СПР. Наступним і кінцевим міжшаровим переходом є утворення кінцевого рішення ансамблю шляхом поєднання рішень окремих груп. Поєднання здійснюється, використовуючи усереднену оцінку рішень груп. Така агрегація рішень здійснюється на усій множині комбінаторних груп  $CMB$ . Таким чином, загальна множина рішень за ієрархічною агрегацією  $AGG = \{agg\}_{i=1}^n$ ,  $n = |P^+(M)|$  буде відповідати множині комбінаторних груп  $|AGG| = |CMB|$ . Відповідно, отримаємо множину рішень ансамблю на нетипових даних, тобто перехідних даних при бінарній класифікації.

Загальна множина тестових даних сегментується на типові дані  $Data_{test\_valid}$  консолідованих рішень ансамблю та нетипові дані  $D_{Trans}$  наявності альтернативних рішень ансамблю СПР,  $Data_{Test\_valid} \cup Data_{Trans} = Data_{Test}$ . Рішення на множині тестових даних поділяється на рішення відповідних підмножин  $AGG|_{Data_{Test\_valid}} \cup AGG|_{Data_{Trans}} = AGG|_{Data_{Test}}$ . Агреговані рішення типових даних є консолідованими та за рішенням ансамблю – довірчими. Інша множина – нетипових даних – не є довірчою. Проте, на цій множині

необхідно отримати рішення, які будуть максимізовані за показниками якості  $\min(Err)_{Quality} \rightarrow 0$ .

З ансамблю СПР утворюється множина дискретних рішень з агрегативним ієрархічним підходом на множині нетипових навчальних даних. Множина дискретних рішень відповідає множині можливих комбінацій рішень СПР, які утворюють ансамбль. Із множини загальних рішень вибирається така комбінація СПР групування рішень, яка максимізує певний цільовий показник якості класифікації. Таким чином, результуючий показник якості класифікації усієї множини даних тестування є поєднанням результатів тестування на множині консолідованих рішень та на множині нетипових даних, тобто наявності альтернативних рішень:

$$f_{target}(Data_{Test}) = f\left(f_{target}(Data_{Test\_valid}), \max(f_{target}(Data_{Trans}))\right). \quad (6.3)$$

За кінцевим результатом тестова множина даних розділюється на сегменти даних; формується сегмент довірчих рішень та сегмент даних рішенням, щодо яких не можна довіряти. Серед множини нетипових даних максимізується цільовий показник якості класифікації шляхом вибору рішень СПР з множини ансамблю. Результуючі рішення на множині тестових даних будуть визначатись рішеннями всіх СПР класифікаторів з ансамблю  $\bigcup_{i=1}^{|C|} m, \forall m \in M$  та рішеннями певної вибраної групи СПР з ансамблю  $\bigcup_{i=1}^n m, \forall m \in M, n \in P^+(M)$ . Відповідно, цільовий параметр якості буде визначатись рішеннями усіх СПР з ансамблю на множині довірчих даних та відібраними рішеннями на множині нетипових (недовірчих) даних:

$$dom f_{target} = f\left(\left. dom f_{target} \right|_{\bigcup_{i=1}^{|C|} m, \forall m \in M}, \left. dom f_{target} \right|_{\bigcup_{i=1}^n m, \forall m \in M, n \in P^+(M)}\right). \quad (6.4)$$

### 6.3. Метод визначення нетипових ознак складнокласифікованих даних згідно з їх паралельною обробкою

Мінімізація двочасткового графа нетипових даних

$$\min_{\|X\|_0} \left\| E(B)_{\|X\|_0} \right\|_0 \quad s.t. \quad M \geq \|X\|_0 \geq k, k \neq 0 \quad \text{здійснюється з метою детектування}$$

$\gamma$ -ознак, тобто ознак, наявність яких негативно впливає на групування даних класу. Мінімізація здійснюється шляхом ущільнення даних класу в зоні нетипових даних  $\max(Denst_{V_{Class}})_{local}$  та отримання множини  $X_\gamma = \{\gamma_i\}_{i=1}^{\gamma}$ . Оскільки в загальному випадку існує множина локальних мінімумів, при мінімізації множини ребер двочасткового графа  $(B)_{\|X\|_0}$  шляхів *direct*, по досягненню кожного окремого мінімуму  $Local = \{local\}_{i=1}^n, n \in \mathbb{N}$  може існувати декілька  $Direct_{\min\|E(B)\|} = \{direct\}_{i=1}^n, n \in \mathbb{N}$ . В загальному випадку можна записати  $Direct \times Local \quad s.t. \quad Local = \min\|E(B)_{X_\gamma}\|$ . Певна множина шляхів досягнення локального мінімуму формується шляхом детектування  $\gamma$ -ознак.

Зміна співвідношень взаємного положення даних в гіперпросторі ознак при зміні ознак  $a_i, i \in [1..m], m \in X$  визначається окремим станом при кожному шляху *direct* досягнення мінімуму  $\min\|E(B)\|$ . Відповідно, шлях *direct* характеризується множиною змін ознак  $direct \rightarrow f\{a\}$ . Проте, на множині *Direct* при досягненні локального мінімуму  $direct_i \Big|_{\min\|E(B)\|} \neq direct_j \Big|_{\min\|E(B)\|}, i \neq j \in |Direct|$  при збігові множин змін ознак  $\{a\}_{direct_i} \equiv \{a\}_{direct_j}$  за тих самих умов. Таким чином, зміна ознак  $\{a\}$  приводить до дискретизації станів простору даних  $(V \subset R^{CS}, dist)$  за характерним

взаємним розташуванням даних. множину шляхів представлено у вигляді множини векторів, а саме – послідовних кортежів зміни ознак  $L \equiv \overline{Direct}$ . В загальному випадку траєкторії змін ознак було представлено у вигляді частково впорядкованої множини  $\langle L, \succ \rangle$ . Кожна траєкторія є унікальним вектором, лінійно впорядкованим, тому в межах узагальнення траєкторії змін ознак набуде вигляду строго впорядкованої множини  $\langle L, \succ \rangle$ . Для отримання траєкторій  $\langle L, \succ \rangle$  з пошуку множини мінімумів  $\min \|E(B)\|$  необхідно виконати наступні кроки методу формування множини  $\gamma$ -ознак  $X_\gamma \subset X$ .

Метод визначення нетипових ознак складнокласифікованих даних згідно з їх паралельною обробкою складається з таких кроків:

- визначення множини ознак, стосовно яких здійснюється дослідження рівня впливу на розмежування даних;
- визначення множини даних відносно класу дослідження;
- застосування послідовної структури перетворення даних та ознак області дослідження;
- розпаралелювання множини ознак на структури паралельного виконання;
- формування множини траєкторій зміни ознак з мінімізацією множини ребер двочасткового графа.

Опишемо процес виконання кожного кроку детально. Сформуємо початкову множину ознак, яка в загальному випадку описується як  $XR_0 = X$ . Необхідність формування початкової множини ознак зумовлена проєкцією на множину дослідження. Залежно від проєкції в межах однокласової класифікації вибирається один з варіантів:

1. Область дослідження визначається усією множиною ознак  $X$  нетипових даних  $D_{Trans}$ ,  $XR_0 = X$ .  $X = X|_{D_{Trans}}$ , оскільки множина ознак описується в межах множини нетипових даних.

2. Множина ознак формується на основі даних, які є підмножиною нетипових даних  $D_{Trans}$  і належать до даних класу  $D_{Class}$ ,  $D_{Class} \subset D_{Trans}$ . В такому випадку  $XR_0 = X|_{D_{Class}}$ .

3. Множина ознак формується на основі даних, які є підмножиною нетипових даних  $D_{Trans}$  та належать до даних поза межами класу  $D_{Non-class}$ ,  $D_{Non-class} \subset D_{Trans}$ . В такому випадку  $XR_0 = X|_{D_{Non-class}}$ .

Крім формування початкової множини ознак дослідження на основі даних за умовою відношення даних до класу, початкову множину можна сформулювати за відношенням до даних.

1. Множина ознак формується на основі ознак, які належать тільки нетиповим даним  $XR_0 = \sigma_{x:\forall x \notin X|_D} \left( X|_{D_{Trans}} \right)$ ,  $D_{Trans} \subset D$ ,  $X|_{D_{Trans}} \setminus X|_D \notin \emptyset$ .

2. Множина ознак формується на основі ознак, які належать тільки нетиповим даним та відносяться до даних класу  $D_{Class}$   $XR_0 = \sigma_{x:\forall x \notin X|_D \wedge \forall x \in X|_{D_{Class}}} \left( X|_{D_{Trans}} \right)$ ,  $D_{Trans} \subset D$ ,  $X|_{D_{Trans}} \setminus X|_D \notin \emptyset$ .

3. Множина ознак формується на основі ознак, які належать тільки нетиповим даним та відносяться до даних поза межами класу  $D_{Non-class}$   $XR_0 = \sigma_{x:\forall x \notin X|_D \wedge \forall x \in X|_{D_{Non-class}}} \left( X|_{D_{Trans}} \right)$ ,  $D_{Trans} \subset D$ ,  $X|_{D_{Trans}} \setminus X|_D \notin \emptyset$ .

Подальшим розвитком функції відбору множини ознак дослідження є формування початкової множини на основі відношення до даних.

1. Множина ознак формується на основі ознак, які належать тільки нетиповим даним та відносяться до даних класу  $D_{Class}$  та не відносяться до даних поза межами класу  $D_{NonClass}$   $XR_0 = \sigma_{x:\forall x \notin X|_D \wedge \forall x \in X|_{D_{Class}} \wedge \forall x \notin X|_{D_{Non-class}}} \left( X|_{D_{Trans}} \right)$ ,  $D_{Trans} \subset D$ ,  $X|_{D_{Trans}} \setminus X|_D \notin \emptyset$ .

2. Множина ознак формується на основі ознак, які належать тільки нетиповим даним та відносяться до даних поза межами класу  $D_{Non-class}$  та не

відносяться до даних класу  $D_{Class}$   $XR_0 = \sigma_{x:\forall x \notin X|_D \wedge \forall x \in X|_{D_{Class}} \wedge \forall x \in X|_{D_{Non-class}}} \left( X|_{D_{Trans}} \right)$ ,  
 $D_{Trans} \subset D$ ,  $X|_{D_{Trans}} \setminus X|_D \notin \emptyset$ .

3. Множина ознак формується на основі ознак, які належать тільки нетиповим даним та відносяться до даних поза межами класу  $D_{Non-class}$  і відносяться до даних класу  $D_{Class}$ , тобто виключно на спільних ознаках

$$XR_0 = \sigma_{x:\forall x \notin X|_D \wedge \forall x \in X|_{D_{Class}} \wedge \forall x \in X|_{D_{Non-class}}} \left( X|_{D_{Trans}} \right), D_{Trans} \subset D, X|_{D_{Trans}} \setminus X|_D \notin \emptyset.$$

Наступний крок складається з таких етапів:

– на основі вибраної початкової множини ознак, що визначається областю дослідження, обчислюється матриця евклідових відстаней  $Dist_0$  нетипових даних  $D_{Trans}$ ;

– побудова мінімального остового дерева  $MST_0$  на обчислені матриці відстаней  $Dist_0$ ;

– виділення множини ребер  $E(B)$  двочасткового графа  $B_0$  з вершинами підмножини вершин мінімального остового дерева  $V_B \subset V_{MST}$ , де ребра двочасткового графа визначаються інцидентними вершинами, які належать до множини даних класу та множини даних поза його межами  $\{e_{u,v} | \forall u \in V_{Class}, \forall v \in V_{Non-class}\}$ .

Послідовні чотири етапи обчислень є базовим блоком перетворень вхідних даних (рисунок 6.4). Перетворення вхідних даних, які визначають область дослідження ознак, виділяє необхідну інформативність даних, що проявляється у побудові двочасткового графа в межах концепції однокласової класифікації. Необхідним є виділення ознаки дослідження  $x$  з ініціалізованої множини ознак  $XR_0$  та формування нового простору ознак  $XR_{i,j} = XR_{i-1} \setminus \{x_j\}$ ,  $i = 0..|l|$ ,  $\forall l \in L$ ,  $j = 1..|XR_{i-1}|$ . На цьому кроці кількість досліджуваних ознак визначається множиною  $XR_{i-1}$ , тобто множиною ознак попереднього кроку дослідження формування ознак. Кожна ознака

досліджується на окремому етапі незалежно від інших ознак, що може виконуватись у паралельному режимі. Кількість паралельних потоків  $|XR_{i-1}| - 1$ .

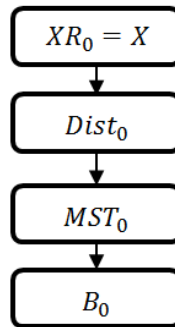


Рис. 6.4. Послідовна структура перетворення вхідних даних та ознак області дослідження

Обрахунок блоку послідовної структури, який в загальному представлений таким чином:  $\text{Dist}(XR) \rightarrow \text{MST} \rightarrow B \rightarrow E(B)$ . Рішення TF про належність ознаки  $x_{i,j}$  до множини  $\gamma$  ознак визначається співвідношенням:

$$\text{TF}: |E(B_{i-1})| - |E(B_i)| > 0. \quad (6.5)$$

Далі застосовуємо формування кортежу ознак послідовного збільшення компактності класу  $\langle TR_{i,j} \rangle = \langle TR_{i-1,j} \rangle \cup x_j$ . Умовою завершення формування кортежу ознак є умова, обернена до рішення TF, тобто до наявності ознаки формування кортежу:

$$|E(B_{i-1})| - |E(B_i)| \leq 0. \quad (6.6)$$

Сформований кортеж відповідає траєкторії  $l_k \in L, k = 1..|L|$ ,  $l_k = \langle TR_{i,j} \rangle$  пошуку локального мінімуму  $\min \|E(B)\|$  наявності міжкласових зв'язків  $\text{link} = \{ \text{Class}, \text{Non-class} \}$  на основі МОД.

Об'єднуємо траєкторії за елементами кортежів у множину  $X_\gamma$  за унікальними ознаками:

$$X_\gamma = \sigma_{\exists!x, \forall x \in XR_0} \left( \bigcup \langle TR \rangle \right). \quad (6.7)$$

Загальний граф процесу синтезу траєкторій зміни ознак представлений на рисунку 6.5.

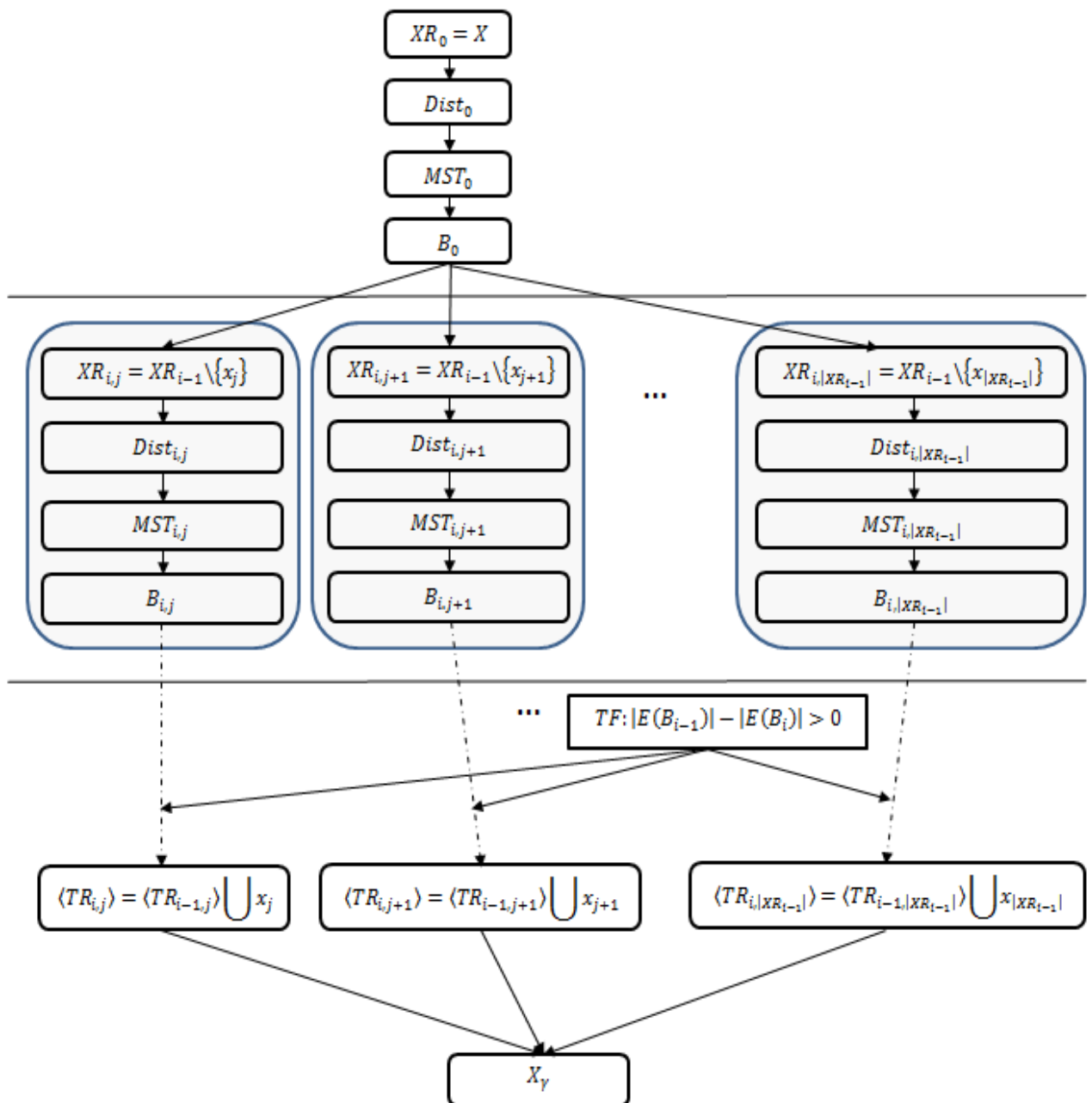


Рис. 6.5. Граф процесу синтезу траєкторій зміни ознак у паралельній формі

Таким чином, формується множина ознак  $X_\gamma$ , тобто ознак, зміна яких приводить до просторового ущільнення нетипових даних шляхом зменшення міжкласових ребер мінімального остового дерева, побудованого на цих даних.

Обчислювальний блок послідовної структури з обробки даних, а саме – з множини вихідних ознак  $XR_0$  та отримання множини ребер двочасткового графа  $E(B)$  є однаковим при пошуку ознаки при послідовному застосуванні для побудови кортежу, так і при паралельному формуванні кортежів. Обчислювальний процес побудови траєкторій пошуку мінімального локального мінімуму множини міжкласових ребер даних є незалежним та може бути успішно розпаралеленим.

Кожна траєкторія є унікальним набором ознак у вигляді кортежу та отримується з деревовидної структури, яка будується на основі зменшення кількості міжкласових ребер  $\Delta E(B)$ . Вершини розгалуження траєкторії є точками розпаралелювання процесу незалежного обчислення.

В точці розгалуження визначається множина ознак дослідження на основі ініціалізованої множини ознак  $XR_0$  та формується за відрахуванням множини ознак з кортежу частини траєкторії до точки розгалуження  $\langle TR_{i-1,j} \rangle$ :

$$XR_{i,j} = XR_0 \setminus \langle TR_{i-1,j} \rangle. \quad (6.8)$$

Необхідно зазначити, що зменшення множини ознак початкової ініціалізації  $XR_0$  в процесі пошуку локальних мінімумів є незначним внаслідок формування множини ознак при побудові траєкторій з невеликої кількості ознак при досягненні умови завершення траєкторії  $|E(B_{i-1})| - |E(B_i)| \leq 0$ ,

$$|XR_0| \gg |\langle TR \rangle|, \quad (6.9)$$

тому зменшення обчислювальної складності з рахунок зменшення множини досліджуваних ознак в загальному обсязі обчислень є несуттєвим.

Оціночні дослідження з довжин траєкторій показали, що загалом траєкторії є порівняно недовгими ланцюгами даних порівняно з множиною початкової ініціалізації, які складають незначну кількість від загальних ознак нетипових даних. Відповідно, в такій мірі і зменшуються обчислення на останньому етапі порівняно з першим при досягненні локального мінімуму, що є несуттєвим. Кількість паралельних процесів на початковому етапі визначається множиною початкової ініціалізації  $XR_0$ . Загальна кількість обчислень послідовної структури можна визначити таким чином:

$$|XR_0|(|X_y|+1). \quad (6.10)$$

Без врахування зменшення початкової множини ознак за рахунок вершин траєкторій, початкова множина ознак  $XR_0$  досліджується на кожній вершині траєкторій, яка є вершиною розгалуження дерева.

Таким чином, деревоподібна архітектура обчислювального процесу дослідження ознак та формування множини ознак, зміна яких призводить до ущільнення групування нетипових даних класу, дозволяє проводити обчислення паралельно та незалежно з розпаралелюванням на етапі початкової ініціалізації множини ознак дослідження та на вершинах траєкторій пошуку локальних мінімумів множини ребер з'єднання класових даних різних класів.

#### **6.4. Висновки за розділом**

Розроблені методи отримання довірчих рішень групою СПР та детектування і аналізу нетипових ознак. Здійснено проєкцію складових довіри до ІТ на рівень ІС. Визначені складові довіри та підходи щодо їх

досягнення шляхом розробки механізмів практичної реалізації на прикладному рівні. Оскільки інтелектуальні інформаційні системи є підсистемою інтелектуальних інформаційних технологій, а також систем, які застосовують інтелектуальні інформаційні технології чи їх складові, інтелектуальні інформаційні системи, що розроблені з врахуванням складових довіри та безпосередньо будуються на механізмах забезпечення реалізації цих складових, розроблені методи дозволяють забезпечити довіру до ІТ в частині тих задач, до вирішення яких використовують інтелектуальні інформаційні системи.

Проекція складових довіри на практичний рівень ІС дозволила виділити складові довіри та розробити практичні механізми їх забезпечення на рівні методів ІС та життєвого циклу обробки даних. Розроблені механізми забезпечення реалізації довіри до ІТ на рівні ІС покладені в основі спроектованих методів довірчих рішень групою СПР та детектування і аналізу нетипових ознак.

Метод сегментування даних за агрегацією результатів роботи ансамблю систем прийняття рішень дозволяє виділити два сегменти даних: сегмент типових даних, рішення щодо яких характеризуються складовими довіри, та сегмент нетипових даних, щодо яких не можна повною мірою застосовувати та практично реалізовувати виконання складових довіри. Сегмент типових даних визначається на основі консолідованих рішень ансамблю СПР класифікаторів. Визначений також метод формування ансамблю та критерії вибору класифікаторів із потенційно можливого набору та долучення їх до ансамблю. Також формується сегмент нетипових даних на основі альтернативності рішень в множині ансамблю СПР.

На множині нетипових даних розроблено метод формування рішення ансамблю на основі групування рішень на ієрархії делегування рішень на рівень ансамблю, що є кінцевим рішенням стосовно елемента даних. Ієрархічна структура дозволяє враховувати рішення кожної з СПР множини ансамблю та максимізувати рішення класифікаторів за показниками якості.

Відповідно, досягається як виділення множини довірчих даних, так і високі показники якості класифікації на загальній множині даних.

Реалізований метод визначення нетипових ознак складнокласифікованих даних згідно з їх паралельною обробкою. Нетипові дані є складнокласифікованими за підходами класифікації. Однак, аналіз цих даних є важливим з точки зору детектування даних для досліджень із змінними значеннями ознак. Метод дозволяє визначити множину даних, які значною мірою впливають на розмежування нетипових даних.

## РОЗДІЛ 7

### ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНІ ДОСЛІДЖЕННЯ МЕТОДІВ СЕГМЕНТАЦІЇ ДАНИХ ЗА СКЛАДОВИМИ ДОВІРИ ТА АНАЛІЗУ ОЗНАК

Формування довіри до ІТ на основі системного підходу із забезпеченням етичних принципів соціотехнологічного розвитку суспільства пов'язане з необхідністю використання можливостей ІС та побудови СПР. Це дозволяє в прикладних рішеннях при реалізації необхідних завдань забезпечити як належні технологічні показники якості, так і імплементацію етичних принципів.

У попередніх розділах визначено значення та місце етичних принципів у розвитку суспільства в умовах широкого використання ІТ. Встановлено, що ключовим фактом, який визначає умови ефективного використання ІТ є забезпечення реалізації в системах ІТ концепту довіри. Розроблена онтологія довіри до ІТ, на основі якої було здійснено декомпозицію та структурними складовими концепту довіри. У подальшому, на основі розробленої системи встановлення відповідності елементів декомпозиції, визначено важливість показників кожного елемента відносно загальної сукупності. Розроблено механізми забезпечення реалізації складових довіри при побудові методів генерації рішень ІС та аналізу ознак складнокласифікованих даних. Поряд з тим, розроблені методи дозволяють не тільки імплементувати реалізації етичних принципів в ІТ, які базуються на СПР, а й також забезпечити покращення якісних показників ефективності роботи СПР за класичними методами оцінки.

Завданням цього розділу є проведення експериментальних досліджень розроблених методів сегментації даних за складовими довіри в площині методів ІС та аналізу ознак складнокласифікованих даних. Експериментальні дослідження проводяться із забезпеченням виконанням вимог до систем прийняття рішень.

## **7.1. Експериментальне дослідження метода сегментації даних за агрегацією рішень ансамблю СПР**

Отримання множини даних довірчих рішень здійснюється шляхом виділення усієї множини рішень довірчих за критерієм консолідованості на множині даних. Для експериментальних досліджень вибрано корпус Reuters-21578. Цей корпус містить текстові дані різного обсягу, розподілені за відповідними класами, які представляють собою певні теми. Елемент даних може відноситись до одного класу або до декількох класів одночасно. Також в корпусі визначені дані, які відносяться суто до тренування СПР, та окремо дані для тестування. З множини тем вибрано 10 класів, для яких буде здійснена перевірка ефективності запропонованих методів. Корпус було вибрано, оскільки він є класичним та опрацьованим для перевірки систем прийняття рішень. Крім того, текстові дані займають друге місце за розповсюдженістю використання в дослідженнях після зображень. Однак, на відмінну від зображень, аналіз результатів та аналіз впливових ознак є значною мірою більш об'єктивний та зручний. Також предметом прийняття рішень вибрано класифікацію даних як область досліджень, яка займає переважну частину усіх досліджень та стоїть на першому місці за розповсюдженістю [345].

Виділення множини даних довірчих рішень із загальної множини даних супроводжується розділенням даних на два сегменти, множини даних довірчих рішень та множини нетипових даних рішення щодо яких є недовірчими. Проте якісні показники класифікації даних застосовуються до загальної множини даних, об'єднуючи значення показників для сегментів даних. Для цього використовуються представлені в попередніх розділах модифіковані показники точності та повноти.

Довіра відносно рішень щодо даних формується на основі консолідованості рішень СПР. Це забезпечується не тільки архітектурними та проектними підходами, а й також показниками якості. Зі збільшенням

кількості класифікаторів, які представлені СПР в ансамблі, множина довірчих даних зменшується з відповідним збільшенням довіри. Наприклад, 2 СПР в ансамблі дають консолідовані рішення 97.9 % довірчих даних, 3 СПР, відповідно, 96.8 %, 6 СПР – 93.6 %. У мінімальному значенні величина довірчих даних досягала 89.3 %. В цьому випадку розглядається множина консолідованих рішень. Поряд з тим, консолідованість рішень не виключає також наявність помилок у множині довірчих рішень. Таким чином, збільшення розміру ансамблю СПР підвищує довіру до рішень, а також впливає на об'єктивність та всебічність розгляду рішення щодо елемента даних.

На множині нетипових даних, на підставі рішень серед СПР ансамблю, визначається комбінація рішень СПР, яка на основі метода ієрархічної групуваності рішень дає найкращі результати за відповідним показниками.

Із зростанням множини СПР ансамблю кількість комбінації рішень СПР значною мірою збільшується. Однак, ці комбінації можуть обраховуватись в паралельному режимі та не ґрунтуються на послідовних обчисленнях.

Зростання розміру ансамблю супроводжується збільшенням довіри до рішень, а також збільшенням обчислювальних ресурсів, оскільки обчислення проводяться незалежно кожною СПР ансамблю.

В сегменті нетипових даних також зростає кількість можливих поєднань рішень СПР ансамблю. Тенденція має характер прискорення із збільшенням ансамблю, проте обчислювальна складність поєднань рішень значною мірою менша за обчислення СПР та визначається обчисленням групувань рішень.

Множина довірчих рішень може визначатись також комбінацією рішень СПР ансамблю, формуючи таким чином зміну множини типових даних. Зростання кількості комбінації із відповідним збільшенням розміру ансамблю представлено на рисунку 7.1.

Рішення СПР дають ймовірнісну оцінку належності елемента даних до класу. Розглядається однокласова класифікація, де рішення представлені ймовірнісною оцінкою в межах  $[1, -1]$ .

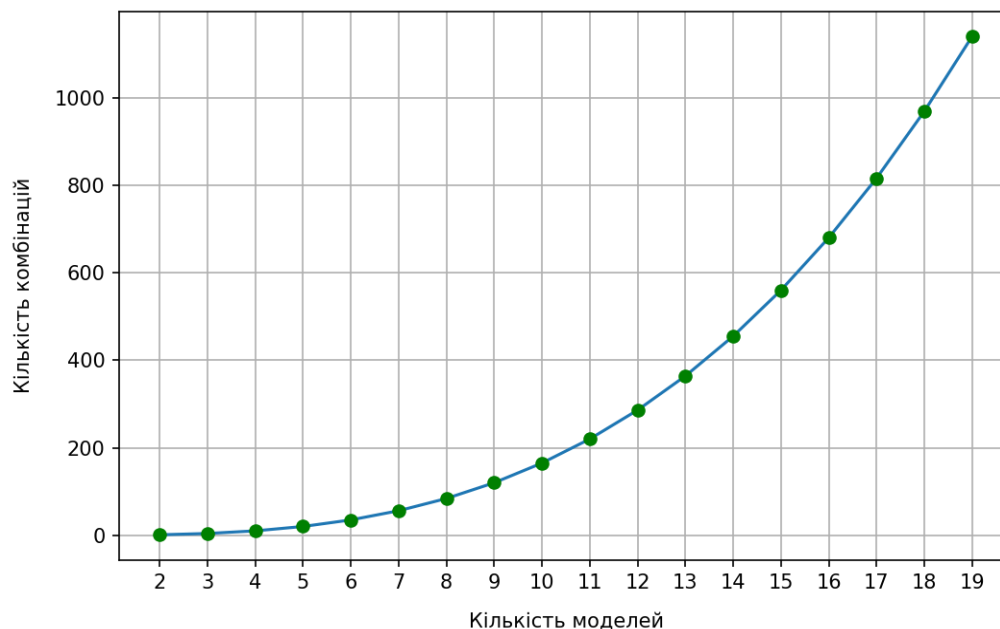
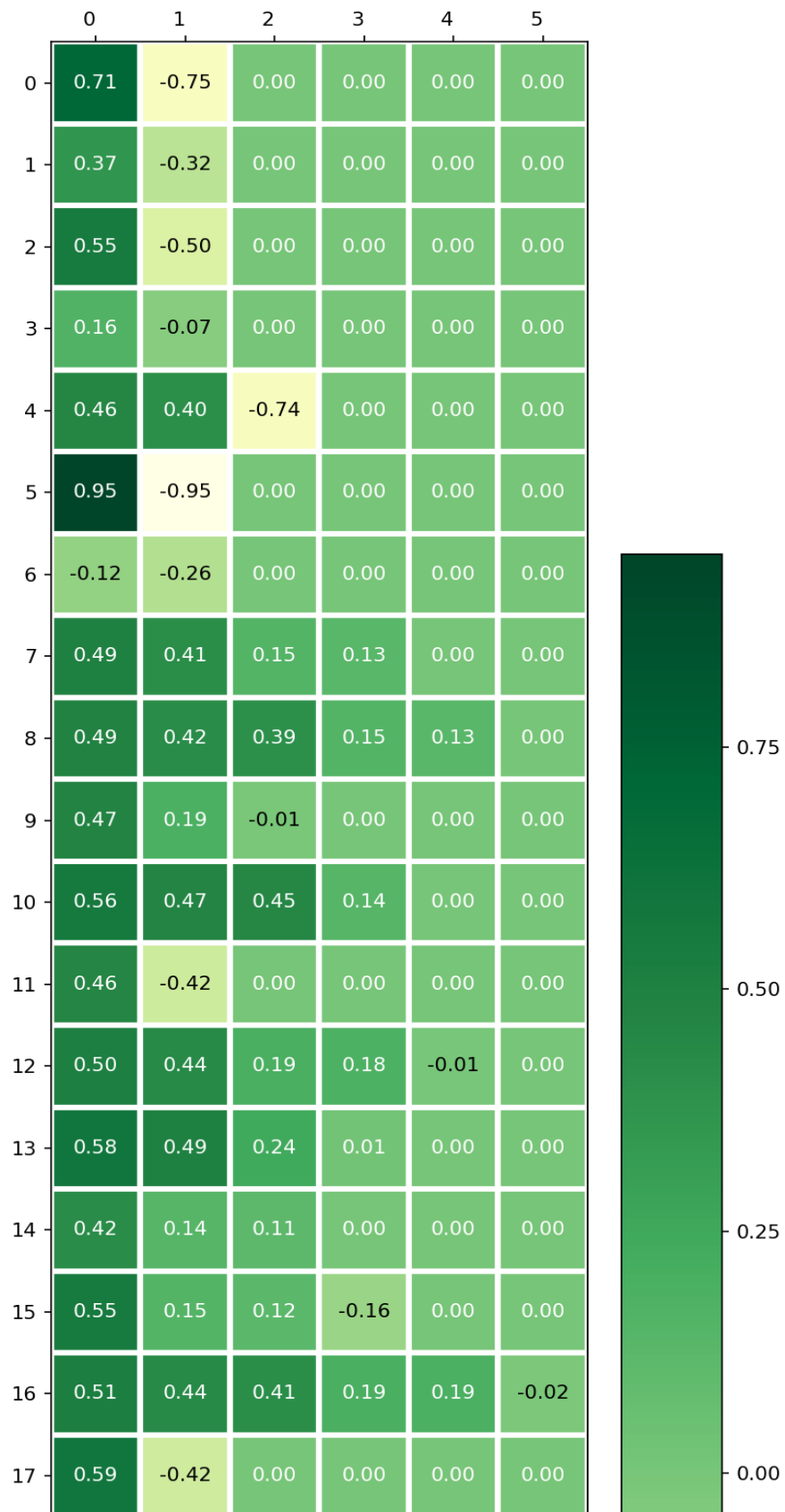


Рис. 7.1. Зростання кількості комбінації з відповідним збільшенням розміру ансамблю

Максимальне значення оцінки дорівнює одиниці у випадку рішення приналежності до класу та «мінус» одиниці – у випадку рішення неналежності до класу. За такими ж оцінками визначають групування рішень та результуюче рішення поєднання рішень СПР щодо кожної одиниці даних.

Задавши вектор оцінки приналежності до класу кожної СПР в поєднанні та вектор оригінальних значень відношення до класу на множині нетипових даних, отримаємо значення корельованості рішення СПР. Представимо множину кореляції рішень СПР в поєднанні поданому за зменшенням точності рішення поєднання (рисунок 7.2).



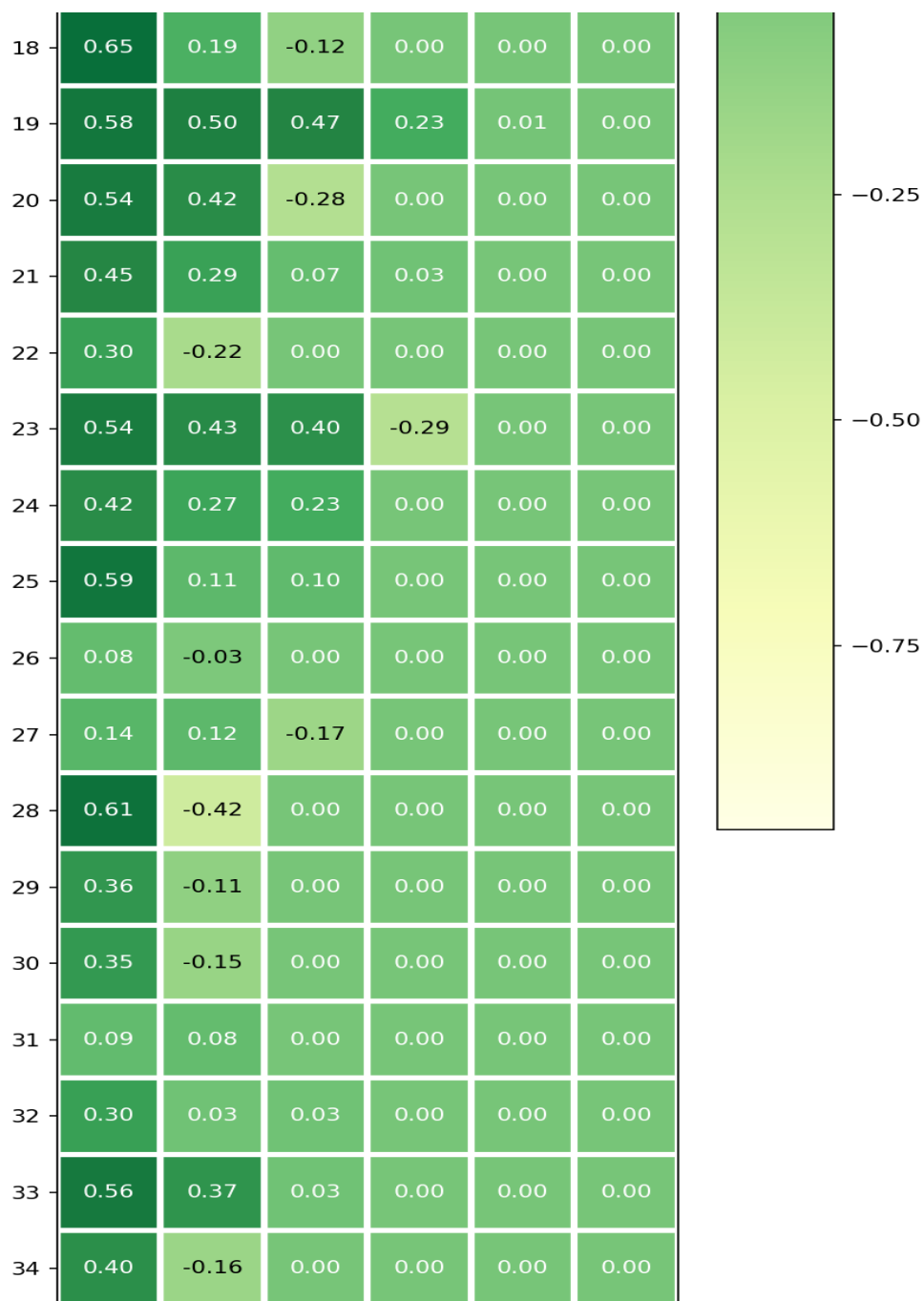


Рис. 7.2. Кореляція рішень СПР відносно оригінальної приналежності нетипових даних стосовно класу зі сформованим сектором нетипових даних на основі поєднання рішень СПР (клас 1)

- 0 ada-boost|bagging
- 1 svm|bagging
- 2 svm|ada-boost
- 3 naive-bayes|ada-boost
- 4 ada-boost|logistic-regression|bagging
- 5 logistic-regression|bagging

```

6 svm|logistic-regression
7 svm|naive-bayes|k-neighbors|ada-boost
8 svm|naive-bayes|k-neighbors|ada-boost|logistic-regression
9 naive-bayes|k-neighbors|ada-boost
10 naive-bayes|k-neighbors|ada-boost|logistic-regression
11 svm|k-neighbors
12 svm|naive-bayes|k-neighbors|ada-boost|bagging
13 naive-bayes|k-neighbors|ada-boost|bagging
14 svm|naive-bayes|ada-boost
15 svm|naive-bayes|k-neighbors|bagging
16 svm|naive-bayes|k-neighbors|ada-boost|logistic-regression|bagging
17 naive-bayes|k-neighbors
18 naive-bayes|k-neighbors|bagging
19 naive-bayes|k-neighbors|ada-boost|logistic-regression|bagging
20 k-neighbors|ada-boost|bagging
21 svm|naive-bayes|k-neighbors|logistic-regression
22 k-neighbors|ada-boost
23 k-neighbors|ada-boost|logistic-regression|bagging
24 k-neighbors|ada-boost|logistic-regression
25 svm|naive-bayes|k-neighbors
26 ada-boost|logistic-regression
27 svm|naive-bayes|bagging
28 k-neighbors|bagging
29 naive-bayes|logistic-regression
30 naive-bayes|bagging
31 svm|naive-bayes
32 svm|naive-bayes|logistic-regression
33 naive-bayes|k-neighbors|logistic-regression
34 k-neighbors|logistic-regression

```

Також представимо множину кореляції рішень СПР в поєднанні поданому за зменшенням точності рішення поєднання, однак на множині типових даних, визначених за консолідацією усіх СПР ансамблю (рисунок А.1). Послідовність поєднань за точністю не змінилась. Збільшилась множина нетипових даних, і на цій множині підвищилась кількість даних, які правильно класифікуються СПР, завдяки чому зникла від'ємна кореляція. Поєднання № 4 `ada-boost|logistic-regression|bagging` має СПР, яка побудована з використанням класифікатора логістичної регресії. В поєднанні цей класифікатор має належний рівень інтерпретованості [106,

168, 171] та є необхідний для забезпечення реалізації етичних принципів. Також поєднання № 4 у випадку застосування до формування множини типових даних дозволяє при точності 0.9841 зменшити множини нетипових даних на 54.28 % (з 35 до 16 одиниць). Кореляція рішень СПР відносно оригінальної приналежності нетипових даних стосовно класу із сформованим сектором нетипових даних, на основі поєднання рішень СПР, для класів 1–9 подано в додатку Б. Кореляція рішень СПР відносно оригінальної приналежності нетипових даних стосовно класу із сформованим сектором нетипових даних на основі рішень ансамблю СПР для класів 1–9 подано в додатку В.

## **7.2. Експериментальне дослідження метода групового прийняття рішень ансамблем СПР**

Множина нетипових даних характеризується наявністю альтернативних рішень. На основі СПР ансамблю формується множина поєднань. Рішення СПР групуються за показниками ймовірності відношення до класу та групи, які не належать класу. Наступним кроком є представлення сукупності рішень СПР групи загальним рішенням групи та передача на наступний рівень ієрархії формування груп. За показники якості рішень в задачі класифікації обрано точність та повнота (рисунок 7.3).

Обчислення якісних показників здійснювалося для однокласової класифікації в бінарному представленні відношення класів. При цих умовах за кількісними показниками можливе надання переваги одному з класів за умовою кількісної нерівномірності чіткості класів за елементами. Для виділення важливості кожного з класів, тобто прийняття умови, коли кожний клас має рівну вагу незалежно від кількості елементів цього класу використовувалось обчислення якісних показників за макрохарактеристиками. Це дало змогу виключити незбалансованість класів, що проявляється у значній мірі впливу більш об'ємного класу. Також

здійснено обчислення показників з врахуванням незбалансованості класів. Для кожного з класів визначалась вага відповідно кількості його елементів по відношенню до загальної кількості елементів усіх класів. Таким чином, пропорційно враховувалась вага кожного класу. За таких умов обчислювались зважена характеристика точності та повноти.

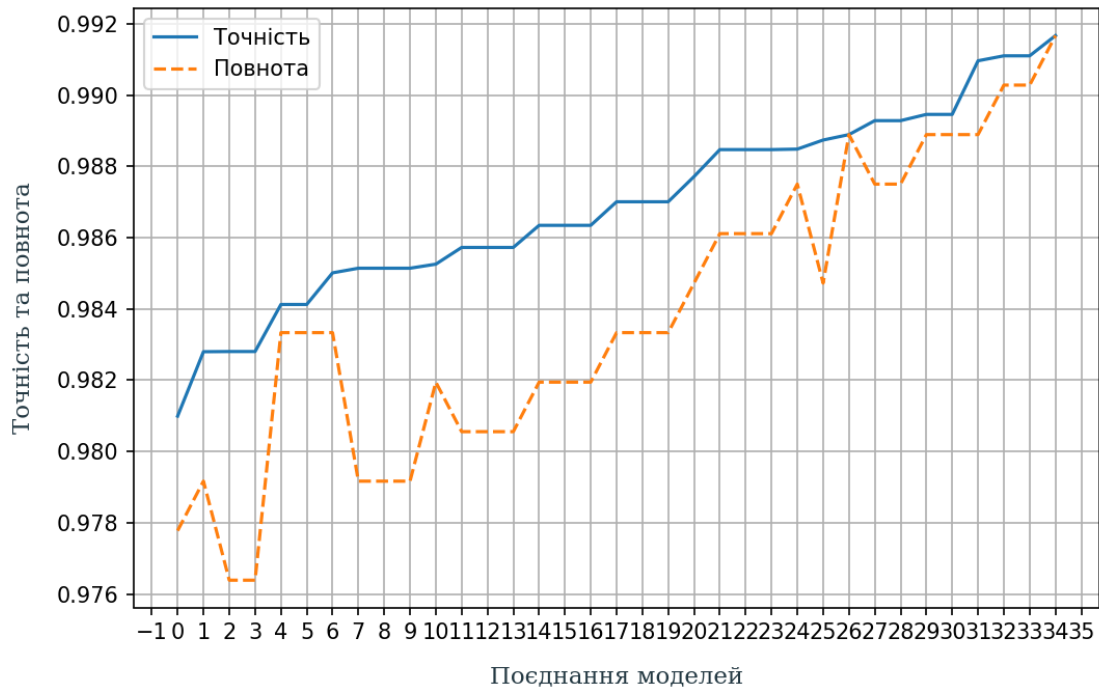


Рис. 7.3. Зважена характеристика точності та повноти поєднань рішень СПР (клас 1)

```

0 ['ada-boost', 'bagging']
1 ['svm', 'bagging']
2 ['svm', 'ada-boost']
3 ['naive-bayes', 'ada-boost']
4 ['ada-boost', 'logistic-regression', 'bagging']
5 ['logistic-regression', 'bagging']
6 ['svm', 'logistic-regression']
7 ['svm', 'naive-bayes', 'k-neighbors', 'ada-boost']
8 ['svm', 'naive-bayes', 'k-neighbors', 'ada-boost', 'logistic-regression']
9 ['naive-bayes', 'k-neighbors', 'ada-boost']
10 ['naive-bayes', 'k-neighbors', 'ada-boost', 'logistic-regression']
11 ['svm', 'k-neighbors']
12 ['svm', 'naive-bayes', 'k-neighbors', 'ada-boost', 'bagging']
13 ['naive-bayes', 'k-neighbors', 'ada-boost', 'bagging']

```

```

14 ['svm', 'naive-bayes', 'ada-boost']
15 ['svm', 'naive-bayes', 'k-neighbors', 'bagging']
16 ['svm', 'naive-bayes', 'k-neighbors', 'ada-boost', 'logistic-regression',
'bagging']
17 ['naive-bayes', 'k-neighbors']
18 ['naive-bayes', 'k-neighbors', 'bagging']
19 ['naive-bayes', 'k-neighbors', 'ada-boost', 'logistic-regression',
'bagging']
20 ['k-neighbors', 'ada-boost', 'bagging']
21 ['svm', 'naive-bayes', 'k-neighbors', 'logistic-regression']
22 ['k-neighbors', 'ada-boost']
23 ['k-neighbors', 'ada-boost', 'logistic-regression', 'bagging']
24 ['k-neighbors', 'ada-boost', 'logistic-regression']
25 ['svm', 'naive-bayes', 'k-neighbors']
26 ['ada-boost', 'logistic-regression']
27 ['svm', 'naive-bayes', 'bagging']
28 ['k-neighbors', 'bagging']
29 ['naive-bayes', 'logistic-regression']
30 ['naive-bayes', 'bagging']
31 ['svm', 'naive-bayes']
32 ['svm', 'naive-bayes', 'logistic-regression']
33 ['naive-bayes', 'k-neighbors', 'logistic-regression']
34 ['k-neighbors', 'logistic-regression']

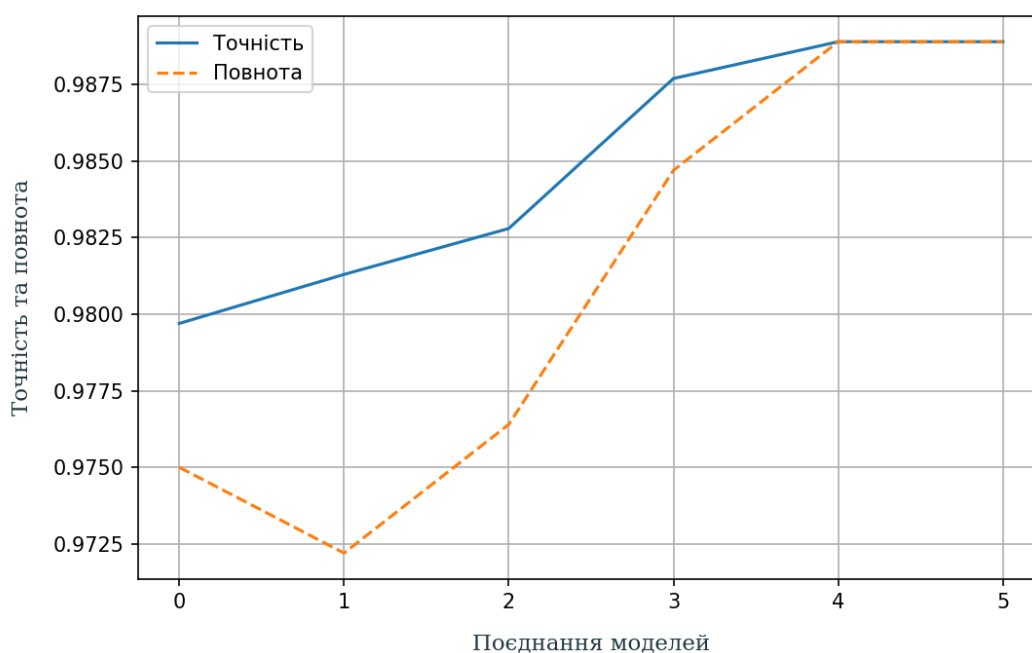
```

При загальному зростанні точності є кореляція з повнотою за зваженими характеристиками. Також із зростанням точності відмічається підвищення повноти. Такі характеристики пояснюються роботою СПР з незбалансованими класами, і, відповідно, проявляється значний вплив класу із переважною кількістю елементів.

Важливим є порівняння з якісними показниками СПР класифікаторів, які формують ансамбль. Для цього були проведені обрахунки для кожної СПР окремо (рисунок 7.4). Повнота та точність збільшуються та корелюють за зваженими характеристиками. Також числові ряди показників збігаються з їхнім підвищенням.

Поєднання рішень СПР ['naive-bayes', 'bagging'], які мають найнижчі показники за точністю 'naive-bayes' 0.9813, 'bagging' 0.9797 дають при об'єднанні кращу точність ніж складові 0.9895. При поєднанні СПР з

найкращими показниками 'ada-boost' та 'logistic-regression', які дали однакове значення 0.9889, отримали поєднання з результатом 0.9889. Поєднання рішень СПР в кожному конкретному випадку може давати як покращення результату, так і погіршення порівняно зі значеннями складових СПР. Множина нетипових даних за результатами обрахунків містить значно менше елементів та через неї проходить лінія розмежування класів. Також нетипові дані є складнокласифікованими, для яких найкращі результати визначають з множини поєднань рішень базових СПР.



0 – bagging; 1 – naive-bayes; 2 – svm; 3 – k-neighbors;  
4 – ada-boost; 5 – logistic-regression

Рис. 7.4. Зважена характеристика точності та повноти для СПР ансамблю (клас 1)

З метою підвищення міри впливу класу з порівняно незначною кількістю елементів використовувалась макрохарактеристика точності та повноти. Це змінює величину впливу кожного елемента на кількісний показник. Із зменшенням розміру множини класу вага елемента цієї множини збільшується. Таким чином, кожний елемент в малій кількості більшою мірою впливає на показник. Це відіграє значну роль у випадку, коли даний клас

більш важливим з точки зору дослідження. Для визначення впливу класів при їх незбалансованості на показники якості використаємо макрохарактеристику показників якості класифікації (рисунок 7.5).

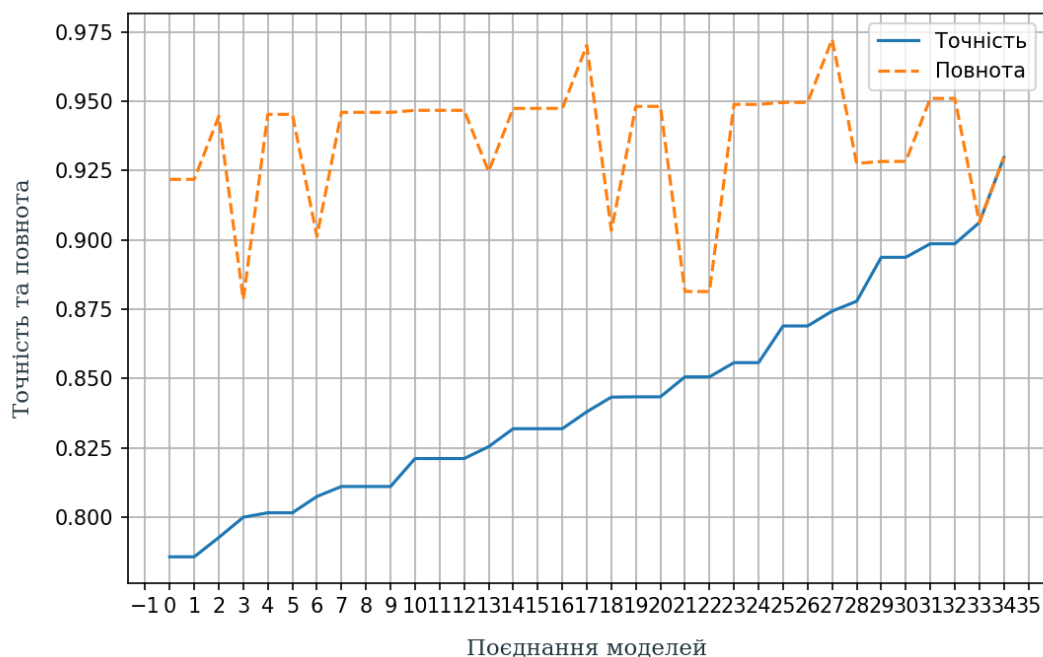


Рис. 7.5. Макрохарактеристика точності та повноти поєднань рішень СПР (клас 1)

```

0 ['svm', 'ada-boost']
1 ['naive-bayes', 'ada-boost']
2 ['svm', 'naive-bayes', 'k-neighbors', 'ada-boost']
3 ['ada-boost', 'bagging']
4 ['svm', 'naive-bayes', 'k-neighbors', 'ada-boost', 'logistic-regression']
5 ['naive-bayes', 'k-neighbors', 'ada-boost']
6 ['svm', 'bagging']
7 ['svm', 'k-neighbors']
8 ['svm', 'naive-bayes', 'k-neighbors', 'ada-boost', 'bagging']
9 ['naive-bayes', 'k-neighbors', 'ada-boost', 'bagging']
10 ['svm', 'naive-bayes', 'ada-boost']
11 ['svm', 'naive-bayes', 'k-neighbors', 'bagging']
12 ['svm', 'naive-bayes', 'k-neighbors', 'ada-boost', 'logistic-regression',
'bagging']
13 ['naive-bayes', 'k-neighbors', 'ada-boost', 'logistic-regression']
14 ['naive-bayes', 'k-neighbors']
15 ['naive-bayes', 'k-neighbors', 'bagging']
16 ['naive-bayes', 'k-neighbors', 'ada-boost', 'logistic-regression',
'bagging']

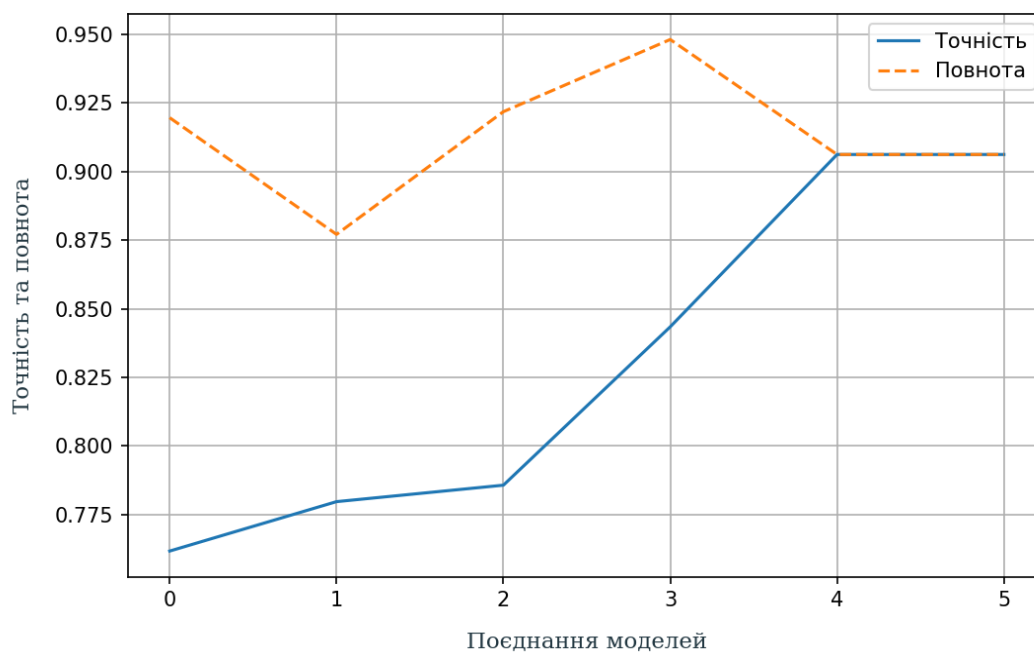
```

```
17 ['svm', 'naive-bayes', 'k-neighbors']
18 ['svm', 'logistic-regression']
19 ['svm', 'naive-bayes', 'k-neighbors', 'logistic-regression']
20 ['k-neighbors', 'ada-boost', 'bagging']
21 ['ada-boost', 'logistic-regression', 'bagging']
22 ['logistic-regression', 'bagging']
23 ['k-neighbors', 'ada-boost']
24 ['k-neighbors', 'ada-boost', 'logistic-regression', 'bagging']
25 ['svm', 'naive-bayes', 'bagging']
26 ['k-neighbors', 'bagging']
27 ['svm', 'naive-bayes']
28 ['k-neighbors', 'ada-boost', 'logistic-regression']
29 ['naive-bayes', 'logistic-regression']
30 ['naive-bayes', 'bagging']
31 ['svm', 'naive-bayes', 'logistic-regression']
32 ['naive-bayes', 'k-neighbors', 'logistic-regression']
33 ['ada-boost', 'logistic-regression']
34 ['k-neighbors', 'logistic-regression']
```

Врахування незбалансованості класів на рівні рівнозначного представлення змінює характеристики. При зростанні точності повнота змінює свої значення в межах певного діапазону. Найнижчі показники поєднання ['svm', 'ada-boost'], точність 0,8, повнота 0,8785. Найкращі показники поєднання ['k-neighbors', 'logistic-regression'] з точністю та повнотою 0,9297. Також змінилась послідовність поєднань відносно точності при загальному зниженні точності та повноти. Значного впливу на показники набули елементи меншого класу. Це можна відмітити з графіка повноти, який характеризується різкою зміною значень при зміні елементів меншого класу. Так, в межах описаного прикладу, загальна кількість елементів становить 720, з них 23 є елементами меншого класу. Таким чином, незбалансованість класів відносно один одного близько 1:30. З використанням макрохарактеристики числові значення повноти стали значно вищими за відповідні значення точності. Також необхідно зазначити відносну незмінність графіка повноти із покращенням точності. Для порівняння

ефективності поєднання СПР визначимо зміну макрохарактеристик базових СПР.

При загальній відповідності макрохарактеристик рішень базових СПР та поєднань СПР загальні показники є нижчими (рисунок 7.6). Так, найгірше числове значення точності класифікатора ‘naive-bayes’ 0,7617 та повноти ‘bagging’ 0,8771.



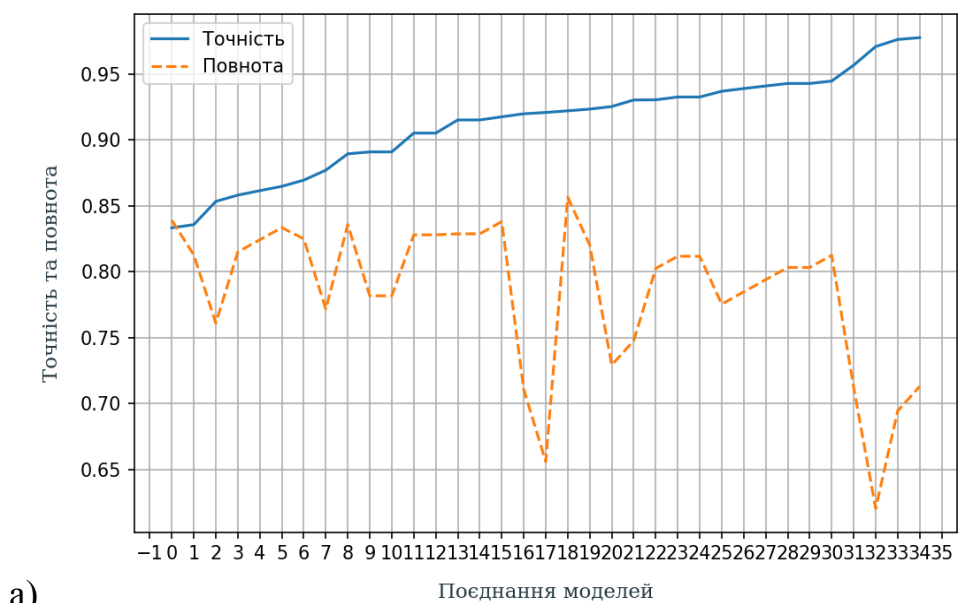
0 – naive-bayes; 1 – bagging; 2 – svm; 3 – k-neighbors;  
4 – ada-boost; 5 – logistic-regression

Рис. 7.6. Макрохарактеристика показників точності та повноти для СПР ансамблю (клас 1)

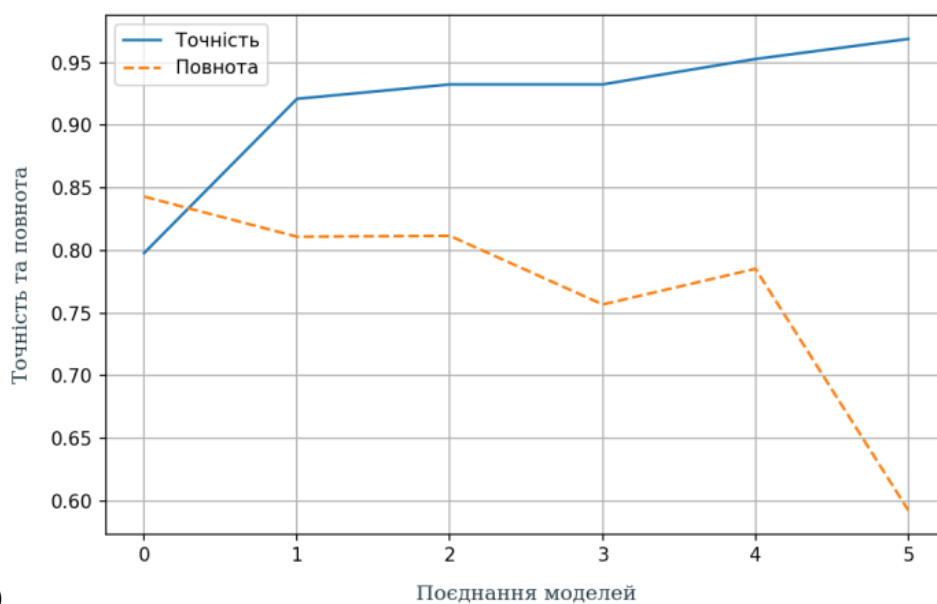
Найкращі показники точності ‘logistic-regression’ 0,9062 повноти ‘k-neighbors’ 0,9481. Також є загальне погіршення показників з відповідними класифікаторами при зважених характеристиках.

Змінилося положення класифікатора за зазначеним порівняльним параметром точності. Так, ‘naive-bayes’ та ‘bagging’ змінили своє положення. Визначення якісних параметрів точності та повноти за макрохарактеристиками значно більше враховує менший клас при незбалансованості даних.

Загальна відповідність залежностей точності та повноти відмічаються для поєднань рішень СПР та СПР ансамблю для усіх досліджених класів. Для порівняння представлені залежності макрхарактеристики точності та повноти поєднань рішень СПР для класу 5 (рисунок 7.7).



а)



б)

Рис. 7.7. Макрхарактеристика точності та повноти поєднань рішень СПР (клас 5): а – поєднань рішень СПР; б – СПР ансамблю

У результаті проведених експериментів відзначається загальне покращення поєднань показників точності та повноти відносно базових рішень класифікаторів (таблиця 7.1).

Таблиця 7.1

Результати експериментальних досліджень з однокласової класифікації за макропоказниками поєднань рішень СПР

№	Отримані значення для класів, точність/повнота								
	1	2	3	4	5	6	7	8	9
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1	0.9297/	0.9665/	0.9705/	0.9949/	0.9778/	0.9685/	0.8541/	0.9972/	0.9979/
	0.9297	0.7089	0.7531	0.9222	0.713	0.6615	0.5447	0.8889	0.9
2	0.9062/	0.9601/	0.9697/	0.9934/	0.9764/	0.9672/	0.8375/	0.9972/	0.9972/
	0.9062	0.8212	0.8264	0.9	0.6944	0.6462	0.5743	0.8889	0.8667
3	0.8986/	0.9592/	0.9685/	0.992/	0.971/	0.9652/	0.8375/	0.9972/	0.9965/
	0.951	0.6392	0.7346	0.8778	0.6204	0.6231	0.5743	0.8889	0.8333
4	0.8986/	0.9591/	0.9678/	0.9906/	0.9569/	0.9645/	0.8375/	0.9965/	0.9958/
	0.951	0.7524	0.7284	0.8556	0.7122	0.6154	0.5743	0.8611	0.8
5	0.8937/	0.9572/	0.9644/	0.9898/	0.9448/	0.9632/	0.8317/	0.9965/	0.9958/
	0.9282	0.6203	0.6975	0.8444	0.8126	0.6	0.6039	0.8611	0.8
6	0.8937/	0.9572/	0.9597/	0.9877/	0.943/	0.9626/	0.817/	0.9958/	0.9958/
	0.9282	0.6203	0.6543	0.8111	0.8033	0.5923	0.6479	0.8333	0.8
7	0.8778/	0.9571/	0.9566/	0.9849/	0.943/	0.9619/	0.8157/	0.9951/	0.9944/
	0.9275	0.7397	0.74	0.7667	0.8033	0.5846	0.6183	0.8056	0.7333
8	0.8743/	0.9566/	0.9546/	0.9842/	0.9411/	0.9606/	0.8157/	0.9944/	0.993/
	0.9723	0.6139	0.7276	0.7556	0.794	0.5692	0.6183	0.7778	0.6667
9	0.8689/	0.9561/	0.9484/	0.9831/	0.9391/	0.9547/	0.8143/	0.9944/	0.9923/
	0.9495	0.7334	0.7577	0.9326	0.7848	0.7069	0.5887	0.7778	0.6333
10	0.8689/	0.9561/	0.948/	0.982/	0.9371/	0.944/	0.7962/	0.9944/	0.9923/
	0.9495	0.7334	0.6906	0.9215	0.7755	0.6531	0.6471	0.7778	0.6333

Для визначення ефективності метода ієрархічної групуваності прийняття рішень проведені експериментальні дослідження для дев'яти

класів та представлені зведені результати за макрохарактеристиками для десяти кращих поєднань. Макрохарактеристика точності та повноти поєднань рішень СПР для класів 2–9 подано в додатку Г.

При високих показниках базових СПР покращення знаходиться для точності в межах 1–3.5 %, повноти 3–9 %. При визначенні поєднання з одночасним поєднанням характеристик точність може знижуватись до 1 %, при підвищенні повноти – до 7 %.

Відзначається загальне підвищення повноти над точністю, що пояснюється використанням методом групування та структурою ієрархії з орієнтуванням на врахування окремих рішень та узагальнення рішень груп.

Таким чином, розроблений метод ієрархічної групуваності прийняття рішень дає вищі показники повноти та якості порівняно з СПР класифікаторів, які утворюють ансамбль.

### **7.3. Експериментальне дослідження методу аналізу складнокласифікованих даних**

Проведені дослідження впливу ознак на множині нетипових даних з метою визначення міри впливу на групуваність даних при застосуванні однокласової класифікації. Множина нетипових даних формувалась на основі наявності альтернативних рішень ансамблю СПР класифікаторів. На цій множині визначався базовий клас, стосовно якого формувались СПР для однокласової класифікації. Усі дані множини розмічались на два класи – дані, які належать базовому класу дослідження та дані, які лежать поза межами класу, тобто не належать базовому класу та позначались відповідним чином *topic*, *non-topic*.

За результатами проведених досліджень розподіл даних між розміченими класами в значній кількості випадків є балансним або близьким до цього, при тому, що вся множина даних дослідження відносно множини класів дослідження є незбалансованою, що ускладнює побудову СПР

класифікації. Застосуванням метода ієрархічної групуваності прийняття рішень для класифікації виділяє сегмент довірчих даних та формує сегмент нетипових даних, які є зоною розмежування даних. В цій зоні знаходяться дані двох класів з близьким до збалансованого представлення.

Виходячи з того, що дані базового класу повинні групуватись та мати певну просторову щільність тобто просторову близькість розташування, спочатку будується МОД на усій множині нетипових даних.

Побудова МОД здійснюється на основі сукупності ознак даних. Аналіз ознак провозиться залежно від області ознак дослідження. Визначимо базові множини ознак дослідження:

- множина ознак, які є спільними для даних класу та даних, які лежать поза межами класу та можна позначити `topic_non-topic`.

- множина ознак, які відносяться до даних класу, тобто позначених міткою `topic`;

- множина ознак, що відносяться до даних, які лежать поза межами базового класу і не відносяться до класу, позначених міткою `non-topic`;

Також поряд з набором базових множин ознак нетипових даних, можливі поєднання множин в певній сукупності, необхідність яких лежить у площині досліджень.

Графічно відобразимо граф МОД з позначенням даних `topic` та `non-topic` (рисунок 7.8). Вершини графа позначені цифрами для ідентифікації елемента даних. Довжини ребер графа відображають відстані між даними, які визначені на основі числових значень ознак, що відносяться до даних.

Таким чином, забезпечується дотримання пропорції співвідношення відстаней між даними та візуальне відтворення співвідношення відстаней, розташування даних у структурі МОД.

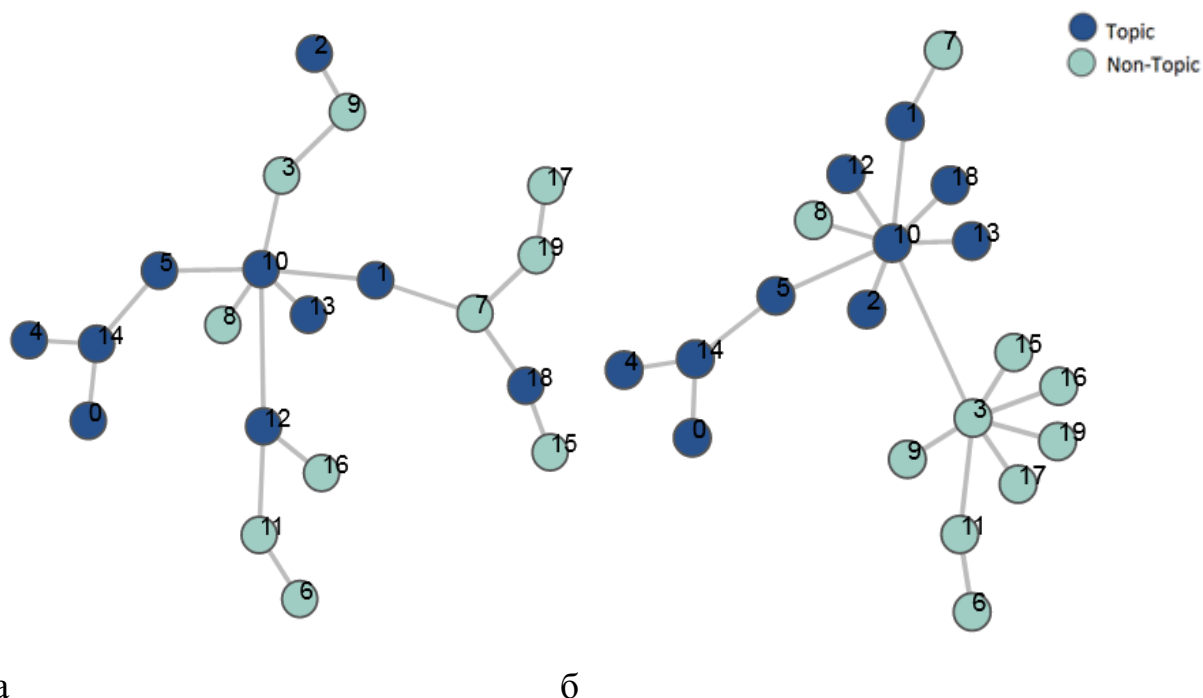


Рис. 7.8. МОД нетипових даних (клас 1): а – множина ознак нетипових даних початкова; б – множина нетипових даних із зміненими ознаками  $\langle 438, 616, 690 \rangle$ , спільними для даних класу і даних поза межами класу

Здійснивши редукцію ознак даних на основі вибору траєкторії зменшення кількості ребер двочасткового графа, отримали перегрупування даних із зменшення кількості ребер з 8 до 3.

Загальні параметри множини ознак нетипових даних.

Кількість ознак класу – 234.

Кількість ознак поза межами класу – 357.

Кількість ознак належить даним класу та даним поза межами класу одночасно – 187.

Загальна кількість ознак – 778.

Кількість ребер двочасткового графа – 8.

Визначивши множину траєкторії зменшення кількості ребер двочасткового графа, отримано характеристики.

Важливість впливу ознаки для кортежів:

12 --> {0.068}; 154 --> {0.1027}; 214 --> {0.2282}; 272 --> {0.0227}; 285 --> {0.7999}; 346 --> {0.3896}; 372 --> {0.7365}; 423 --> {0.0694}; 438 -->

{0.1601}; 445 --> {0.3516}; 455 --> {0.0307}; 456 --> {0.0093}; 496 --> {0.1995}; 510 --> {0.2241}; 616 --> {0.2148}; 634 --> {0.3536}; 656 --> {0.0227}; 658 --> {0.1454}; 690 --> {0.2028}; 765 --> {0.3969}.

Важливість впливу ознаки для унікальних наборів:

12 --> {0.0213}; 154 --> {0.016}; 214 --> {0.058}; 272 --> {0.0027}; 285 --> {0.1308}; 346 --> {0.0607}; 372 --> {0.1027}; 423 --> {0.022}; 438 --> {0.05}; 445 --> {0.0567}; 455 --> {0.012}; 456 --> {0.0053}; 496 --> {0.04}; 510 --> {0.0467}; 616 --> {0.0754}; 634 --> {0.0274}; 656 --> {0.0027}; 658 --> {0.022}; 690 --> {0.0527}; 765 --> {0.062}.

Кардинальне число множини ознак максимального зменшення ребер двочасткового графа: 20.

Максимальна довжина траєкторії: 5.

Мінімальна довжина траєкторії: 3.

Максимальна абсолютна величина редукції міжкласових ребер: 5.

Максимальна відносна величина редукції міжкласових ребер: 0.625.

Базові ознаки з редукцією ребер більше одиниці: 616 --> 4; 285 --> 2; 438 --> 2;

Відношення унікальних наборів до траєкторій: 0.1848.

Таким чином, кількість ознак, які впливають на групування нетипових даних становить 10,7 % спільних ознак та 2,6 % – від усіх ознак. Зменшення кількості міжкласових ребер графа становить 62,5 %. Визначені 3 ознаки, редукція яких на початковій множині ознак дає найбільше зменшення міжкласових ребер. Для визначення наборів ознак сформовано ліс траєкторій редукції міжкласових ребер (рисунок 7.9).

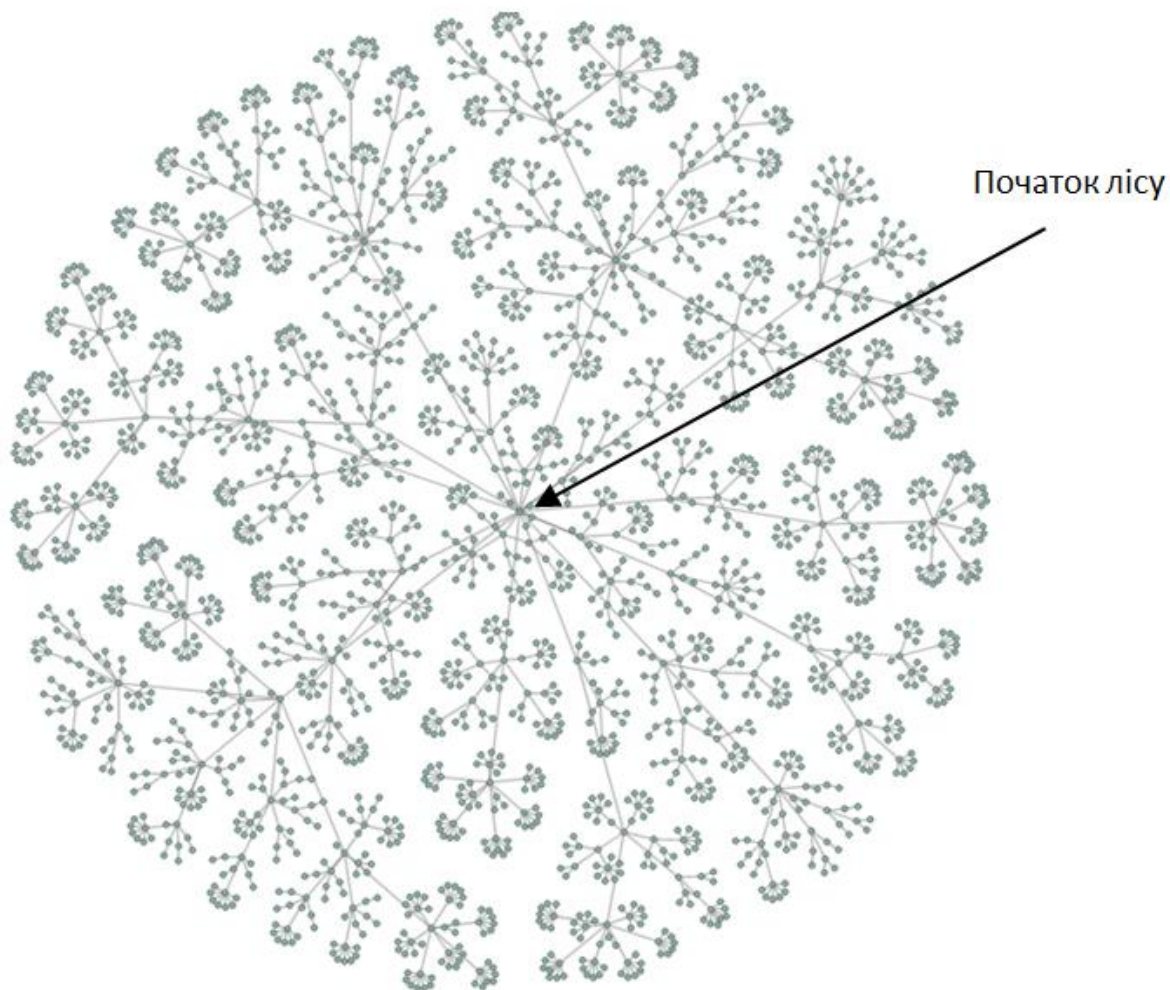


Рис. 7.9. Ліс дерев траєкторій зменшення міжкласових ребер (клас 1)

Якщо базові ознаки вбудовані в траєкторію, ефективність редукції ознаки зменшується порівняно з редукцією на початковій множині ознак. Однак, загальна ефективність редукції ознак із застосуванням кортежів збільшується. Так із редукцією ознаки максимальне зменшення становить 50 %, з використанням кортежу 62,5 % від початкового значення.

Загальна кількість вершин дерев 2388, кількість траєкторій 1499 зменшують кількість ребер до 3, 354 гілки зменшують кількість ребер до 4, 104 гілки зменшують кількість ребер до 5, 42 гілки зменшують кількість ребер до 6. Із 1499 траєкторії формується 277 унікальних наборів ознак з кількістю ознак від 3 до 5.

Визначивши множину траєкторії зменшення кількості ребер двочасткового графа на множині ознак, які відносяться до даних класу 1, отримано характеристики.

Важливість впливу ознаки для кортежів:

49 --> {0.0714}; 126 --> {0.0714}; 187 --> {0.0714}; 260 --> {0.0714}; 273 --> {0.0714}; 276 --> {0.0714}; 303 --> {0.0714}; 427 --> {0.0714}; 493 --> {0.0714}; 502 --> {0.0714}; 523 --> {0.0714}; 581 --> {0.0714}; 686 --> {0.0714}; 742 --> {0.0714}.

Важливість впливу ознаки для унікальних наборів:

49 --> {0.0714}; 126 --> {0.0714}; 187 --> {0.0714}; 260 --> {0.0714}; 273 --> {0.0714}; 276 --> {0.0714}; 303 --> {0.0714}; 427 --> {0.0714}; 493 --> {0.0714}; 502 --> {0.0714}; 523 --> {0.0714}; 581 --> {0.0714}; 686 --> {0.0714}; 742 --> {0.0714}.

Кардинальне число множини ознак максимального зменшення ребер двочасткового графа: 14.

Максимальна довжина траєкторії: 1.

Мінімальна довжина траєкторії: 1.

Максимальна абсолютна величина редукції міжкласових ребер: 1.

Максимальна відносна величина редукції міжкласових ребер: 0.125.

Базові ознаки з редукцією ребер більше одиниці: 0.

Відношення унікальних наборів до траєкторій: 1.0.

Таким чином, на множині ознак даних класу 1 довжина кортежів обмежується однією ознакою з рівними важливостями впливу. Так, наприклад, редукція ознаки 502 змінює положення вершини 2, яка приєднується до вершини 13, від'єднавшись від вершини 9 (рисунки Д.1 та Д.2).

Сформуємо множину траєкторій зменшення ребер з використанням ознак, які знаходяться поза межами класу 1 (рисунки Д.3 та Д.4).

Важливість впливу ознаки для кортежів:

270 --> {1.0}; 561 --> {1.0}; 605 --> {1.0}.

Важливість впливу ознаки для унікальних наборів:

270 --> {0.25}; 561 --> {0.25}; 605 --> {0.25}.

Кардинальне число множини ознак зменшення ребер двочасткового графа: 3.

Максимальна довжина траєкторії: 3.

Мінімальна довжина траєкторії: 3.

Максимальна абсолютна величина редукції міжкласових ребер: 3.

Максимальна відносна величина редукції міжкласових ребер: 0.375.

Базові ознаки з редукцією ребер більше одиниці: 601 --> 2; 551 --> 2; 530 --> 2; 476 --> 2; 464 --> 2; 270 --> 2; 252 --> 2.

Відношення унікальних наборів до траєкторій: 0.25.

Застосування зміни ознак на множині ознак, які належать даних поза межами класу дозволило зменшити кількість міжкласових ребер на 37,5 %. Зміна ознак дозволила перерозподілити дані та сформувані дві групи, які поєднані ребром з вершинами 3, 10. Такий самий результат було отримано зі зміною ознак, які спільні для даних класу та даних поза межами класу. Також перерозподіл даних у цьому випадку є ефективнішим, зменшення на 3 одиниці проти 5. Зміна ознаки на початковій множині ознак є ефективнішою, ніж використання ознаки в кортежі траєкторії. Максимальне зменшення ребер було досягнуто з використанням кортежів. Найбільш ефективним є використання зміни ознак, спільних для даних класу та даних поза межами класу.

#### **7.4. Висновки за розділом**

Результати експериментальних досліджень показали, що розроблений метод сегментування даних за агрегацією результатів роботи ансамблю систем прийняття рішень дозволив сформувані сегменти даних на основі довіри до рішень ансамблю СПР. Запропонований метод дозволив практично реалізувати механізми, які імплементують визначені етичні принципи, які, в

свою чергу, забезпечують формування концепту довіри до рішень ансамблю систем прийняття рішень. Із загальної множини даних дослідження виділено множину, щодо якої встановлено реалізацію за сукупністю визначених етичних принципів концепту довіри. Відповідно, на основі довіри щодо рішень СПР класифікаторів такі рішення визначено як довірчі. Реалізація запропонованого методу дозволила сформуванню множини даних, які характеризуються наявністю альтернативних рішень в ансамблі СПР. Такі дані встановлені як недовірчі за невизначеністю реалізації складових концепту довіри. Ці дані характеризуються як нетипові по відношенню до довірчих даних за сукупністю ознак. Проведення експериментальних досліджень методу групового прийняття рішень ансамблем систем прийняття рішень на множині нетипових складнокласифікованих даних та інтелектуальної інформаційної технології отримання довірчих рішень підтверджують ефективність СПР та запропонованих методів.

Метод аналізу ознак складнокласифікованих даних дозволив встановити множину ознак, які мають визначальний вплив на групованість даних. Міру впливу ознаки визначається за сукупністю метрик. Множина ознак, які значною мірою впливають на розмежування даних складає менше ніж 1 % від загальної множини ознак нетипових даних.

Експериментальні дослідження інтелектуальної інформаційної технології показали її ефективність, сегмент довірчих даних знаходиться в межах 76–86 %. Результати досліджень показали загальну ефективність інтелектуальної інформаційної технології порівняно з базовими системами прийняття рішень ансамблю за показниками точності в межах 3.5 %, повноти в межах 9 % на загальній множині даних. Серед складнокласифікованих даних визначено множину ознак з визначальним впливом на розмежування даних, які становлять до 4,2 % від загальної множини ознак.

## ВИСНОВКИ

У дисертаційній роботі вирішено актуальну науково-прикладну проблему підвищення рівня довіри до інтелектуальних інформаційних технологій в частині прийняття ними рішень на практичному рівні шляхом розроблення теоретичних та прикладних засад інтелектуальної інформаційної технології отримання довірчих рішень за людиноцентрованим підходом, яка забезпечує довіру до рішень, отриманих інтелектуальними інформаційними системами відповідно до сукупності етичних принципів.

Згідно із поставленою метою, в дисертаційній роботі вирішено наступні завдання та отримано відповідні наукові та практичні результати:

1. Проведено дослідження стану сучасного розвитку інформаційних технологій із використанням інтелектуальних складових. Проаналізовано вплив, застосування та інтегрування інтелектуальних інформаційних технологій у сфери життя як окремої людини, так і суспільства загалом. Встановлено, що інтелектуальні інформаційні технології проявляються не тільки у вигляді технологічних рішень, а й також є визначальним фактором розвитку та трансформації суспільства. Інтеграцію інтелектуальних інформаційних систем слід розглядати з позиції соціотехнологічних систем. Встановлено, що основою широкого використання інтелектуальних інформаційних технологій та делегування можливості прийняття рішень є довіра до усіх проявів та складових інтелектуальних інформаційних технологій. Визначено, що необхідним та актуальним напрямом є дослідження методів формування та забезпечення практичної реалізації концепту довіри до інтелектуальних інформаційних технологій, який впливає із дотримання етичних принципів, визначених на основі людиноцентрованого підходу.

2. Запропоновано онтологію довіри до інтелектуальних інформаційних технологій. На основі онтології сформовано множину вимог до програмного

рівня інтелектуальних інформаційних технологій, а саме методів формування систем прийняття рішень з генерації довірчих рішень. На основі розробленої структури здійснено декомпозицію концепту довіри. *Набув подальшого розвитку* метод визначення відповідності складових онтології довіри до інших узагальнень етичних принципів довіри. В основі методу лежить об'єднання трьох незалежних рівнів (синтаксичний, структурний, семантичний) встановлення відповідності елементів множини декомпозиції та складових структурованого домену, який в межах роботи представлено у вигляді структурованого корпусу узагальнених документів світового дискурсу людиноцентрованого підходу етичних інтелектуальних інформаційних технологій за фактором довіри.

3. *Вперше розроблено* інтелектуальну інформаційну технологію отримання довірчих рішень, перевага якої над відомими полягає у реалізації руху інформаційних потоків формування рішень за складовими довіри, які визначені на основі запропонованої онтології довіри як сукупності етичних принципів за людиноцентрованим підходом, з виділенням сегментів інформації у вигляді типових даних з відповідністю складовим довіри та нетипових даних – як складнокласифікованих даних в умовах невизначеності прийняття рішень, і забезпечення належних показників якості класифікації.

4. *Вперше розроблено* метод проєкції сформованої людиною ментальної моделі прийняття рішень на машинний рівень виконання. Метод був розроблений з метою забезпечення складових довіри, які визначаються стейкхолдерами, тобто зацікавленою стороною (людиною) і дозволяє ментальне представлення прийняття рішення сформоване людиною з використанням візуальної аналітики спроектувати на рівень формального представлення, тобто безпосереднє використання здійснюється обчислювальною системою на машинному рівні. Таким чином, рівень довіри до системи прийняття рішень підвищується значною мірою, оскільки представлення (ментальне) створюється безпосередньо самою людиною і в подальшому проєктується на машинний рівень з формуванням представника –

формального представлення. Метод реалізований в межах запропонованої концепції розділення сфери створення представлення (аналітичні можливості людини) та сфери практичного використання (обчислювальні можливості машини).

5. *Вперше розроблено* метод аналізу складнокласифікованих даних, основна перевага якого над відомими полягає у використанні локального просторового зміщення даних в області розмежування, завдяки чому з'являється можливість визначати нетипові ознаки за критерієм розмежованості даних.

6. *Набув подальшого розвитку* метод визначення нетипових ознак складнокласифікованих даних згідно з їх паралельною обробкою. Нетипові дані є складнокласифікованими за підходами класифікації. Однак, аналіз цих даних є важливим з точки зору детектування даних для досліджень зі змінними значеннями ознак. Метод дозволяє визначити множину ознак, які значною мірою впливають на розмежування нетипових даних.

7. *Набув подальшого розвитку* метод групового прийняття рішень ансамблем систем прийняття рішень, який відрізняється від відомих тим, що рішення об'єднуються в групи за близькістю та формують ієрархію з узагальнення груп, завдяки чому з'являється можливість підвищити якісні показники класифікації складнокласифікованих даних порівняно із складовими ансамблями. Ієрархічна структура дозволяє враховувати рішення кожної з системи прийняття рішень множини ансамблю та максимізувати рішення класифікаторів за показниками якості.

8. *Удосконалено* метод формування ансамблю систем прийняття рішень, який відрізняється від відомих тим, що складові ансамблю формуються залежно від необхідного рівня інтерпретованості рішень ансамблю, завдяки чому з'являється можливість отримати рішення ансамблю з належним рівнем довіри. Метод дозволяє ефективно використати як здатність систем прийняття рішень до узагальнення, так і здатність індивідуальної системи прийняття рішень враховувати інформативність

окремих складнокласифікованих даних, які визначають необхідність залучення кожної системи прийняття рішень в ансамбль як форми прийняття групового рішення.

9. *Удосконалено* метод сегментування даних за агрегацією результатів роботи ансамблю систем прийняття рішень, перевага якого над відомими методами полягає в тому, що розв'язки складових ансамблю визначено критерієм сегментування даних, стосовно яких приймаються рішення, що уможливило формування сегменту даних, рішення стосовно яких відповідають складовим довіри і є одноголосними, та сегмент складнокласифікованих даних, щодо яких присутня невизначеність при прийнятті рішень. Метод дозволив виділити два сегменти даних: сегмент типових даних, рішення щодо яких характеризуються складовими довіри, та сегмент нетипових даних, щодо яких не можна повною мірою застосовувати та практично реалізовувати виконання складових довіри.

10. Запропонована інтелектуальна інформаційна технологія отримання довірчих рішень за показниками довіри та якісними показниками набула *практичної реалізації*, що дозволяє отримувати множини довірчих рішень, застосовуючи ансамблевий підхід сформувати отримувати необхідне дискримінантне розмежування рішень за цільовими показниками якості. Отримані набори ознак для слабороздільних даних, які визначають максимально можливу роздільність, та дозволяють встановити міру впливу ознак на розмежованість даних для ознак певної цільової групи. Результати проведених практичних досліджень дозволили визначити складові концепту довіри з проєкцією на програмний рівень побудови систем прийняття рішень. Практичне застосування інтелектуальної інформаційної технології отримання довірчих рішень дозволило виділити сегмент даних, рішення щодо яких характеризуються високим ступенем довіри, та сегмент нетипових даних поблизу зони розмежування. Поряд з тим вдалося отримати високі показники якості розмежування складнороздільних даних з виділенням ознак із суттєвим значним впливом на розмежування даних.

11. Проведені дослідження підтвердили *практичну цінність* розробленої інтелектуальної інформаційної технології отримання довірчих рішень, яка дала можливість забезпечити довіру до інтелектуальних інформаційних систем в частині прийнятих рішень відповідно до етичних принципів за людиноцентрованим підходом. Результати експериментальних досліджень показали, що інтелектуальна інформаційна технологія забезпечує формування сегментів інформації на основі складових довіри. Застосування розробленої інтелектуальної інформаційної дозволяє отримати сегмент довірчих даних в межах 76–86 %, що дало можливість із загальної множини вхідної інформації дослідження виділити множину інформації, щодо якої встановлено довіру за сукупністю визначених етичних принципів. Використання методу групового прийняття рішень в інтелектуальній інформаційній системі дозволило підвищити точність класифікації в максимальних значеннях до 3 %, повноту – до 9 %, що підтверджує ефективність класифікації за якісними показниками та його необхідність застосовування в інтелектуальній інформаційній технології як складової частини з формування довірчих рішень. В сегменті складнокласифікованої інформації інтелектуальна інформаційна технологія дозволяє визначити множину ознак, які мають визначальний вплив на групованість інформації. Метод аналізу складнокласифікованих даних дозволяє визначити найбільш впливові ознаки на розмежування інформації в сегменті складнокласифікованих даних, множина яких становить близько 4.2 %. Експериментальні дослідження підтвердили ефективність застосування інтелектуальної інформаційної технології отримання довірчих рішень, що дозволяє сформувати множину інформації, рішення щодо якої визначаються як довірчими, а також отримати високі якісні показники класифікації на загальній множині вхідної інформації, та провести аналіз ознак в сегменті складнокласифікованої інформації.

**СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ**

1. Abati D., Porrello A., Calderara S., Cucchiara R. Latent Space Autoregression for Novelty Detection 2019. Pp. 481–490.
2. Ahmad T., Madonski R., Zhang D., Huang C., Mujeeb A. Data-driven probabilistic machine learning in sustainable smart energy/smart energy systems: Key developments, challenges, and future research opportunities in the context of smart grid paradigm. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*. 2022. Vol. 160. Pp. 112128. URL: <https://doi.org/10.1016/j.rser.2022.112128>.
3. Ahmed M. a. O., Didaci L., Lavi B., Fumera G. Using Diversity for Classifier Ensemble Pruning: an Empirical Investigation. *Theoretical and Applied Informatics*. 2017. Vol. 29, No. 1–2. URL: <https://doi.org/10.20904/291-2025>.
4. Alam K. Md. R., Siddique N., Adeli H. A dynamic ensemble learning algorithm for neural networks. *Neural Computing and Applications*. 2020. Vol. 32, No. 12. Pp. 8675–8690. URL: <https://doi.org/10.1007/s00521-019-04359-7>.
5. Alanne K., Sierla S. An overview of machine learning applications for smart buildings. *Sustainable Cities and Society*. 2022. Vol. 76. Pp. 103445. URL: <https://doi.org/10.1016/j.scs.2021.103445>.
6. Alexandropoulos S.-A. N., Kotsiantis S. B., Piperigou V. E., Vrahatis M. N. A new ensemble method for outlier identification: 2020 10th International Conference on Cloud Computing, Data Science Engineering (Confluence), January 2020. Pp. 769–774. URL: <https://doi.org/10.1109/Confluence47617.2020.9058219>.
7. Algergawy A., Cheatham M., Faria D., Ferrara A., Fundulaki I., Harrow I., Hertling S., Jiménez-Ruiz E., Karam N., Khat A., Lambrix P., Li H., Montanelli S., Paulheim H., Pesquita C., Saveta T., Schmidt D., Shvaiko P., Splendiani A., Thiéblin E., Trojahn dos Santos C., Vatascinov J., Zamazal O., Zhou L. Results of the Ontology Alignment Evaluation Initiative 2018: 13th International Workshop on Ontology Matching co-located with the 17th ISWC (OM 2018), Monterey, United States, October 2018. Pp. 76–116.

8. Aliman N.-M., Elands P., Hürst W., Kester L., Thórisson K. R., Werkhoven P., Yampolskiy R., Ziesche S. Error-Correction for AI Safety: *Artificial General Intelligence*, Cham, Springer International Publishing, 2020. Pp. 12–22. URL: [https://doi.org/10.1007/978-3-030-52152-3\\_2](https://doi.org/10.1007/978-3-030-52152-3_2).
9. Alsallakh B., Hanbury A., Hauser H., Miksch S., Rauber A. Visual Methods for Analyzing Probabilistic Classification Data. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*. 2014. Vol. 20, No. 12. Pp. 1703–1712. URL: <https://doi.org/10.1109/TVCG.2014.2346660>.
10. Althobaiti A. F. S. Comparison of Ontology-Based Semantic-Similarity Measures in the Biomedical Text. *Journal of Computer and Communications*. 2017. Vol. 05, No. 02. Pp. 1–17. URL: <https://doi.org/10.4236/jcc.2017.52003>.
11. Alves Ribeiro V. H., Reynoso-Meza G. Ensemble learning by means of a multi-objective optimization design approach for dealing with imbalanced data sets. *Expert Systems with Applications*. 2020. Vol. 147. Pp. 113232. URL: <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2020.113232>.
12. Amer A. A., Abdalla H. I. A set theory based similarity measure for text clustering and classification. *Journal of Big Data*. 2020. Vol. 7, No. 1. Pp. 74. URL: <https://doi.org/10.1186/s40537-020-00344-3>.
13. Amershi S., Cakmak M., Knox W. B., Kulesza T. Power to the People: The Role of Humans in Interactive Machine Learning. *AI Magazine*. 2014. Vol. 35, No. 4. Pp. 105–120. URL: <https://doi.org/10.1609/aimag.v35i4.2513>.
14. Andiojaya A., Demirhan H. A bagging algorithm for the imputation of missing values in time series. *Expert Systems with Applications*. 2019. Vol. 129. Pp. 10–26. URL: <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2019.03.044>.
15. Andreichuk A. V., Boroday N. V., Golubeva K. M., Klyushin D. A. Artificial Intelligence System for Breast Cancer Screening Based on Malignancy-Associated Changes in Buccal Epithelium: *Enabling AI Applications in Data Science*: A.-E. Hassanien, M. H. N. Taha, N. E. M. Khalifa. Cham, Springer International Publishing, 2021. URL: [https://doi.org/10.1007/978-3-030-52067-0\\_12](https://doi.org/10.1007/978-3-030-52067-0_12).

16. Andrienko N., Lammarsch T., Andrienko G., Fuchs G., Keim D., Miksch S., Rind A. Viewing Visual Analytics as Model Building. *Computer Graphics Forum*. 2018. Vol. 37, No. 6. Pp. 275–299. URL: <https://doi.org/10.1111/cgf.13324>.
17. Angerschmid A., Zhou J., Theuermann K., Chen F., Holzinger A. Fairness and Explanation in AI-Informed Decision Making. *Machine Learning and Knowledge Extraction*. 2022. Vol. 4, No. 2. Pp. 556–579. URL: <https://doi.org/10.3390/make4020026>.
18. Anisimov A. V. Generating (2,3)-Codes. *Cybernetics and Systems Analysis*. 2020. Vol. 56, No. 6. Pp. 872–877. URL: <https://doi.org/10.1007/s10559-020-00307-9>.
19. Anisimov A. V., Fedorus O. M. Development and Prospects of the PARCS-WCF System. *Cybernetics and Systems Analysis*. 2020. Vol. 56, No. 1. Pp. 152–158. URL: <https://doi.org/10.1007/s10559-020-00230-z>.
20. Anisimov A. V., Marchenko A. A., Zemlianskyi V. R. Influence of Language on the Lifespan of Populations of Artificial Intelligence. *Cybernetics and Systems Analysis*. 2021. Vol. 57, No. 5. Pp. 669–675. URL: <https://doi.org/10.1007/s10559-021-00392-4>.
21. Anisimov A. V., Marchenko O. O., Zemlianskyi V. R. Evolutionary Method of Constructing Artificial Intelligence Systems. *Cybernetics and Systems Analysis*. 2019. Vol. 55, No. 1. Pp. 1–9. URL: <https://doi.org/10.1007/s10559-019-00106-x>.
22. Annane A., Bellahsene Z. GBKOM: A generic framework for BK-based ontology matching. *Journal of Web Semantics*. 2020. Vol. 63. Pp. 100563. URL: <https://doi.org/10.1016/j.websem.2020.100563>.
23. Arifin M. N., Siahaan D. Structural and Semantic Similarity Measurement of UML Use Case Diagram. *Lontar Komputer: Jurnal Ilmiah Teknologi Informasi*. 2020. Vol. 11, No. 2. Pp. 88–100. URL: <https://doi.org/10.24843/LKJITI.2020.v11.i02.p03>.

24. Arksey H., O'Malley L. Scoping studies: towards a methodological framework. *International Journal of Social Research Methodology*. 2005. Vol. 8, No. 1. Pp. 19–32. URL: <https://doi.org/10.1080/1364557032000119616>.
25. Ayala D., Hernández I., Ruiz D., Rahm E. LEAPME: Learning-based Property Matching with Embeddings. *arXiv:2010.01951 [cs]*. 2020.
26. Babichev S., Lytvynenko V., Gozhyj A., Korobchynskyi M., Voronenko M. A Fuzzy Model for Gene Expression Profiles Reducing Based on the Complex Use of Statistical Criteria and Shannon Entropy: *Advances in Computer Science for Engineering and Education*, Cham, Springer International Publishing, 2019. Pp. 545–554. URL: [https://doi.org/10.1007/978-3-319-91008-6\\_55](https://doi.org/10.1007/978-3-319-91008-6_55).
27. Bachmann N., Tripathi S., Brunner M., Jodlbauer H. The Contribution of Data-Driven Technologies in Achieving the Sustainable Development Goals. *Sustainability*. 2022. Vol. 14, No. 5. Pp. 2497. URL: <https://doi.org/10.3390/su14052497>.
28. Baker S., Xu J.-L., Hu P., Huang P. Vardeman, S. B. and Morris, M. D. (2013), “Majority Voting by Independent Classifiers can Increase Error Rates,” *The American Statistician*, 67, 94–96: Comment by Baker, Xu, Hu, and Huang and Reply. *The American Statistician*. 2014. Vol. 68, No. 2. Pp. 125–126. URL: <https://doi.org/10.1080/00031305.2014.882867>.
29. Baker-Brunnbauer J. Trustworthy AI Implementation (TAII) Framework for AI Systems / Rochester, NY: Social Science Research Network, 2021.
30. Barmak A. V., Krak Y. V., Manziuk E. A., Kasianiuk V. S. Information Technology of Separating Hyperplanes Synthesis for Linear Classifiers. *Journal of Automation and Information Sciences*. 2019. Vol. 51, No. 5. Pp. 54–64. URL: <https://doi.org/10.1615/JAutomatInfScien.v51.i5.50>.
31. Barmak O., Krak I., Mazurets O., Pavlov S., Smolarz A., Wojcik W. Research of Efficiency of Information Technology for Creation of Semantic Structure of Educational Materials: *Lecture Notes in Computational Intelligence and Decision Making*, Cham, Springer International Publishing, 2020. Pp. 554–569. URL: [https://doi.org/10.1007/978-3-030-26474-1\\_38](https://doi.org/10.1007/978-3-030-26474-1_38).

32. Barmak O., Manziuk E., Krak I. Classification Based Hierarchical Clustering Prediction Variability in the Ensembles of Models Using a Statistical Approach. *IEEE Computer Sciences and Information Technologies*. 2020. Vol. 1. Pp. 11–14. URL: <https://doi.org/10.1109/CSIT49958.2020.9322019>.

33. Barmak O., Krak I., Manziuk E., Lytvynenko V., Kalyta O. Classification Technology Based on Hyperplanes for Visual Analytics with Implementations for Different Subject Areas. *CEUR-WS*. 2020. Vol. 2623. Pp. 96–106.

34. Barmak O., Manziuk E., Kalyta O., Krak I., Kuznetsov V., Kulas A. Recognition of emotional expressions using the grouping crowdings of characteristic mimic states. *CEUR-WS*. 2020. Vol. 2866. Pp. 173–181.

35. Barmak O., Krak Y., Manziuk E. Characteristics for choice of models in the ansables classification. 2018. Pp. 171–179. URL: <https://doi.org/10.15407/pp2018.02.171>.

36. Barmak O., Krak I., Manziuk E. Diversity as The Basis for Effective Clustering-Based Classification. *CEUR-WS*. 2020. Vol. 2711. Pp. 53–67.

37. Barmak O., Kalyta O., Manziuk E., Krak I. Simplified Model for Recognition Facial Emotions: *2019 IEEE International Conference on Advanced Trends in Information Theory (ATIT)*, Kyiv, Ukraine, December 2019. Pp. 492–495. URL: <https://doi.org/10.1109/ATIT49449.2019.9030516>.

38. Barmak O., Manziuk E., Krak I. Using piecewise hyper linear classification in multidimensional feature space for text content: *2019 IEEE 14th International Conference on Computer Sciences and Information Technologies (CSIT)*, Lviv, Ukraine, September 17, 2019. Pp. 119–123. URL: <https://doi.org/10.1109/STC-CSIT.2019.8929798>.

39. Barmak O., Kalyta O., Krak I., Manziuk E., Kuznetsov V. Model of the Facial Emotions Expressions Based on Grouping Classes of Feature Vectors. *Lecture Notes in Computational Intelligence and Decision Making*. 2021. Vol. 1246. Pp. 65–76. URL: [https://doi.org/10.1007/978-3-030-54215-3\\_5](https://doi.org/10.1007/978-3-030-54215-3_5).

40. Barmak O., Manziuk E., Krak I. Classification Based Hierarchical Clustering Prediction Variability in the Ensembles of Models Using a Statistical

Approach: *2020 IEEE 15th International Conference on Computer Sciences and Information Technologies (CSIT)*, September 2020. Pp. 11–14. URL: <https://doi.org/10.1109/CSIT49958.2020.9322019>.

41. Barmak O., Krak I., Manziuk E. Diversity as The Basis for Effective Clustering-Based Classification: *CEUR Workshop Proceedings*, Odessa, Ukraine, CEUR, September 24, 2020. Pp. 53–67.

42. Basile L. J., Carbonara N., Pellegrino R., Panniello U. Business intelligence in the healthcare industry: The utilization of a data-driven approach to support clinical decision making. *Technovation*. 2022. Pp. 102482. URL: <https://doi.org/10.1016/j.technovation.2022.102482>.

43. Battisti S., Agarwal N., Brem A. Creating new tech entrepreneurs with digital platforms: Meta-organizations for shared value in data-driven retail ecosystems. *Technological Forecasting and Social Change*. 2022. Vol. 175. Pp. 121392. URL: <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2021.121392>.

44. Bavota G., De Lucia A., Marcus A., Oliveto R. Using structural and semantic measures to improve software modularization. *Empirical Software Engineering*. 2013. Vol. 18, No. 5. Pp. 901–932. URL: <https://doi.org/10.1007/s10664-012-9226-8>.

45. Baweja Y., Oza P., Perera P., Patel V. M. Anomaly Detection-Based Unknown Face Presentation Attack Detection: *2020 IEEE International Joint Conference on Biometrics (IJCB)*, September 2020. Pp. 1–9. URL: <https://doi.org/10.1109/IJCB48548.2020.9304935>.

46. Belas A., Bidyuk P. Convolutional Neural Networks for Modeling and Forecasting Nonlinear Nonstationary Processes / Rochester, NY: Social Science Research Network, 2021.

47. Bellamy R. K. E., Dey K., Hind M., Hoffman S. C., Houde S., Kannan K., Lohia P., Martino J., Mehta S., Mojsilović A., Nagar S., Ramamurthy K. N., Richards J., Saha D., Sattigeri P., Singh M., Varshney K. R., Zhang Y. AI Fairness 360: An extensible toolkit for detecting and mitigating algorithmic bias. *IBM*

*Journal of Research and Development*. 2019. Vol. 63, No. 4/5. Pp. 4:1–4:15. URL: <https://doi.org/10.1147/JRD.2019.2942287>.

48. Benda N. C., Novak L. L., Reale C., Ancker J. S. Trust in AI: why we should be designing for APPROPRIATE reliance. *Journal of the American Medical Informatics Association*. 2022. Vol. 29, No. 1. Pp. 207–212. URL: <https://doi.org/10.1093/jamia/ocab238>.

49. Berezsky O., Pitsun O., Datsko T., Derysh B., Tsmots I., Teslyuk V. Specified Diagnosis of Breast Cancer on the basis of Immunogistochemical Images Analysis.: *IDDM*, 2020. Pp. 129–135.

50. Berezsky O., Pitsun O., Derysh B., Pazdriy I., Melnyk G., Batko Y. Automatic Segmentation of Immunohistochemical Images Based on U-net Architecture: *2021 IEEE 16th International Conference on Computer Sciences and Information Technologies (CSIT)*, September 2021. Pp. 29–32. URL: <https://doi.org/10.1109/CSIT52700.2021.9648669>.

51. Berezsky O., Pitsun O., Dubchak L., Berezka K., Dolynnyuk T., Derish B. Cytological Images Clustering: *Advances in Intelligent Systems and Computing V*, Cham, Springer International Publishing, 2021. Pp. 173–187. URL: [https://doi.org/10.1007/978-3-030-63270-0\\_12](https://doi.org/10.1007/978-3-030-63270-0_12).

52. Berezsky O., Zarichnyi M. Metric Methods in Computer Vision and Pattern Recognition: *Advances in Intelligent Systems and Computing V*, Cham, Springer International Publishing, 2021. Pp. 188–209. URL: [https://doi.org/10.1007/978-3-030-63270-0\\_13](https://doi.org/10.1007/978-3-030-63270-0_13).

53. Berghoff C., Bielik P., Neu M., Tsankov P., Twickel A. von. Robustness Testing of AI Systems: A Case Study for Traffic Sign Recognition: *Artificial Intelligence Applications and Innovations*, Cham, Springer International Publishing, 2021. Pp. 256–267. URL: [https://doi.org/10.1007/978-3-030-79150-6\\_21](https://doi.org/10.1007/978-3-030-79150-6_21).

54. Bernard J., Hutter M., Zeppelzauer M., Fellner D., Sedlmair M. Comparing Visual-Interactive Labeling with Active Learning: An Experimental Study. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*. 2018. Vol. 24, No. 1. Pp. 298–308. URL: <https://doi.org/10.1109/TVCG.2017.2744818>.

55. Berscheid J., Roewer-Despres F. Beyond transparency: a proposed framework for accountability in decision-making AI systems. *AI Matters*. 2019. Vol. 5, No. 2. Pp. 13–22. URL: <https://doi.org/10.1145/3340470.3340476>.

56. Bian Y., Wang Y., Yao Y., Chen H. Ensemble Pruning Based on Objection Maximization With a General Distributed Framework. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*. 2020. Vol. 31, No. 9. Pp. 3766–3774. URL: <https://doi.org/10.1109/TNNLS.2019.2945116>.

57. Bibal A., Marion R., Sachs R. von, Frénay B. BIOT: Explaining multidimensional nonlinear MDS embeddings using the Best Interpretable Orthogonal Transformation. *Neurocomputing*. 2021. Vol. 453. Pp. 109–118. URL: <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2021.04.088>.

58. Bidyuk P., Kuznietsova N. Integrated Approach to Financial Data Analysis, Modeling and Forecasting: *System Analysis & Intelligent Computing: Theory and Applications*: M. Zgurovsky, N. Pankratova. Cham, Springer International Publishing, 2022. URL: [https://doi.org/10.1007/978-3-030-94910-5\\_16](https://doi.org/10.1007/978-3-030-94910-5_16).

59. Bidyuk P., Manuilenko R., Pantyeyev R. Filtering Algorithms for Determining the Coordinates of the Object in Decision Support Systems. *Electronics and Control Systems*. 2021. Vol. 2, No. 68. Pp. 31–37. URL: <https://doi.org/10.18372/1990-5548.68.16089>.

60. Bobrovnikova K., Lysenko S., Savenko B., Gaj P., Savenko O. Technique for IoT malware detection based on control flow graph analysis. *Radioelectronic and computer systems*. 2022. No. 1. Pp. 141–153. URL: <https://doi.org/10.32620/reks.2022.1.11>.

61. Bodyanskiy Y., Kulishova N. Multidimensional Neuro-fuzzy System and Fuzzy Coding for a Constant Length Facial Landmark Set Formation: *2021 11th IEEE International Conference on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems: Technology and Applications (IDAACS)*, September 2021. Pp. 166–171. URL: <https://doi.org/10.1109/IDAACS53288.2021.9660907>.

62. Bodyanskiy Y., Shafronenko A., Klymova I., Polyvoda V. Robust Recurrent Credibilistic Modification of the Gustafson – Kessel Algorithm: *Lecture*

*Notes in Computational Intelligence and Decision Making*, Cham, Springer International Publishing, 2022. Pp. 613–623. URL: [https://doi.org/10.1007/978-3-030-82014-5\\_42](https://doi.org/10.1007/978-3-030-82014-5_42).

63. Bodyanskiy Y., Zaychenko Y., Boiko O., Hamidov G., Zelikman A. Structure Optimization and Investigations of the Hybrid GMDH-Neo-fuzzy Neural Networks in Forecasting Problems: *System Analysis & Intelligent Computing: Theory and Applications*: M. Zgurovsky, N. Pankratova. Cham, Springer International Publishing, 2022. URL: [https://doi.org/10.1007/978-3-030-94910-5\\_12](https://doi.org/10.1007/978-3-030-94910-5_12).

64. Boemer F., Cammarota R., Demmler D., Schneider T., Yalame H. MP2ML: a mixed-protocol machine learning framework for private inference: *Proceedings of the 15th International Conference on Availability, Reliability and Security*, New York, NY, USA, Association for Computing Machinery, 2020. Pp. 1–10. URL: <https://doi.org/10.1145/3407023.3407045>.

65. Bomba A., Kunanets N., Pasichnyk V., Turbal Y., Nazaruk M. Software-Algorithmic Tool for Analyzing the Processes of Messages Distribution in Social Networks.: *ICTERI*, 2019. Pp. 426–436.

66. Bonab H., Can F. Less Is More: A Comprehensive Framework for the Number of Components of Ensemble Classifiers. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*. 2019. Vol. 30, No. 9. Pp. 2735–2745. URL: <https://doi.org/10.1109/TNNLS.2018.2886341>.

67. Bonab H. R., Can F. A Theoretical Framework on the Ideal Number of Classifiers for Online Ensembles in Data Streams: *Proceedings of the 25th ACM International on Conference on Information and Knowledge Management*, New York, NY, USA , Association for Computing Machinery, October 24, 2016. Pp. 2053–2056. URL: <https://doi.org/10.1145/2983323.2983907>.

68. Booth P., Gibbins N., Galanis S. Towards a Theory of Analytical Behaviour: A Model of Decision-Making in Visual Analytics: *Hawaii International Conference on System Sciences 2019 (HICSS-52)*, Honolulu: University of Hawaii at Manoa, January 08, 2019. Pp. 1607–1616.

69. Brem A., Giones F., Werle M. The AI Digital Revolution in Innovation: A Conceptual Framework of Artificial Intelligence Technologies for the Management of Innovation. *IEEE Transactions on Engineering Management*. 2021. Pp. 1–7. URL: <https://doi.org/10.1109/TEM.2021.3109983>.
70. Brownlee J. A Data-Driven Approach to Choosing Machine Learning Algorithms / 2014.
71. Brundage M., Avin S., Wang J., Belfield H., Krueger G., Hadfield G., Anderljung M., та ін. Toward Trustworthy AI Development: Mechanisms for Supporting Verifiable Claims. *arXiv:2004.07213 [cs]*. 2020.
72. Brunner U., Stockinger K. Entity matching with transformer architectures – a step forward in data integration OpenProceedings, March 2020. URL: <https://doi.org/10.21256/zhaw-19637>.
73. Brusco M. J., Cradit J. D., Steinley D. Combining diversity and dispersion criteria for anticlustering: A bicriterion approach. *British Journal of Mathematical and Statistical Psychology*. 2020. Vol. 73, No. 3. Pp. 375–396. URL: <https://doi.org/10.1111/bmsp.12186>.
74. Brynjolfsson E. The Turing Trap: The Promise & Peril of Human-Like Artificial Intelligence. *Daedalus*. 2022. Vol. 151, No. 2. Pp. 272–287. URL: [https://doi.org/10.1162/daed\\_a\\_01915](https://doi.org/10.1162/daed_a_01915).
75. Buçinca Z., Lin P., Gajos K. Z., Glassman E. L. Proxy tasks and subjective measures can be misleading in evaluating explainable AI systems: *Proceedings of the 25th International Conference on Intelligent User Interfaces*, New York, NY, USA , Association for Computing Machinery, 2020. Pp. 454–464. URL: <https://doi.org/10.1145/3377325.3377498>.
76. Burka D., Puppe C., Szepesváry L., Tasnádi A. Voting: A machine learning approach. *European Journal of Operational Research*. 2022. Vol. 299, No. 3. Pp. 1003–1017. URL: <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2021.10.005>.
77. Bussmann N., Giudici P., Marinelli D., Papenbrock J. Explainable AI in Fintech Risk Management. *Frontiers in Artificial Intelligence*. 2020. Vol. 3.

78. Cammarota R., Schunter M., Rajan A., Boemer F., Kiss Á., Treiber A., Weinert C., Schneider T., Stapf E., Sadeghi A.-R., Demmler D., Chen H., Hussain S. U., Riazi S., Koushanfar F., Gupta S., Rosing T. S., Chaudhuri K., Nejatollahi H., Dutt N., Imani M., Laine K., Dubey A., Aysu A., Hosseini F. S., Yang C., Wallace E., Norton P. Trustworthy AI Inference Systems: An Industry Research View. *arXiv:2008.04449 [cs]*. 2020.

79. Cao N., Shi C., Lin S., Lu J., Lin Y.-R., Lin C.-Y. TargetVue: Visual Analysis of Anomalous User Behaviors in Online Communication Systems. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*. 2016. Vol. 22, No. 1. Pp. 280–289. URL: <https://doi.org/10.1109/TVCG.2015.2467196>.

80. Card M. Readings in Information Visualization: Using Vision to Think: Morgan Kaufmann, 1999. 718 p.

81. Carter D. Regulation and ethics in artificial intelligence and machine learning technologies: Where are we now? Who is responsible? Can the information professional play a role? *Business Information Review*. 2020. Vol. 37, No. 2. Pp. 60–68. URL: <https://doi.org/10.1177/0266382120923962>.

82. Cashman D., Humayoun S. R., Heimerl F., Park K., Das S., Thompson J., Saket B., Mosca A., Stasko J., Endert A., Gleicher M., Chang R. A User-based Visual Analytics Workflow for Exploratory Model Analysis. *Computer Graphics Forum*. 2019. Vol. 38, No. 3. Pp. 185–199. URL: <https://doi.org/10.1111/cgf.13681>.

83. Cavalcanti G. D. C., Oliveira L. S., Moura T. J. M., Carvalho G. V. Combining diversity measures for ensemble pruning. *Pattern Recognition Letters*. 2016. Vol. 74. Pp. 38–45. URL: <https://doi.org/10.1016/j.patrec.2016.01.029>.

84. Cavallo M., Demiralp Ç. Clustrophile 2: Guided Visual Clustering Analysis. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*. 2019. Vol. 25, No. 1. Pp. 267–276. URL: <https://doi.org/10.1109/TVCG.2018.2864477>.

85. Chala O., Bodyanskiy Y. Matrix Neo-Fuzzy-System and its Online Learning in Image Recognition Task. *Information Technology and Management Science*. 2021. Vol. 24, No. 1. Pp. 39–44. URL: <https://doi.org/10.7250/itms-2021-0006>.

86. Chang C.-L., Hung J.-L., Tien C.-W., Tien C.-W., Kuo S.-Y. Evaluating Robustness of AI Models against Adversarial Attacks: *Proceedings of the 1st ACM Workshop on Security and Privacy on Artificial Intelligence*, New York, NY, USA, Association for Computing Machinery, 2020. Pp. 47–54. URL: <https://doi.org/10.1145/3385003.3410920>.
87. Chatila R., Havens J. C. The IEEE Global Initiative on Ethics of Autonomous and Intelligent Systems: *Robotics and Well-Being*: M. I. Aldinhas Ferreira, J. Silva Sequeira, G. Singh Virk та ін. Cham, Springer International Publishing, 2019. URL: [https://doi.org/10.1007/978-3-030-12524-0\\_2](https://doi.org/10.1007/978-3-030-12524-0_2).
88. Cheatham M., Pesquita C. Semantic Data Integration: *Handbook of Big Data Technologies*: A. Y. Zomaya, S. Sakr. Cham, Springer International Publishing, 2017. URL: [https://doi.org/10.1007/978-3-319-49340-4\\_8](https://doi.org/10.1007/978-3-319-49340-4_8).
89. Chen J., Jiménez-Ruiz E., Horrocks I., Antonyrajah D., Hadian A., Lee J. Augmenting Ontology Alignment by Semantic Embedding and Distant Supervision: *The Semantic Web*, Cham, Springer International Publishing, 2021. Pp. 392–408. URL: [https://doi.org/10.1007/978-3-030-77385-4\\_23](https://doi.org/10.1007/978-3-030-77385-4_23).
90. Chen M., Golan A. What May Visualization Processes Optimize? *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*. 2016. Vol. 22, No. 12. Pp. 2619–2632. URL: <https://doi.org/10.1109/TVCG.2015.2513410>.
91. Chen M., Jäenicke H. An Information-theoretic Framework for Visualization. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*. 2010. Vol. 16, No. 6. Pp. 1206–1215. URL: <https://doi.org/10.1109/TVCG.2010.132>.
92. Chen R. J., Chen T. Y., Lipkova J., Wang J. J., Williamson D. F. K., Lu M. Y., Sahai S., Mahmood F. Algorithm Fairness in AI for Medicine and Healthcare. 2022. Pp. 1–49. URL: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2110.00603>.
93. Chen T., Guestrin C. XGBoost: A Scalable Tree Boosting System: *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, New York, NY, USA, Association for Computing Machinery, August 13, 2016. Pp. 785–794. URL: <https://doi.org/10.1145/2939672.2939785>.

94. Chen Z., Chen Q., Hou B., Li Z., Li G. Towards Interpretable and Learnable Risk Analysis for Entity Resolution: *Proceedings of the 2020 ACM SIGMOD International Conference on Management of Data*, New York, NY, USA, Association for Computing Machinery, June 11, 2020. Pp. 1165–1180. URL: <https://doi.org/10.1145/3318464.3380572>.
95. Cheng L., Varshney K. R., Liu H. Socially Responsible AI Algorithms: Issues, Purposes, and Challenges. *Journal of Artificial Intelligence Research*. 2021. Vol. 71. Pp. 1137–1181. URL: <https://doi.org/10.1613/jair.1.12814>.
96. Cheng Z., Zhu E., Wang S., Zhang P., Li W. Unsupervised Outlier Detection via Transformation Invariant Autoencoder. *IEEE Access*. 2021. Vol. 9. Pp. 43991–44002. URL: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3065838>.
97. Chi E. H. A taxonomy of visualization techniques using the data state reference model: *IEEE Symposium on Information Visualization 2000. INFOVIS 2000. Proceedings*, October 2000. Pp. 69–75. URL: <https://doi.org/10.1109/INFVIS.2000.885092>.
98. Chiou E. K., Lee J. D. Trusting Automation: Designing for Responsivity and Resilience. *Human Factors*. 2021. Pp. 1–29. URL: <https://doi.org/10.1177/00187208211009995>.
99. Chmielewski M., Paciorkowska M., Kiedrowicz M. Ontology similarity assessment based on lexical and structural model features extraction. *Transactions on information science and applications*. 2017. Vol. 14. Pp. 134–144.
100. Choo J., Lee H., Kihm J., Park H. iVisClassifier: An interactive visual analytics system for classification based on supervised dimension reduction: *2010 IEEE Symposium on Visual Analytics Science and Technology*, October 2010. Pp. 27–34. URL: <https://doi.org/10.1109/VAST.2010.5652443>.
101. Christiani T., Pagh R., Sivertsen J. Scalable and Robust Set Similarity Join: *2018 IEEE 34th International Conference on Data Engineering (ICDE)*, April 2018. Pp. 1240–1243. URL: <https://doi.org/10.1109/ICDE.2018.00120>.
102. Christophides V., Efthymiou V., Palpanas T., Papadakis G., Stefanidis K. An Overview of End-to-End Entity Resolution for Big Data. *ACM Computing*

*Surveys*. 2020. Vol. 53, No. 6. Pp. 127:1–127:42. URL: <https://doi.org/10.1145/3418896>.

103. Chu S.-C., Xue X., Pan J.-S., Wu X. Optimizing Ontology Alignment in Vector Space. *Journal of Internet Technology*. 2020. Vol. 21, No. 1. Pp. 15–22.

104. Chukhray N., Shakhovska N., Mrykhina O., Lisovska L., Izonin I. Stacking Machine Learning Model for the Assessment of R&D Product's Readiness and Method for Its Cost Estimation. *Mathematics*. 2022. Vol. 10 (9), No. 9. Pp. 1–28. URL: <https://doi.org/10.3390/math10091466>.

105. Chumachenko D., Yakovlev S., Meniailov I., Bazilevych K., Padalko H. Intelligent Simulation of Competitive Behavior in a Business System: *Congress on Intelligent Systems*, Singapore, Springer, 2021. Pp. 49–59. URL: [https://doi.org/10.1007/978-981-33-6984-9\\_5](https://doi.org/10.1007/978-981-33-6984-9_5).

106. Ciatto G., Schumacher M. I., Omicini A., Calvaresi D. Agent-Based Explanations in AI: Towards an Abstract Framework: *Explainable, Transparent Autonomous Agents and Multi-Agent Systems*, Cham, Springer International Publishing, 2020. Pp. 3–20. URL: [https://doi.org/10.1007/978-3-030-51924-7\\_1](https://doi.org/10.1007/978-3-030-51924-7_1).

107. Clark J., Hadfield G. K. Regulatory Markets for AI Safety. 2019. Pp. 1–23. URL: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2001.00078>.

108. Coeckelbergh M. *AI Ethics*: MIT Press, 2020. 250 p.

109. COWLS J., Floridi L. Prolegomena to a White Paper on an Ethical Framework for a Good AI Society. *SSRN Scholarly Paper*. 2018. Pp. 1–14. URL: <https://doi.org/10.2139/ssrn.3198732>.

110. Cox M. A. A., Cox T. F. Multidimensional Scaling: *Handbook of Data Visualization*: C. Chen, W. Härdle, A. Unwin. Berlin, Heidelberg, Springer, 2008. URL: [https://doi.org/10.1007/978-3-540-33037-0\\_14](https://doi.org/10.1007/978-3-540-33037-0_14).

111. Craglia M. EU Declaration on Cooperation on Artificial Intelligence: Text. URL: <https://ec.europa.eu/jrc/communities/en/community/digitranscope/document/eu-declaration-cooperation-artificial-intelligence>JRC Science Hub Communities – European Commission (accessed: 23.07.21).

112. Critch A., Krueger D. AI Research Considerations for Human Existential Safety (ARCHES). 2020. Pp. 1–131. URL: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2006.04948>.
113. Crockett K. A., Gerber L., Latham A., Colyer E. Building Trustworthy AI Solutions: A Case for Practical Solutions for Small Businesses. *IEEE Transactions on Artificial Intelligence*. 2021. Pp. 1–1.
114. Cui W. Visual Analytics: A Comprehensive Overview. *IEEE Access*. 2019. Vol. 7. Pp. 81555–81573. URL: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2923736>.
115. Cummings R., Gupta V., Kimpara D., Morgenstern J. On the Compatibility of Privacy and Fairness: *Adjunct Publication of the 27th Conference on User Modeling, Adaptation and Personalization*, New York, NY, USA, Association for Computing Machinery, 2019. Pp. 309–315. URL: <https://doi.org/10.1145/3314183.3323847>.
116. Cunningham P., Carney J. Diversity versus Quality in Classification Ensembles Based on Feature Selection: *Machine Learning: ECML 2000*, Berlin, Heidelberg, Springer, 2000. Pp. 109–116. URL: [https://doi.org/10.1007/3-540-45164-1\\_12](https://doi.org/10.1007/3-540-45164-1_12).
117. Czvetkó T., Kummer A., Ruppert T., Abonyi J. Data-driven business process management-based development of Industry 4.0 solutions. *CIRP Journal of Manufacturing Science and Technology*. 2022. Vol. 36. Pp. 117–132. URL: <https://doi.org/10.1016/j.cirpj.2021.12.002>.
118. D’Alfonso S. AI in mental health. *Current Opinion in Psychology*. 2020. Vol. 36. Pp. 112–117. URL: <https://doi.org/10.1016/j.copsy.2020.04.005>.
119. Damasevicius R., Toldinas J., Venckauskas A., Grigaliunas S., Morkevicius N. Technical Threat Intelligence Analytics: What and How to Visualize for Analytic Process: *2020 24th International Conference Electronics*, June 2020. Pp. 1–4. URL: <https://doi.org/10.1109/IEEECONF49502.2020.9141613>.
120. Das S., Wong W.-K., Dietterich T., Fern A., Emmott A. Incorporating Expert Feedback into Active Anomaly Discovery: *2016 IEEE 16th International Conference on Data Mining (ICDM)*, 2016. Pp. 853–858. URL: <https://doi.org/10.1109/ICDM.2016.0102>.

121. Davis J., Purves D., Gilbert J., Sturm S. Five ethical challenges facing data-driven policing. *AI and Ethics*. 2022. URL: <https://doi.org/10.1007/s43681-021-00105-9>.

122. De Giacomo G., Lembo D., Lenzerini M., Poggi A., Rosati R. Using Ontologies for Semantic Data Integration: *A Comprehensive Guide Through the Italian Database Research Over the Last 25 Years*: S. Flesca, S. Greco, E. Masciari, D. Saccà. Cham, Springer International Publishing, 2018. URL: [https://doi.org/10.1007/978-3-319-61893-7\\_11](https://doi.org/10.1007/978-3-319-61893-7_11).

123. Debachere M. C. Problems in Obtaining Grey Literature. *IFLA Journal*. 1995. Vol. 21, No. 2. Pp. 94–98. URL: <https://doi.org/10.1177/034003529502100205>.

124. Denysiuk D., Bobrovnikova K., Lysenko S., Savenko O., Gaj P., Havryliuk R., Boichuk Y. The Approach for IoT Malware Detection Based on Opcodes Sequences Pattern Mining: *2021 11th IEEE International Conference on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems: Technology and Applications (IDAACS)*, September 2021. Pp. 779–784. URL: <https://doi.org/10.1109/IDAACS53288.2021.9660956>.

125. Díez-Pastor J. F., Rodríguez J. J., García-Osorio C. I., Kuncheva L. I. Diversity techniques improve the performance of the best imbalance learning ensembles. *Information Sciences*. 2015. Vol. 325. Pp. 98–117. URL: <https://doi.org/10.1016/j.ins.2015.07.025>.

126. Dikshit A., Pradhan B. Interpretable and explainable AI (XAI) model for spatial drought prediction. *Science of The Total Environment*. 2021. Vol. 801. Pp. 149797. URL: <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2021.149797>.

127. Dong X., Yu Z., Cao W., Shi Y., Ma Q. A survey on ensemble learning. *Frontiers of Computer Science*. 2020. Vol. 14, No. 2. Pp. 241–258. URL: <https://doi.org/10.1007/s11704-019-8208-z>.

128. Drakopoulos G., Voutos Y., Mylonas P. Recent Advances On Ontology Similarity Metrics: A Survey: *2020 5th South-East Europe Design Automation, Computer Engineering, Computer Networks and Social Media Conference*

(SEEDA-CECNSM), September 2020. Pp. 1–7. URL: <https://doi.org/10.1109/SEEDA-CECNSM49515.2020.9221837>.

129. Dubber M. D., Pasquale F., Das S. The Oxford Handbook of Ethics of AI: *The Oxford Handbook of Ethics of AI*. Oxford University Press, 2020.

130. Ebell C., Baeza-Yates R., Benjamins R., Cai H., Coeckelbergh M., Duarte T., Hickok M., Jacquet A., Kim A., Krijger J., MacIntyre J., Madhamshettiwar P., Maffeo L., Matthews J., Medsker L., Smith P., Thais S. Towards intellectual freedom in an AI Ethics Global Community. *AI and Ethics*. 2021. Vol. 1, No. 2. Pp. 131–138. URL: <https://doi.org/10.1007/s43681-021-00052-5>.

131. Eine B., Jurisch M., Quint W. Ontology-Based Big Data Management. *Systems*. 2017. Vol. 5, No. 3. Pp. 1–45. URL: <https://doi.org/10.3390/systems5030045>.

132. Elavarasi S. A., Jayanthi J., Rajeswari K. C., Nandini V. AI Based Personalized Healthcare Application to Keep Up the Well-Being of People by Boost the Immunity through Food and Physical Activity during Pandemic. *Annals of the Romanian Society for Cell Biology*. 2021. Pp. 2422–2435.

133. Endert A., Hossain M. S., Ramakrishnan N., North C., Fiaux P., Andrews C. The human is the loop: new directions for visual analytics. *Journal of Intelligent Information Systems*. 2014. Vol. 43, No. 3. Pp. 411–435. URL: <https://doi.org/10.1007/s10844-014-0304-9>.

134. Endert A., Ribarsky W., Turkay C., Wong B. L. W., Nabney I., Blanco I. D., Rossi F. The State of the Art in Integrating Machine Learning into Visual Analytics. *Computer Graphics Forum*. 2017. Vol. 36, No. 8. Pp. 458–486. URL: <https://doi.org/10.1111/cgf.13092>.

135. Essayeh A., Abed M. Towards Ontology Matching Based System Through Terminological, Structural and Semantic Level. *Procedia Computer Science*. 2015. Vol. 60. Pp. 403–412. URL: <https://doi.org/10.1016/j.procs.2015.08.154>.

136. Eubelen D., Chanet C., Müller V. C., Vallverdú J. J. V. Towards Autonomous Artificial Agents?: Proposal for a Naturalistic Activity-Based Model of (Artificial) Life. 2019. Pp. 304.

137. Fayyad U., Piatetsky-Shapiro G., Smyth P. Knowledge discovery and data mining: towards a unifying framework: *Proceedings of the Second International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, Portland, Oregon , AAAI Press, August 02, 1996. Pp. 82–88.

138. Federico P., Amor-Amorós A., Miksch S. A Nested Workflow Model for Visual Analytics Design and Validation: *Proceedings of the Sixth Workshop on Beyond Time and Errors on Novel Evaluation Methods for Visualization*, New York, NY, USA, Association for Computing Machinery, October 24, 2016. Pp. 104–111. URL: <https://doi.org/10.1145/2993901.2993915>.

139. Federico P., Wagner M., Rind A., Amor-Amorós A., Miksch S., Aigner W. The Role of Explicit Knowledge: A Conceptual Model of Knowledge-Assisted Visual Analytics: *2017 IEEE Conference on Visual Analytics Science and Technology (VAST)*, October 2017. Pp. 92–103. URL: <https://doi.org/10.1109/VAST.2017.8585498>.

140. Fedorov E., Draouil J., Rudakov K., Alrababah H., Utkina T., Zubko I. Method of Intelligent Diagnosis of Covid-19 Based on a Neural Network of Generalized Bell-Shaped Functions and Fuzzy Logic: *4th International Conference on Informatics and Data-Driven Medicine, IDDM 2021*, 2021. Pp. 64–76.

141. Fedorov E., Nechyporenko O. Long-Term Forecasting Method in the Supply Chain Based on an Artificial Neural Network with Multi-Agent Metaheuristic Training: *CEUR Workshop Proceedings*, CEUR Workshop Proceedings, 2021. Pp. 1–11.

142. Ferreira de Oliveira M. C., Levkowitz H. From visual data exploration to visual data mining: a survey. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*. 2003. Vol. 9, No. 3. Pp. 378–394. URL: <https://doi.org/10.1109/TVCG.2003.1207445>.

143. Findlater L., Goodman S., Zhao Y., Azenkot S., Hanley M. Fairness issues in AI systems that augment sensory abilities. *ACM SIGACCESS Accessibility and Computing*. 2020. No. 125. Pp. 8:1. URL: <https://doi.org/10.1145/3386296.3386304>.

144. Firebanks-Quevedo D. Machine Learning? In MY Election? It's More Likely Than You Think: Voting Rules via Neural Networks. *Honors Papers*. 2020.

145. Fjeld J., Achten N., Hilligoss H., Nagy A., Srikumar M. Principled Artificial Intelligence: Mapping Consensus in Ethical and Rights-Based Approaches to Principles for AI / Rochester, NY: Social Science Research Network, 2020.

146. Fletcher G.-G. S., Le M. M. The Future of AI Accountability in the Financial Markets. *Vanderbilt Journal of Entertainment & Technology Law*. 2021. Vol. 24. Pp. 289.

147. Fu M., Le C., Fan T., Prakapovich R., Manko D., Dmytrenko O., Lande D., Shahid S., Yaseen Z. M. Integration of complete ensemble empirical mode decomposition with deep long short-term memory model for particulate matter concentration prediction. *Environmental Science and Pollution Research*. 2021. Vol. 28, No. 45. Pp. 64818–64829. URL: <https://doi.org/10.1007/s11356-021-15574-y>.

148. Garanina N., Sidorova E., Kononenko I., Gorlatch S. Using Multiple Semantic Measures for Coreference Resolution in Ontology Population. *International Journal of Computing*. 2017. Vol. 16, No. 3. Pp. 166–175.

149. Garrett N., Beard N., Fiesler C. More Than “If Time Allows”: The Role of Ethics in AI Education: *Proceedings of the AAAI/ACM Conference on AI, Ethics, and Society*, New York, NY, USA, Association for Computing Machinery, February 07, 2020. Pp. 272–278. URL: <https://doi.org/10.1145/3375627.3375868>.

150. Gehr T., Mirman M., Drachler-Cohen D., Tsankov P., Chaudhuri S., Vechev M. AI2: Safety and Robustness Certification of Neural Networks with Abstract Interpretation: *2018 IEEE Symposium on Security and Privacy (SP)*, 2018. Pp. 3–18. URL: <https://doi.org/10.1109/SP.2018.00058>.

151. Geisslinger M., Poszler F., Betz J., Lütge C., Lienkamp M. Autonomous Driving Ethics: from Trolley Problem to Ethics of Risk. *Philosophy & Technology*. 2021. Vol. 34, No. 4. Pp. 1033–1055. URL: <https://doi.org/10.1007/s13347-021-00449-4>.

152. Gerecke U., Sharkey N. E., Sharkey A. J. C. Common evidence vectors for self-organized ensemble localization. *Neurocomputing*. 2003. Vol. 55, No. 3. Pp. 499–519. URL: [https://doi.org/10.1016/S0925-2312\(03\)00391-6](https://doi.org/10.1016/S0925-2312(03)00391-6).

153. Gevaert C. M., Carman M., Rosman B., Georgiadou Y., Soden R. Fairness and accountability of AI in disaster risk management: Opportunities and challenges. *Patterns*. 2021. Vol. 2, No. 11. Pp. 100363. URL: <https://doi.org/10.1016/j.patter.2021.100363>.

154. Ghosh A., Shanbhag A., Wilson C. FairCanary: Rapid Continuous Explainable Fairness: *AIES '22: Proceedings of the 2022 AAAI/ACM Conference on AI, Ethics, and Society*, May 30, 2022. Pp. 307–316. URL: <https://doi.org/10.1145/3514094.3534157>.

155. Ghosheh G. O., Li J., Zhu T. A review of Generative Adversarial Networks for Electronic Health Records: applications, evaluation measures and data sources. *ArXiv*. 2022. URL: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2203.07018>.

156. Gille F., Jobin A., Ienca M. What we talk about when we talk about trust: Theory of trust for AI in healthcare. *Intelligence-Based Medicine*. 2020. Vol. 1–2. Pp. 100001. URL: <https://doi.org/10.1016/j.ibmed.2020.100001>.

157. Glybovets M. M., Gulayeva N. M. Evolutionary Multimodal Optimization: *Optimization Methods and Applications: In Honor of Ivan V. Sergienko's 80th Birthday*: S. Butenko, P. M. Pardalos, V. Shylo. Cham, Springer International Publishing, 2017. URL: [https://doi.org/10.1007/978-3-319-68640-0\\_8](https://doi.org/10.1007/978-3-319-68640-0_8).

158. Goel E., Abhilasha E. Random Forest: A Review: *International Journal of Advanced Research in Computer Science and Software Engineering*, 2017. Pp. 251–257. URL: <https://doi.org/10.23956/IJARCSSE/V7I1/01113>.

159. Gong D., Liu L., Le V., Saha B., Mansour M. R., Venkatesh S., Hengel A. van den. Memorizing Normality to Detect Anomaly: Memory-

Augmented Deep Autoencoder for Unsupervised Anomaly Detection 2019. Pp. 1705–1714.

160. Gong Y., Lin X., Yao Y., Dietterich T. G., Divakaran A., Gervasio M. Confidence Calibration for Domain Generalization under Covariate Shift: 2021 *IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV)*, 2021. Pp. 8938–8947. URL: <https://doi.org/10.1109/ICCV48922.2021.00883>.

161. Gordon J. S., Nyholm S. Ethics of Artificial Intelligence: *Internet Encyclopedia of Philosophy*. 2021.

162. Gorgoglione A., Castro A., Iacobellis V., Gioia A. A Comparison of Linear and Non-Linear Machine Learning Techniques (PCA and SOM) for Characterizing Urban Nutrient Runoff. *Sustainability*. 2021. Vol. 13, No. 4. Pp. 2054. URL: <https://doi.org/10.3390/su13042054>.

163. Green T. M., Ribarsky W., Fisher B. Building and Applying a Human Cognition Model for Visual Analytics. *Information Visualization*. 2009. Vol. 8, No. 1. Pp. 1–13. URL: <https://doi.org/10.1057/ivs.2008.28>.

164. Grigorescu S., Trasnea B., Cocias T., Macesanu G. A survey of deep learning techniques for autonomous driving. *Journal of Field Robotics*. 2020. Vol. 37, No. 3. Pp. 362–386. URL: <https://doi.org/10.1002/rob.21918>.

165. Griguta V.-M., Gerber L., Slater-Petty H., Crocket K., Fry J. Automated Data Processing of Bank Statements for Cash Balance Forecasting: *Intelligent Computing*, Cham, Springer International Publishing, 2021. Pp. 49–64. URL: [https://doi.org/10.1007/978-3-030-80126-7\\_5](https://doi.org/10.1007/978-3-030-80126-7_5).

166. Gualdi F., Cordella A. Artificial Intelligence and Decision-Making: the question of Accountability: 2021.

167. Gul S., Shah T. A., Ahmad S., Gulzar F., Shabir T. Is grey literature really grey or a hidden glory to showcase the sleeping beauty. *Collection and Curation*. 2020. Vol. 40, No. 3. Pp. 100–111. URL: <https://doi.org/10.1108/CC-10-2019-0036>.

168. Guo M., Zhang Q., Liao X., Chen Y. An interpretable machine learning framework for modelling human decision behavior. *ArXiv*. 2019.

169. Guo Y., Liu Y., Oerlemans A., Lao S., Wu S., Lew M. S. Deep learning for visual understanding: A review. *Neurocomputing*. 2016. Vol. 187. Pp. 27–48. URL: <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2015.09.116>.

170. Guttman L. A general nonmetric technique for finding the smallest coordinate space for a configuration of points. *Psychometrika*. 1968. Vol. 33, No. 4. Pp. 469–506. URL: <https://doi.org/10.1007/BF02290164>.

171. Hacker P., Krestel R., Grundmann S., Naumann F. Explainable AI under contract and tort law: legal incentives and technical challenges. *Artificial Intelligence and Law*. 2020. Vol. 28, No. 4. Pp. 415–439. URL: <https://doi.org/10.1007/s10506-020-09260-6>.

172. Hagendorff T. The Ethics of AI Ethics: An Evaluation of Guidelines. *Minds and Machines*. 2020. Vol. 30, No. 1. Pp. 99–120. URL: <https://doi.org/10.1007/s11023-020-09517-8>.

173. Hagrais H. Toward Human-Understandable, Explainable AI. *Computer*. 2018. Vol. 51, No. 9. Pp. 28–36. URL: <https://doi.org/10.1109/MC.2018.3620965>.

174. Hall K. Wm., Bradley A. J., Hinrichs U., Huron S., Wood J., Collins C., Carpendale S. Design by Immersion: A Transdisciplinary Approach to Problem-Driven Visualizations. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*. 2020. Vol. 26, No. 1. Pp. 109–118. URL: <https://doi.org/10.1109/TVCG.2019.2934790>.

175. Hand D., Christen P. A note on using the F-measure for evaluating record linkage algorithms. *Statistics and Computing*. 2018. Vol. 28, No. 3. Pp. 539–547. URL: <https://doi.org/10.1007/s11222-017-9746-6>.

176. Hao J., Chen M., Yu W., Sun Y., Wang W. Universal Representation Learning of Knowledge Bases by Jointly Embedding Instances and Ontological Concepts: *Proceedings of the 25th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery & Data Mining*, New York, NY, USA, Association for Computing Machinery, July 25, 2019. Pp. 1709–1719. URL: <https://doi.org/10.1145/3292500.3330838>.

177. Hao S., Tang N., Li G., Feng J., Wang N. Mis-categorized entities detection. *The VLDB Journal*. 2021. Vol. 30, No. 4. Pp. 515–536. URL: <https://doi.org/10.1007/s00778-021-00653-w>.

178. Häußermann J. J., Lütge C. Community-in-the-loop: towards pluralistic value creation in AI, or—why AI needs business ethics. *AI and Ethics*. 2022. Vol. 2, No. 2. Pp. 341–362. URL: <https://doi.org/10.1007/s43681-021-00047-2>.

179. Hazirbas C., Bitton J., Dolhansky B., Pan J., Gordo A., Ferrer C. C. Casual Conversations: A Dataset for Measuring Fairness in AI2021. Pp. 2289–2293.

180. Heckel R., Shah N. B., Ramchandran K., Wainwright M. J. Active ranking from pairwise comparisons and when parametric assumptions do not help. *The Annals of Statistics*. 2019. Vol. 47, No. 6. Pp. 3099–3126. URL: <https://doi.org/10.1214/18-AOS1772>.

181. Heinsfeld A. S., Franco A. R., Craddock R. C., Buchweitz A., Meneguzzi F. Identification of autism spectrum disorder using deep learning and the ABIDE dataset. *NeuroImage: Clinical*. 2018. Vol. 17. Pp. 16–23. URL: <https://doi.org/10.1016/j.nicl.2017.08.017>.

182. Henkel A. P., Čaić M., Blaurock M., Okan M. Robotic transformative service research: deploying social robots for consumer well-being during COVID-19 and beyond. *Journal of Service Management*. 2020. Vol. 31, No. 6. Pp. 1131–1148. URL: <https://doi.org/10.1108/JOSM-05-2020-0145>.

183. Hestenes D. Modeling methodology for physics teachers. *AIP Conference Proceedings*. 1997. Vol. 399, No. 1. Pp. 935–958. URL: <https://doi.org/10.1063/1.53196>.

184. Hlybovets A., Shapoval O. Investigation of the Relationship Between Software Metrics Measurements and its Maintainability Degree. 2020.

185. Hlybovets A., Tsaruk A. Software architecture of the question-answering subsystem with elements of self-learning. 2021. URL: <https://doi.org/10.15407/jai2021.02.088>.

186. Hoesterey S., Onnasch L. The Effect of Risk on Trust Attitude and Trust Behavior in Interaction with Information and Decision Automation / Rochester, NY: Social Science Research Network, 2022.
187. Holter O. M., Myklebust E. B., Chen J., Jimenez-Ruiz E. Embedding OWL ontologies with OWL2Vec. *CEUR Workshop Proceedings*. 2019. Vol. 2456. Pp. 33–36.
188. Holthausen B. E., Stuck R. E., Walker B. N. Trust in Automated Vehicles: *User Experience Design in the Era of Automated Driving*: A. Riener, M. Jeon, I. Alvarez. Cham, Springer International Publishing, 2022. URL: [https://doi.org/10.1007/978-3-030-77726-5\\_2](https://doi.org/10.1007/978-3-030-77726-5_2).
189. Holzinger A., Weippl E., Tjoa A. M., Kieseberg P. Digital Transformation for Sustainable Development Goals (SDGs) – A Security, Safety and Privacy Perspective on AI: *Machine Learning and Knowledge Extraction*, Cham, Springer International Publishing, 2021. Pp. 1–20. URL: [https://doi.org/10.1007/978-3-030-84060-0\\_1](https://doi.org/10.1007/978-3-030-84060-0_1).
190. Holzinger A., Plass M., Kickmeier-Rust M., Holzinger K., Crişan G. C., Pinteă C.-M., Palade V. Interactive machine learning: experimental evidence for the human in the algorithmic loop. *Applied Intelligence*. 2019. Vol. 49, No. 7. Pp. 2401–2414. URL: <https://doi.org/10.1007/s10489-018-1361-5>.
191. Horn N., Gampfer F., Buchkremer R. Latent Dirichlet Allocation and t-Distributed Stochastic Neighbor Embedding Enhance Scientific Reading Comprehension of Articles Related to Enterprise Architecture. *AI*. 2021. Vol. 2, No. 2. Pp. 179–194. URL: <https://doi.org/10.3390/ai2020011>.
192. Hossain M. S., Muhammad G., Guizani N. Explainable AI and Mass Surveillance System-Based Healthcare Framework to Combat COVID-19 Like Pandemics. *IEEE Network*. 2020. Vol. 34, No. 4. Pp. 126–132. URL: <https://doi.org/10.1109/MNET.011.2000458>.
193. Hovorushchenko T., Glukhov V., Hovorushchenko O. Modelling the Process of Determining the Tourist Demand Based on Fishbein’s Multi-Attribute Model: *2020 IEEE 15th International Conference on Computer Sciences and*

*Information Technologies (CSIT)*, September 2020. Pp. 308–311. URL: <https://doi.org/10.1109/CSIT49958.2020.9321898>.

194. Hovorushchenko T., Herts A., Hnatchuk Y., Sachenko O. Supporting the Decision-Making About the Possibility of Donation and Transplantation Based on Civil Law Grounds: *Lecture Notes in Computational Intelligence and Decision Making*, Cham, Springer International Publishing, 2021. Pp. 357–376. URL: [https://doi.org/10.1007/978-3-030-54215-3\\_23](https://doi.org/10.1007/978-3-030-54215-3_23).

195. Hovorushchenko T., Pavlova O. Multi-Agent Technology for Assessing the Availability of Information at the Software Development Initial Stages: *2021 IEEE 16th International Conference on Computer Sciences and Information Technologies (CSIT)*, September 2021. Pp. 353–356. URL: <https://doi.org/10.1109/CSIT52700.2021.9648832>.

196. Hovorushchenko T., Pavlova O., Kobel K. Method of Evaluating the User Interface of Software Systems for Compliance with the Gestalt Principles: *2019 IEEE 14th International Conference on Computer Sciences and Information Technologies (CSIT)*, September 2019. Pp. 138–141. URL: <https://doi.org/10.1109/STC-CSIT.2019.8929851>.

197. Hu Z., Lurie I., Tyshchenko O. K., Savina N., Lytvynenko V. Comparative Analysis of Inductive Density Clustering Algorithms Meanshift and DBSCAN: *Advances in Artificial Systems for Power Engineering*, Cham, Springer International Publishing, 2021. Pp. 232–242. URL: [https://doi.org/10.1007/978-3-030-80531-9\\_21](https://doi.org/10.1007/978-3-030-80531-9_21).

198. Huang S., Ward M. O., Rundensteiner E. A. Exploration of dimensionality reduction for text visualization: *Coordinated and Multiple Views in Exploratory Visualization (CMV'05)*, July 2005. Pp. 63–74. URL: <https://doi.org/10.1109/CMV.2005.8>.

199. Hulianytskyi L., Rybalchenko O. Formalization of the Problem of Optimization of Base Places and Routes of the UAV Group. *Cybernetics and Computer Technologies*. 2021. No. 4. Pp. 12–26. URL: <https://doi.org/10.34229/2707-451X.21.4.2>.

200. Hulianytskyi L., Chornozhuk S. Genetic Algorithm with New Stochastic Greedy Crossover Operator for Protein Structure Folding Problem. *Cybernetics and Computer Technologies*. 2020. No. 2. Pp. 19–29. URL: <https://doi.org/10.34229/2707-451X.20.2.3>.

201. Hulianytskyi L., Riasna I. Formalization and Classification of Combinatorial Optimization Problems: *Optimization Methods and Applications: In Honor of Ivan V. Sergienko's 80th Birthday*: S. Butenko, P. M. Pardalos, V. Shylo. Cham, Springer International Publishing, 2017. URL: [https://doi.org/10.1007/978-3-319-68640-0\\_11](https://doi.org/10.1007/978-3-319-68640-0_11).

202. Hunkenschroer A. L., Luetge C. Ethics of AI-Enabled Recruiting and Selection: A Review and Research Agenda. *Journal of Business Ethics*. 2022. URL: <https://doi.org/10.1007/s10551-022-05049-6>.

203. Huskova V., Bidyuk P., Tymoshchuk O., Meniailenko O. Systemic Approach to Risk Estimation Using DSS: *System Analysis & Intelligent Computing: Theory and Applications*: M. Zgurovsky, N. Pankratova. Cham, Springer International Publishing, 2022. URL: [https://doi.org/10.1007/978-3-030-94910-5\\_8](https://doi.org/10.1007/978-3-030-94910-5_8).

204. Hutchinson B., Smart A., Hanna A., Denton E., Greer C., Kjartansson O., Barnes P., Mitchell M. Towards Accountability for Machine Learning Datasets: Practices from Software Engineering and Infrastructure: *Proceedings of the 2021 ACM Conference on Fairness, Accountability, and Transparency*, New York, NY, USA, Association for Computing Machinery, 2021. Pp. 560–575. URL: <https://doi.org/10.1145/3442188.3445918>.

205. Idri A., Hosni M., Abran A. Systematic literature review of ensemble effort estimation. *Journal of Systems and Software*. 2016. Vol. 118. Pp. 151–175. URL: <https://doi.org/10.1016/j.jss.2016.05.016>.

206. Irving G., Christiano P., Amodei D. AI safety via debate. 2018. Pp. 1–24. URL: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1805.00899>.

207. Ivanova T., Popov M. Ontology Evaluation and Multilingualism: *Proceedings of the 21st International Conference on Computer Systems and*

*Technologies '20*, New York, NY, USA, Association for Computing Machinery, June 19, 2020. Pp. 215–222. URL: <https://doi.org/10.1145/3407982.3407989>.

208. Izonin I., Tkachenko R., Shakhovska N., Lotoshynska N. The Additive Input-Doubling Method Based on the SVR with Nonlinear Kernels: Small Data Approach. *Symmetry*. 2021. Vol. 13, No. 4. Pp. 612. URL: <https://doi.org/10.3390/sym13040612>.

209. Jabalameli M., Nematbakhsh M., Ramezani R. Denoising distant supervision for ontology lexicalization using semantic similarity measures. *Expert Systems with Applications*. 2021. Vol. 177. Pp. 114922. URL: <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2021.114922>.

210. Jacovi A., Marasović A., Miller T., Goldberg Y. Formalizing Trust in Artificial Intelligence: Prerequisites, Causes and Goals of Human Trust in AI: *Proceedings of the 2021 ACM Conference on Fairness, Accountability, and Transparency*, New York, NY, USA, Association for Computing Machinery, March 03, 2021. Pp. 624–635. URL: <https://doi.org/10.1145/3442188.3445923>.

211. Jannach D., Lerche L., Zanker M. Recommending Based on Implicit Feedback: *Social Information Access: Systems and Technologies*: P. Brusilovsky, D. He. Cham, Springer International Publishing, 2018. URL: [https://doi.org/10.1007/978-3-319-90092-6\\_14](https://doi.org/10.1007/978-3-319-90092-6_14).

212. Janssen M., Brous P., Estevez E., Barbosa L. S., Janowski T. Data governance: Organizing data for trustworthy Artificial Intelligence. *Government Information Quarterly*. 2020. Vol. 37, No. 3. Pp. 101493. URL: <https://doi.org/10.1016/j.giq.2020.101493>.

213. Ji X., Ritter A., Yen P.-Y. Using ontology-based semantic similarity to facilitate the article screening process for systematic reviews. *Journal of Biomedical Informatics*. 2017. Vol. 69. Pp. 33–42. URL: <https://doi.org/10.1016/j.jbi.2017.03.007>.

214. Jiang L., Liu S., Chen C. Recent research advances on interactive machine learning. *Journal of Visualization*. 2019. Vol. 22, No. 2. Pp. 401–417. URL: <https://doi.org/10.1007/s12650-018-0531-1>.

215. Jiménez-Ruiz E., Agibetov A., Chen J., Samwald M., Cross V. Dividing the Ontology Alignment Task with Semantic Embeddings and Logic-based Modules. *arXiv:2003.05370 [cs]*. 2020.
216. Jobin A., Ienca M., Vayena E. The global landscape of AI ethics guidelines. *Nature Machine Intelligence*. 2019. Vol. 1, No. 9. Pp. 389–399. URL: <https://doi.org/10.1038/s42256-019-0088-2>.
217. Juric M., Sandic A., Brcic M. AI safety: state of the field through quantitative lens: 2020 43rd International Convention on Information, Communication and Electronic Technology (MIPRO), September 2020. Pp. 1254–1259. URL: <https://doi.org/10.23919/MIPRO48935.2020.9245153>.
218. Kakad S., Dhage S. Ontology Construction from Cross Domain Customer Reviews using Expectation Maximization and Semantic Similarity: 2021 International Conference on Emerging Smart Computing and Informatics (ESCI), March 2021. Pp. 19–23. URL: <https://doi.org/10.1109/ESCI50559.2021.9396780>.
219. Kang M., Katzfuss M. Correlation-based sparse inverse Cholesky factorization for fast Gaussian-process inference. *arXiv:2112.14591 [stat]*. 2021.
220. Karadeniz İ., Özgür A. Linking entities through an ontology using word embeddings and syntactic re-ranking. *BMC Bioinformatics*. 2019. Vol. 20, No. 1. Pp. 156. URL: <https://doi.org/10.1186/s12859-019-2678-8>.
221. Karimi H., Kamandi A. A learning-based ontology alignment approach using inductive logic programming. *Expert Systems with Applications*. 2019. Vol. 125. Pp. 412–424. URL: <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2019.02.014>.
222. Karmenova M., Tlebaldinova A., Krak I., Denissova N., Popova G., Zhantassova Z. An Approach for Clustering of Seismic Events using Unsupervised Machine Learning. *Acta Polytechnica Hungarica*. 2022. Vol. 19, No. 5.
223. Kashtalian A., Savenko O., Sachenko A. Agglomerative Clustering of Data Collected by Honeypots: 2021 11th IEEE International Conference on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems: Technology and Applications (IDAACS), September 2021. Pp. 504–509. URL: <https://doi.org/10.1109/IDAACS53288.2021.9661027>.

224. Kaur D., Uslu S., Durresi A. Requirements for Trustworthy Artificial Intelligence – A Review: *Advances in Networked-Based Information Systems*, Cham, Springer International Publishing, 2021. Pp. 105–115. URL: [https://doi.org/10.1007/978-3-030-57811-4\\_11](https://doi.org/10.1007/978-3-030-57811-4_11).

225. Kehagias A., Petridis V., Kaburlasos V. G., Fragkou P. A Comparison of Word- and Sense-Based Text Categorization Using Several Classification Algorithms. *Journal of Intelligent Information Systems*. 2003. Vol. 21, No. 3. Pp. 227–247. URL: <https://doi.org/10.1023/A:1025554732352>.

226. Kehrer J., Hauser H. Visualization and Visual Analysis of Multifaceted Scientific Data: A Survey. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*. 2013. Vol. 19, No. 3. Pp. 495–513. URL: <https://doi.org/10.1109/TVCG.2012.110>.

227. Keim D., Andrienko G., Fekete J.-D., Görg C., Kohlhammer J., Melançon G. Visual Analytics: Definition, Process, and Challenges: *Information Visualization: Human-Centered Issues and Perspectives*: A. Kerren, J. T. Stasko, J.-D. Fekete, C. North. Berlin, Heidelberg, Springer, 2008. URL: [https://doi.org/10.1007/978-3-540-70956-5\\_7](https://doi.org/10.1007/978-3-540-70956-5_7).

228. Keim D., Kohlhammer J., Ellis G. Mastering the Information Age: Solving Problems with Visual Analytics, Eurographics Association: Druckhaus “Thomas Müntzer” GmbH, 2010. 182 p.

229. Kenger Ö. N., Özceylan E. A Frequency-Based Approach For Multi-Class Data Classification Problem: *2020 International Conference on Electrical, Communication, and Computer Engineering (ICECCE)*, June 2020. Pp. 1–4. URL: <https://doi.org/10.1109/ICECCE49384.2020.9179335>.

230. Kerr A., Barry M., Kelleher J. D. Expectations of artificial intelligence and the performativity of ethics: Implications for communication governance. *Big Data & Society*. 2020. Vol. 7, No. 1. Pp. 2053951720915939. URL: <https://doi.org/10.1177/2053951720915939>.

231. Kim B., Park J., Suh J. Transparency and accountability in AI decision support: Explaining and visualizing convolutional neural networks for text

information. *Decision Support Systems*. 2020. Vol. 134. Pp. 113302. URL: <https://doi.org/10.1016/j.dss.2020.113302>.

232. Kim T., Li W., Behm A., Cetindil I., Vernica R., Borkar V., Carey M. J., Li C. Similarity query support in big data management systems. *Information Systems*. 2020. Vol. 88. Pp. 101455. URL: <https://doi.org/10.1016/j.is.2019.101455>.

233. Kiourtis A., Nifakos S., Mavrogiorgou A., Kyriazis D. Aggregating the syntactic and semantic similarity of healthcare data towards their transformation to HL7 FHIR through ontology matching. *International Journal of Medical Informatics*. 2019. Vol. 132. Pp. 104002. URL: <https://doi.org/10.1016/j.ijmedinf.2019.104002>.

234. Kirichenko N. F., Krak Yu. V., Polishchuk A. A. Pseudoinverse and Projection Matrices in Problems of Synthesis of Functional Transformers. *Cybernetics and Systems Analysis*. 2004. Vol. 40, No. 3. Pp. 407–419. URL: <https://doi.org/10.1023/B:CASA.0000041999.63598.28>.

235. Klyushin D. Comparing Predictive Accuracy of COVID-19 Prediction Models: A Case Study: *Decision Sciences for COVID-19: Learning Through Case Studies*: S. A. Hassan, A. W. Mohamed, K. A. Alnowibet. Cham, Springer International Publishing, 2022. URL: [https://doi.org/10.1007/978-3-030-87019-5\\_10](https://doi.org/10.1007/978-3-030-87019-5_10).

236. Klyushin D., Golubeva K. Nonparametric Two-Sample Heterogeneity Test for Continuous Fuzzy Data: *2021 IEEE 3rd International Conference on Advanced Trends in Information Theory (ATIT)*, 2021. Pp. 201–204. URL: <https://doi.org/10.1109/ATIT54053.2021.9678612>.

237. Klyushin D. A., Lyashko S. I., Lyashko N. I., Bondar O. S., Tymoshenko A. A. Generalized Optimization of Processes of Drug Transport in Tumors. *Cybernetics and Systems Analysis*. 2020. Vol. 56, No. 5. Pp. 758–765. URL: <https://doi.org/10.1007/s10559-020-00296-9>.

238. Knott P., Carroll M., Devlin S., Ciosek K., Hofmann K., Dragan A. D., Shah R. Evaluating the Robustness of Collaborative Agents. 2021. Pp. 1–19. URL: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2101.05507>.

239. Kondratiuk S., Krak I., Barmak O., Pashko A. Fingerspelling Alphabet 3D Modeling and Recognition Base on CNN Technology for Cross Platform Applications.: *CMIS*, 2019. Pp. 173–182.

240. Krak I., Stelia O., Pashko A., Efremov M., Khorozov O. Electrocardiogram Classification Using Wavelet Transformations: *2020 IEEE 15th International Conference on Advanced Trends in Radioelectronics, Telecommunications and Computer Engineering (TCSET)*, 2020. Pp. 930–933. URL: <https://doi.org/10.1109/TCSET49122.2020.235573>.

241. Krak I., Barmak O., Manziuk E., Kulas A. Data Classification Based on the Features Reduction and Piecewise Linear Separation. *Intelligent Computing and Optimization*. 2020. Vol. 1072. Pp. 282–289. URL: [https://doi.org/10.1007/978-3-030-33585-4\\_28](https://doi.org/10.1007/978-3-030-33585-4_28).

242. Krak I., Petrovych V., Kuznetsov V., Manziuk E., Barmak O., Kulas A. On Classification Hidden Concepts Language in Specialized Texts Based on Methods of the Intellectual Data Processing. *CEUR-WS*. 2021. Vol. 2864. Pp. 110–120.

243. Krak I., Barmak O., Manziuk E. Using visual analytics to develop human and machine-centric models: A review of approaches and proposed information technology. *Computational Intelligence*. 2022. Vol. 38, No. 3. Pp. 921–946. URL: <https://doi.org/10.1111/coin.12289>.

244. Krak I., Barmak O., Manziuk E., Kudin H. Approach to Piecewise-Linear Classification in a Multi-dimensional Space of Features Based on Plane Visualization. *Lecture Notes in Computational Intelligence and Decision Making*. 2020. Vol. 1020. Pp. 35–47. URL: [https://doi.org/10.1007/978-3-030-26474-1\\_3](https://doi.org/10.1007/978-3-030-26474-1_3).

245. Krak I., Barmak O., Manziuk E., Kulas A. Data classification based on the features reduction and piecewise linear separation: *International Conference on Intelligent Computing & Optimization*, Springer, 2019. Pp. 282–289.

246. Krak I., Barmak O., Manziuk E., Kudin H. Approach to Piecewise-Linear Classification in a Multi-dimensional Space of Features Based on Plane Visualization: *Lecture Notes in Computational Intelligence and Decision Making*, Cham , Springer International Publishing, 2020. Pp.35–47. URL: [https://doi.org/10.1007/978-3-030-26474-1\\_3](https://doi.org/10.1007/978-3-030-26474-1_3).

247. Krak I., Barmak O., Manziuk E., Kulas A. Data Classification Based on the Features Reduction and Piecewise Linear Separation: *Intelligent Computing and Optimization*, Cham , Springer International Publishing, 2020. Pp. 282–289. URL: [https://doi.org/10.1007/978-3-030-33585-4\\_28](https://doi.org/10.1007/978-3-030-33585-4_28).

248. Krak I., Barmak O., Manziuk E., Kudin H. Approach to Piecewise-Linear Classification in a Multi-dimensional Space of Features Based on Plane Visualization: *Lecture Notes in Computational Intelligence and Decision Making*, Cham, Springer International Publishing, 2020. Pp. 35–47. URL: [https://doi.org/10.1007/978-3-030-26474-1\\_3](https://doi.org/10.1007/978-3-030-26474-1_3).

249. Krak I. V., Barmak O. V., Manziuk E. Visual Analytics to Build a Machine Learning Model: *Research Advancements in Smart Technology, Optimization, and Renewable Energy*. IGI Global, 2021. URL: <https://doi.org/10.4018/978-1-7998-3970-5.ch015>.

250. Krak I. V., Kudin H. I., Barmak O. V., Manziuk E. O., Smolarz A., Mamyrbaev O. Method and algorithm of the piecewise-hyperplane clusterization using tools of pseudo-inverse matrices: *Photonics Applications in Astronomy, Communications, Industry, and High-Energy Physics Experiments 2019*, International Society for Optics and Photonics, November 06, 2019. Pp. 1–8. URL: <https://doi.org/10.1117/12.2537417>.

251. Krak Iu, Amirgaliev E., Wojcik W., Barmak O., Manziuk E. Information technology for classifying based on the methods of features data reduction and piecewise linear separation: *Информатика и прикладная математика*, Алматы (Казахстан), тези доп. міжнар. наук.-техн. конф., 2019. Pp. 339–350.

252. Krak Iu., Barmak O., Manziuk E., Kasianiuk V. Ensembles for classification base on their aggregation results: *Problem of decision making under uncertainties*, Hurgada (Egypt), тези доп. міжнар. наук.-техн. конф., 2019. Pp. 52–53.

253. Krak Iu., Kruchynin K., Barmak O., Manziuk E., Kruchinin S. P. Visual Analytics in Machine Training Systems for Effective Decision. *Advanced Nanomaterials for Detection of CBRN. NATO Science for Peace and Security*. 2020. Pp. 327–338. URL: [https://doi.org/10.1007/978-94-024-2030-2\\_25](https://doi.org/10.1007/978-94-024-2030-2_25).

254. Krak Iu. V., Kasianiuk V. S., Kudin H. I., Barmak O. V., Manziuk E. A. Multivariate Scaling of the Characteristic Features Based on Pseudo-Inverse Operations for Recognition Problems Solving. *Pattern Recognition and Image Analysis*. 2020. Vol. 30, No. 2. Pp. 184–191. URL: <https://doi.org/10.1134/S1054661820020078>.

255. Krak Iu. V., Kudin G. I., Kulyas A. I. Multidimensional Scaling by Means of Pseudoinverse Operations. *Cybernetics and Systems Analysis*. 2019. Vol. 55, No. 1. Pp. 22–29. URL: <https://doi.org/10.1007/s10559-019-00108-9>.

256. Krause J., Dasgupta A., Swartz J., Aphinyanaphongs Y., Bertini E. A Workflow for Visual Diagnostics of Binary Classifiers using Instance-Level Explanations: *2017 IEEE Conference on Visual Analytics Science and Technology (VAST)*, October 2017. Pp. 162–172. URL: <https://doi.org/10.1109/VAST.2017.8585720>.

257. Kruskal J., Wish M. *Multidimensional Scaling*: 2455 Teller Road, Thousand Oaks California 91320 United States of America: SAGE Publications, Inc., 1978.

258. Kryvyi S. L., Pogorilyy S. D., Glybovets M. M., Boyko Y. V., Sydorova N. Designing an It Infrastructure. *Cybernetics and Systems Analysis*. 2018. Vol. 54, No. 6. Pp. 977–992. URL: <https://doi.org/10.1007/s10559-018-0101-5>.

259. Kryvyi S. L., Boyko Y. V., Pogorilyy S. D., Boretskyi O. F., Glybovets M. M. Design of Grid Structures on the Basis of Transition Systems with the

Substantiation of the Correctness of Their Operation. *Cybernetics and Systems Analysis*. 2017. Vol. 53, No. 1. Pp. 105–114. URL: <https://doi.org/10.1007/s10559-017-9911-0>.

260. Kulmanov M., Smaili F. Z., Gao X., Hoehndorf R. Semantic similarity and machine learning with ontologies. *Briefings in Bioinformatics*. 2021. Vol. 22, No. 4. URL: <https://doi.org/10.1093/bib/bbaa199>.

261. Kuncheva L. I. Combining Pattern Classifiers: Methods and Algorithms, Second Edition: John Wiley & Sons, Ltd, 2014. 357 p.

262. Kussaiyn-Murat A., Krasavin A., Alontseva D., Kadyroldina A., Khozhanov A., Krak I., Escalona P. M. de, Dyomina I. Development of an Intelligent Robotic System for Plasma Processing of Industrial Products with Complex Shape: *2021 11th IEEE International Conference on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems: Technology and Applications (IDAACS)*, September 2021. Pp. 572–579. URL: <https://doi.org/10.1109/IDAACS53288.2021.9660960>.

263. Kussul N., Lavreniuk M., Shumilo L. Deep Recurrent Neural Network for Crop Classification Task Based on Sentinel-1 and Sentinel-2 Imagery: *IGARSS 2020 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, September 2020. Pp. 6914–6917. URL: <https://doi.org/10.1109/IGARSS39084.2020.9324699>.

264. Kussul N., Shelestov A., Shumilo L., Titkov D., Yailymova H. Information Technology for Land Degradation Assessment Based on Remote Sensing. *Proceedings of International Conference on Applied Innovation in IT*. 2022. Vol. 10, No. 1. Pp. 113–117. URL: <https://doi.org/10.25673/76941>.

265. Kuznetsov V. A., Krak I., Barmak O., Kulias A. Facial Expressions Analysis for Applications in the Study of Sign Language.: *CMIS*, 2019. Pp. 159–172.

266. Kuznietsova N., Bidyuk P., Kuznietsova M. Data Mining Methods, Models and Solutions for Big Data Cases in Telecommunication Industry: *Lecture Notes in Computational Intelligence and Decision Making*, Cham, Springer International Publishing, 2022. Pp. 107–127. URL: [https://doi.org/10.1007/978-3-030-82014-5\\_8](https://doi.org/10.1007/978-3-030-82014-5_8).

267. Kwon B. C., Eysenbach B., Verma J., Ng K., De Filippi C., Stewart W. F., Perer A. Clustervision: Visual Supervision of Unsupervised Clustering. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*. 2018. Vol. 24, No. 1. Pp. 142–151. URL: <https://doi.org/10.1109/TVCG.2017.2745085>.

268. Kwon B. C., Choi M.-J., Kim J. T., Choi E., Kim Y. B., Kwon S., Sun J., Choo J. RetainVis: Visual Analytics with Interpretable and Interactive Recurrent Neural Networks on Electronic Medical Records. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*. 2019. Vol. 25, No. 1. Pp. 299–309. URL: <https://doi.org/10.1109/TVCG.2018.2865027>.

269. Laadhar A., Ghazzi F., Megdiche Bousarsar I., Ravat F., Teste O., Gargouri F. POMap: An Effective Pairwise Ontology Matching System: *IC3K 2017: 9th International Joint Conference on Knowledge Discovery, Knowledge Engineering and Knowledge Management*, Funchal, Portugal, November 2017. Pp. 161–168.

270. Lai C.-H., Zou D., Lerman G. Robust Subspace Recovery Layer for Unsupervised Anomaly Detection. *arXiv:1904.00152 [cs, stat]*. 2019.

271. Lammarsch T., Aigner W., Bertone A., Miksch S., Rind A. Towards a Concept how the Structure of Time can Support the Visual Analytics Process The Eurographics Association, 2011. Pp. 9–12. URL: <http://dx.doi.org/10.2312/PE/EuroVAST/EuroVA11/009-012>.

272. Lande D., Subach I., Puchkov O., Soboliev A. A Clustering Method for Information Summarization and Modelling a Subject Domain. *Information & Security: An International Journal*. 2021. Vol. 50, No. 1. Pp. 79–86. URL: <https://doi.org/10.11610/isij.5013>.

273. Lanese I., Schultz U. P., Ulidowski I. Reversible Execution for Robustness in Embodied AI and Industrial Robots. *IT Professional*. 2021. Vol. 23, No. 3. Pp. 12–17. URL: <https://doi.org/10.1109/MITP.2021.3073757>.

274. Laranjo L., Dunn A. G., Tong H. L., Kocaballi A. B., Chen J., Bashir R., Surian D., Gallego B., Magrabi F., Lau A. Y. S., Coiera E. Conversational agents in healthcare: a systematic review. *Journal of the American Medical Informatics*

*Association*. 2018. Vol. 25, No. 9. Pp. 1248–1258. URL: <https://doi.org/10.1093/jamia/ocy072>.

275. Lastra-Díaz J. J., Goikoetxea J., Hadj Taieb M. A., Garcia-Serrano A., Ben Aouicha M., Agirre E., Sánchez D. A large reproducible benchmark of ontology-based methods and word embeddings for word similarity. *Information Systems*. 2021. Vol. 96. Pp. 101636. URL: <https://doi.org/10.1016/j.is.2020.101636>.

276. Lecue F. On the role of knowledge graphs in explainable AI. *Semantic Web*. 2020. Vol. 11, No. 1. Pp. 41–51. URL: <https://doi.org/10.3233/SW-190374>.

277. Lee J.-G., Roh Y., Song H., Whang S. E. Machine Learning Robustness, Fairness, and their Convergence: *Proceedings of the 27th ACM SIGKDD Conference on Knowledge Discovery & Data Mining*, New York, NY, USA, Association for Computing Machinery, 2021. Pp. 4046–4047. URL: <https://doi.org/10.1145/3447548.3470799>.

278. Lee L. H., Isa D., Choo W. O., Chue W. Y. High Relevance Keyword Extraction facility for Bayesian text classification on different domains of varying characteristic. *Expert Systems with Applications*. 2012. Vol. 39, No. 1. Pp. 1147–1155. URL: <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2011.07.116>.

279. Lee S. M., Seo J. B., Yun J., Cho Y.-H., Vogel-Claussen J., Schiebler M. L., Geftter W. B., Beek E. J. R. van, Goo J. M., Lee K. S., Hatabu H., Gee J., Kim N. Deep Learning Applications in Chest Radiography and Computed Tomography. *Journal of Thoracic Imaging*. 2019. Vol. 34, No. 2. Pp. 75–85. URL: <https://doi.org/10.1097/RTI.0000000000000387>.

280. Lee T., Johnson J., Cheng S. An Interactive Machine Learning Framework. *arXiv:1610.05463 [cs]*. 2016.

281. Leeuw J. de, Mair P. Multidimensional Scaling Using Majorization: SMACOF in R. *Journal of Statistical Software*. 2009. Vol. 31, No. 1. Pp. 1–30. URL: <https://doi.org/10.18637/jss.v031.i03>.

282. Lehinevych T., Andii H. Analysis of Deep Metric Learning Approaches: *2019 IEEE International Conference on Advanced Trends in*

*Information Theory (ATIT)*, 2019. Pp. 369–372. URL: <https://doi.org/10.1109/ATIT49449.2019.9030440>.

283. León G. A., Chiou E. K., Wilkins A. Accountability Increases Resource Sharing: Effects of Accountability on Human and AI System Performance. *International Journal of Human–Computer Interaction*. 2021. Vol. 37, No. 5. Pp. 434–444. URL: <https://doi.org/10.1080/10447318.2020.1824695>.

284. Lepri B., Oliver N., Pentland A. Ethical machines: The human-centric use of artificial intelligence. *iScience*. 2021. Vol. 24, No. 3. Pp. 102249. URL: <https://doi.org/10.1016/j.isci.2021.102249>.

285. Le-Thanh L., Nguyen-Thi-Viet H., Lee J., Nguyen-Xuan H. Machine learning-based real-time daylight analysis in buildings. *Journal of Building Engineering*. 2022. Vol. 52. Pp. 104374. URL: <https://doi.org/10.1016/j.jobbe.2022.104374>.

286. Li B., Qi P., Liu B., Di S., Liu J., Pei J., Yi J., Zhou B. Trustworthy AI: From Principles to Practices. *arXiv:2110.01167 [cs]*. 2021.

287. Li B.-H., Liu Y., Zhang A.-M., Wang W.-H., Wan S. A Survey on Blocking Technology of Entity Resolution. *Journal of Computer Science and Technology*. 2020. Vol. 35, No. 4. Pp. 769–793. URL: <https://doi.org/10.1007/s11390-020-0350-4>.

288. Li J. Cyber security meets artificial intelligence: a survey. *Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering*. 2018. Vol. 19, No. 12. Pp. 1462–1474. URL: <https://doi.org/10.1631/FITEE.1800573>.

289. Li M., Sun Z., Jiang Z., Tan Z., Chen J. A Virtual Reality Platform for Safety Training in Coal Mines with AI and Cloud Computing. *Discrete Dynamics in Nature and Society*. 2020. Vol. 2020. Pp. 1–7. URL: <https://doi.org/10.1155/2020/6243085>.

290. Li Y., Ge Y., Zhang Y. Tutorial on Fairness of Machine Learning in Recommender Systems: *Proceedings of the 44th International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval*, New York,

NY, USA, Association for Computing Machinery, 2021. Pp. 2654–2657. URL: <https://doi.org/10.1145/3404835.3462814>.

291. Lian J., Freeman L., Hong Y., Deng X. Robustness with respect to class imbalance in artificial intelligence classification algorithms. *Journal of Quality Technology*. 2021. Vol. 53, No. 5. Pp. 505–525. URL: <https://doi.org/10.1080/00224065.2021.1963200>.

292. Liao Q. V., Gruen D., Miller S. Questioning the AI: Informing Design Practices for Explainable AI User Experiences: *Proceedings of the 2020 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*. New York, NY, USA, Association for Computing Machinery, 2020.

293. Liberati A., Altman D. G., Tetzlaff J., Mulrow C., Gøtzsche P. C., Ioannidis J. P. A., Clarke M., Devereaux P. J., Kleijnen J., Moher D. The PRISMA statement for reporting systematic reviews and meta-analyses of studies that evaluate health care interventions: explanation and elaboration. *Journal of Clinical Epidemiology*. 2009. Vol. 62, No. 10. Pp. 1–34. URL: <https://doi.org/10.1016/j.jclinepi.2009.06.006>.

294. Lin X., Wang X., Hajli N. Building E-Commerce Satisfaction and Boosting Sales: The Role of Social Commerce Trust and Its Antecedents. *International Journal of Electronic Commerce*. 2019. Vol. 23, No. 3. Pp. 328–363. URL: <https://doi.org/10.1080/10864415.2019.1619907>.

295. Linardatos P., Papastefanopoulos V., Kotsiantis S. Explainable AI: A Review of Machine Learning Interpretability Methods. *Entropy*. 2021. Vol. 23, No. 1. Pp. 18. URL: <https://doi.org/10.3390/e23010018>.

296. Liu D., Cui W., Jin K., Guo Y., Qu H. DeepTracker: Visualizing the Training Process of Convolutional Neural Networks. *arXiv:1808.08531 [cs]*. 2018.

297. Liu M., Brynjolfsson E., Dowlatabadi J. Do Digital Platforms Reduce Moral Hazard? The Case of Uber and Taxis. *Management Science*. 2021. Vol. 67, No. 8. Pp. 4665–4685. URL: <https://doi.org/10.1287/mnsc.2020.3721>.

298. Liu S., Xiao J., Liu J., Wang X., Wu J., Zhu J. Visual Diagnosis of Tree Boosting Methods. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*. 2018. Vol. 24, No. 1. Pp. 163–173. URL: <https://doi.org/10.1109/TVCG.2017.2744378>.

299. Liu X., Tong Q., Liu X., Qin Z. Ontology Matching: State of the Art, Future Challenges, and Thinking Based on Utilized Information. *IEEE Access*. 2021. Vol. 9. Pp. 91235–91243. URL: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3057081>.

300. Liu Z., Stasko J. Mental Models, Visual Reasoning and Interaction in Information Visualization: A Top-down Perspective. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*. 2010. Vol. 16, No. 6. Pp. 999–1008. URL: <https://doi.org/10.1109/TVCG.2010.177>.

301. Löfström T. On Effectively Creating Ensembles of Classifiers: Studies on Creation Strategies, Diversity and Predicting with Confidence: Stockholm, SE, Stockholm University. 82p.

302. Lopatto I., Hovorushchenko T., Popov P., Pavlova O. Intelligent Multi-Agent System for Improving the Quality of Software by Taking into Account the Information of the Subject Area at All Stages of its Development: *2021 11th IEEE International Conference on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems: Technology and Applications (IDAACS)*, September 2021. Pp. 548–551. URL: <https://doi.org/10.1109/IDAACS53288.2021.9660866>.

303. Lundberg S. M., Erion G., Chen H., DeGrave A., Prutkin J. M., Nair B., Katz R., Himmelfarb J., Bansal N., Lee S.-I. Explainable AI for Trees: From Local Explanations to Global Understanding. 2019. Pp. 1–72. URL: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1905.04610>.

304. Lundberg S. M., Erion G., Chen H., DeGrave A., Prutkin J. M., Nair B., Katz R., Himmelfarb J., Bansal N., Lee S.-I. From local explanations to global understanding with explainable AI for trees. *Nature Machine Intelligence*. 2020. Vol. 2, No. 1. Pp. 56–67. URL: <https://doi.org/10.1038/s42256-019-0138-9>.

305. Lyashko S., Klyushin D., Tymoshenko A. Optimal Control of Buried Point Sources in a Two-Dimensional Richards-Klute Equation: *Mathematical*

*Modeling and Simulation of Systems*, Cham, Springer International Publishing, 2022. Pp. 59–71. URL: [https://doi.org/10.1007/978-3-030-89902-8\\_5](https://doi.org/10.1007/978-3-030-89902-8_5).

306. Lyashko S. I., Klyushin D. A., Onotskyi V. V., Lyashko N. I. Optimal Control of Drug Delivery from Microneedle Systems\*. *Cybernetics and Systems Analysis*. 2018. Vol. 54, No. 3. Pp. 357–365. URL: <https://doi.org/10.1007/s10559-018-0037-9>.

307. Lyashko S. I., Samoilenko V. H., Samoilenko Yu I., Gapyak I. V., Orlova M. S. Asymptotic stepwise solutions of the Korteweg–de Vries equation with a singular perturbation and their accuracy. *Mathematical Modeling and Computing*. 2021. Vol. 8, No. 3. Pp. 410–421.

308. Lyashko S. I., Samoilenko V. H., Samoilenko Yu. I., Lyashko N. I. Stepwise Asymptotic Solutions to the Korteweg–De Vries Equation with Variable Coefficients and a Small Parameter at the Higher-Order Derivative. *Cybernetics and Systems Analysis*. 2020. Vol. 56, No. 6. Pp. 934–942. URL: <https://doi.org/10.1007/s10559-020-00313-x>.

309. Lysenko S., Bobrovnikova K., Shchuka R., Savenko O. A Cyberattacks Detection Technique Based on Evolutionary Algorithms: 2020 *IEEE 11th International Conference on Dependable Systems, Services and Technologies (DESSERT)*, 2020. Pp. 127–132. URL: <https://doi.org/10.1109/DESSERT50317.2020.9125016>.

310. Lysenko S., Savenko O., Bobrovnikova K., Kryshchuk A., Savenko B. Information Technology for Botnets Detection Based on Their Behaviour in the Corporate Area Network: *Computer Networks*, Cham, Springer International Publishing, 2017. Pp. 166–181. URL: [https://doi.org/10.1007/978-3-319-59767-6\\_14](https://doi.org/10.1007/978-3-319-59767-6_14).

311. Lysenko S., Bobrovnikova K., Savenko O., Kryshchuk A. BotGRABBER: SVM-Based Self-Adaptive System for the Network Resilience Against the Botnets' Cyberattacks: *Computer Networks*, Cham, Springer International Publishing, 2019. Pp. 127–143. URL: [https://doi.org/10.1007/978-3-030-21952-9\\_10](https://doi.org/10.1007/978-3-030-21952-9_10).

312. Lytvynenko V., Savina N., Krejci J., Fefelov A., Lurie I., Voronenko M., Lopushynskiy I., Vorona P. Dynamic Bayesian Networks in the Problem of Localizing the Narcotic Substances Distribution: *Advances in Intelligent Systems and Computing IV*, Cham, Springer International Publishing, 2020. Pp. 421–438. URL: [https://doi.org/10.1007/978-3-030-33695-0\\_29](https://doi.org/10.1007/978-3-030-33695-0_29).

313. Ma X., Liu Q., Ou W., Zhou Q. Visual object tracking via coefficients constrained exclusive group LASSO. *Machine Vision and Applications*. 2018. Vol. 29, No. 5. Pp. 749–763. URL: <https://doi.org/10.1007/s00138-018-0930-2>.

314. MacDonald S., Steven K., Trzaskowski M. Interpretable AI in Healthcare: Enhancing Fairness, Safety, and Trust: *Artificial Intelligence in Medicine: Applications, Limitations and Future Directions*: M. Raz, T. C. Nguyen, E. Loh. Singapore, Springer Nature, 2022. URL: [https://doi.org/10.1007/978-981-19-1223-8\\_11](https://doi.org/10.1007/978-981-19-1223-8_11).

315. Mair P., Borg I., Rusch T. Goodness-of-Fit Assessment in Multidimensional Scaling and Unfolding. *Multivariate Behavioral Research*. 2016. Vol. 51, No. 6. Pp. 772–789. URL: <https://doi.org/10.1080/00273171.2016.1235966>.

316. Makarichev V., Vasilyeva I., Lukin V., Vozel B., Shelestov A., Kussul N. Discrete Atomic Transform-Based Lossy Compression of Three-Channel Remote Sensing Images with Quality Control. *Remote Sensing*. 2022. Vol. 14, No. 1. Pp. 125. URL: <https://doi.org/10.3390/rs14010125>.

317. Makarichev V., Vasilyeva I., Lukin V., Kussul N., Shelestov A. Classification Accuracy of Three-Channel Images Compressed by Discrete Atomic Transform: *Integrated Computer Technologies in Mechanical Engineering - 2021*, Cham, Springer International Publishing, 2022. Pp. 246–258. URL: [https://doi.org/10.1007/978-3-030-94259-5\\_22](https://doi.org/10.1007/978-3-030-94259-5_22).

318. Mann W., Augsten N., Bouros P. An empirical evaluation of set similarity join techniques. *Proceedings of the VLDB Endowment*. 2016. Vol. 9, No. 9. Pp. 636–647. URL: <https://doi.org/10.14778/2947618.2947620>.

319. Manziuk E. Intelligent Information Technology for Obtaining Trust Decisions Based on the Ontology of Trust in a Human-Centered Approach. *Computer Systems And Information Technologies*. 2022. No. 1. Pp. 83–88. URL: <https://doi.org/10.31891/CSIT-2022-1-11>.

320. Manziuk E., Barmak O., Krak I., Mazurets O., Pylypiak O. Method of features analysis on transition data: *2021 IEEE 3rd International Conference on Advanced Trends in Information Theory (ATIT)*, 2021. Pp. 272–277. URL: <https://doi.org/10.1109/ATIT54053.2021.9678787>.

321. Manziuk E., Krak I., Barmak O., Mazurets O., Kuznetsov V., Pylypiak O. Structural alignment method of conceptual categories of ontology and formalized domain. *CEUR-WS*. 2021. Vol. 3003. Pp. 11–22.

322. Manziuk E., Barmak O., Krak I., Mazurets O., Skrypnyk T. Formal Model of Trustworthy Artificial Intelligence Based on Standardization. *CEUR-WS*. 2021. Vol. 2853. Pp. 190–197.

323. Manziuk E. A., Wójcik W., Barmak O. V., Krak I. V., Kulias A. I., Drabovska V. A., Puhach V. M., Sundetov S., Mussabekova A. Approach to creating an ensemble on a hierarchy of clusters using model decisions correlation. *Przegląd Elektrotechniczny*. 2020. Vol. 96, No. 9. Pp. 108–113. URL: <https://doi.org/10.15199/48.2020.09.23>.

324. Manziuk E. A., Barmak A. V., Krak Y. V., Kasianiuk V. S. Definition of Information Core for Documents Classification. *Journal of Automation and Information Sciences*. 2018. Vol. 50, No. 4. Pp. 25–34. URL: <https://doi.org/10.1615/JAutomatInfScien.v50.i4.30>.

325. Marsolek W., Cooper K., Riegelman A., Farrell S. L., Kelly J. A. Faculty Perceptions of Grey Literature: A Qualitative Analysis of Faculty Interviews. *Grey Journal (TGJ), Autumn 2020*. Vol. 16, No. 3. Pp. 172–180.

326. Martínez-Fernández S., Franch X., Jedlitschka A., Oriol M., Trendowicz A. Developing and Operating Artificial Intelligence Models in Trustworthy Autonomous Systems: *Research Challenges in Information Science*, Cham, Springer

International Publishing, 2021. Pp. 221–229. URL: [https://doi.org/10.1007/978-3-030-75018-3\\_14](https://doi.org/10.1007/978-3-030-75018-3_14).

327. Marty O., Amirault R. J. Condorcet: A Key Thinker Who Opened the Gates of the Revolution in Education: *Nicolas de Condorcet: The Revolution of French Higher Education*: O. Marty, R. J. Amirault. Cham, Springer International Publishing, 2020. URL: [https://doi.org/10.1007/978-3-030-43566-0\\_4](https://doi.org/10.1007/978-3-030-43566-0_4).

328. Matthews J. Patterns and Anti-Patterns, Principles and Pitfalls: Accountability and Transparency in AI. *AI Magazine*. 2020. Vol. 41, No. 1. Pp. 82–89. URL: <https://doi.org/10.1609/aimag.v41i1.5204>.

329. Mazurets O., Barmak O., Krak I., Manziuk E., Bahrii R. Method for Adaptive Semantic Testing of Educational Materials Level of Knowledge. *Lecture Notes in Computational Intelligence and Decision Making*. 2022. Vol. 77. Pp. 491–506. URL: [https://doi.org/10.1007/978-3-030-82014-5\\_33](https://doi.org/10.1007/978-3-030-82014-5_33).

330. McKenna S., Staheli D., Fulcher C., Meyer M. BubbleNet: A Cyber Security Dashboard for Visualizing Patterns. *Computer Graphics Forum*. 2016. Vol. 35, No. 3. Pp. 281–290. URL: <https://doi.org/10.1111/cgf.12904>.

331. Medvet E., Bartoli A., De Lorenzo A., Tarlao F. Interactive example-based finding of text items. *Expert Systems with Applications*. 2020. Vol. 154. Pp. 1-10. URL: <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2020.113403>.

332. Metcalf J., Moss E., Watkins E. A., Singh R., Elish M. C. Algorithmic Impact Assessments and Accountability: The Co-construction of Impacts: *Proceedings of the 2021 ACM Conference on Fairness, Accountability, and Transparency*, New York, NY, USA, Association for Computing Machinery, 2021. Pp. 735–746. URL: <https://doi.org/10.1145/3442188.3445935>.

333. Micallef L., Schulz H.-J., Angelini M., al et. The Human User in Progressive Visual Analytics: *EuroVis 2019. Short Papers*, Porto, Portugal, June 03, 2019. Pp. 19–23. URL: <https://doi.org/10.2312/evs.20191164>.

334. Mikalef P., Conboy K., Lundström J. E., Popovič A. Thinking responsibly about responsible AI and ‘the dark side’ of AI. *European Journal of*

*Information Systems*. 2022. Vol. 31, No. 1. Pp. 257–268. URL: <https://doi.org/10.1080/0960085X.2022.2026621>.

335. Misra S. K., Das S., Gupta S., Sharma S. K. Public Policy and Regulatory Challenges of Artificial Intelligence (AI): *Re-imagining Diffusion and Adoption of Information Technology and Systems: A Continuing Conversation*, Cham, Springer International Publishing, 2020. Pp. 100–111. URL: [https://doi.org/10.1007/978-3-030-64849-7\\_10](https://doi.org/10.1007/978-3-030-64849-7_10).

336. Mohammadi A., Meniailov I., Bazilevych K., Yakovlev S., Chumachenko D. Comparative study of linear regression and SIR models of COVID-19 propagation in Ukraine before vaccination. *RADIOELECTRONIC AND COMPUTER SYSTEMS*. 2021. No. 3. Pp. 5–18. URL: <https://doi.org/10.32620/reks.2021.3.01>.

337. Morley J., Machado C. C. V., Burr C., Cows J., Joshi I., Taddeo M., Floridi L. The ethics of AI in health care: A mapping review. *Social Science & Medicine*. 2020. Vol. 260. Pp. 113172. URL: <https://doi.org/10.1016/j.socscimed.2020.113172>.

338. Mueller D. C., Mueller P. of E. D. C. Public Choice III: Cambridge University Press, 2003. 796 p.

339. Mühlbacher T., Linhardt L., Möller T., Piringer H. TreePOD: Sensitivity-Aware Selection of Pareto-Optimal Decision Trees. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*. 2018. Vol. 24, No. 1. Pp. 174–183. URL: <https://doi.org/10.1109/TVCG.2017.2745158>.

340. Müller V. C. Ethics of artificial intelligence: *The Routledge Social Science Handbook of AI*. Routledge, 2021. 16p.

341. Müller V. C., Cannon M. Existential risk from AI and orthogonality: Can we have it both ways? *Ratio*. 2022. Vol. 35, No. 1. Pp. 25–36. URL: <https://doi.org/10.1111/rati.12320>.

342. Murdoch W. J., Singh C., Kumbier K., Abbasi-Asl R., Yu B. Interpretable machine learning: definitions, methods, and applications.

*Proceedings of the National Academy of Sciences*. 2019. Vol. 116, No. 44. Pp. 22071–22080. URL: <https://doi.org/10.1073/pnas.1900654116>.

343. Naor N., Frenkel A., Winsberg M. Improving well-being with mobile AI-powered Acceptance Commitment Therapy tool: Pragmatic Retrospective Study. *PsyArXiv*. 2021. Pp. 1–16. URL: <https://doi.org/10.31234/osf.io/es8qm>.

344. Naumov O., Voronenko M., Naumova O., Savina N., Vyshemyrska S., Korniychuk V., Lytvynenko V. Using Bayesian Networks to Estimate the Effectiveness of Innovative Projects: *Lecture Notes in Computational Intelligence and Decision Making*, Cham, Springer International Publishing, 2022. Pp. 729–743. URL: [https://doi.org/10.1007/978-3-030-82014-5\\_50](https://doi.org/10.1007/978-3-030-82014-5_50).

345. Nauta M., Trienes J., Pathak S., Nguyen E., Peters M., Schmitt Y., Schlötterer J., Keulen M. van, Seifert C. From Anecdotal Evidence to Quantitative Evaluation Methods: A Systematic Review on Evaluating Explainable AI. *arXiv:2201.08164 [cs]*. 2022.

346. Negahban S., Oh S., Shah D. Rank Centrality: Ranking from Pairwise Comparisons. *Operations Research*. 2017. Vol. 65, No. 1. Pp. 266–287. URL: <https://doi.org/10.1287/opre.2016.1534>.

347. Neskorodieva T., Fedorov E. Method for Automatic Analysis of Compliance of Settlements with Suppliers and Settlements with Customers by Neural Network Model of Forecast: *Mathematical Modeling and Simulation of Systems (MODS'2020)*, Cham, Springer International Publishing, 2021. Pp. 156–165. URL: [https://doi.org/10.1007/978-3-030-58124-4\\_15](https://doi.org/10.1007/978-3-030-58124-4_15).

348. Neskorodieva T., Fedorov E. Neural Network Models Ensembles for Generalized Analysis of Audit Data Transformations: *Mathematical Modeling and Simulation of Systems*, Cham, Springer International Publishing, 2022. Pp. 263–279. URL: [https://doi.org/10.1007/978-3-030-89902-8\\_21](https://doi.org/10.1007/978-3-030-89902-8_21).

349. Nguyen T. T. A., Conrad S. Ontology Matching using multiple similarity measures: *2015 7th International Joint Conference on Knowledge Discovery, Knowledge Engineering and Knowledge Management (IC3K)*, November 2015. Pp. 603–611.

350. Nkisi-Orji I., Wiratunga N., Massie S., Hui K.-Y., Heaven R. Ontology Alignment Based on Word Embedding and Random Forest Classification: *Machine Learning and Knowledge Discovery in Databases*, Cham, Springer International Publishing, 2019. Pp. 557–572. URL: [https://doi.org/10.1007/978-3-030-10925-7\\_34](https://doi.org/10.1007/978-3-030-10925-7_34).

351. Nugent S., Jackson P., Scott-Parker S., Partridge J., Raper R. Recruitment AI has a Disability Problem: questions employers should be asking to ensure fairness in recruitment. *SocArXiv*. 2020. URL: <https://doi.org/10.31235/osf.io/emwn5>.

352. O'Brien J. T., Nelson C. Assessing the Risks Posed by the Convergence of Artificial Intelligence and Biotechnology. *Health Security*. 2020. Vol. 18, No. 3. Pp. 219–227. URL: <https://doi.org/10.1089/hs.2019.0122>.

353. OECD. State of implementation of the OECD AI Principles: Insights from national AI policies. *OECD Digital Economy Papers*, OECD Publishing, Paris. 2021. Vol. 311. Pp. 1–92. URL: <https://doi.org/10.1787/1cd40c44-en>.

354. ÓhÉigeartaigh S. S., Whittlestone J., Liu Y., Zeng Y., Liu Z. Overcoming Barriers to Cross-cultural Cooperation in AI Ethics and Governance. *Philosophy & Technology*. 2020. Vol. 33, No. 4. Pp. 571–593. URL: <https://doi.org/10.1007/s13347-020-00402-x>.

355. Olszewski S., Demchenko V., Zaets E., Lytvynenko V., Lurie I., Boskin O., Gnatyuk S. Streaming Algorithm to the Decomposition of a Polyatomic Molecules Mass Spectra on the Polychlorinated Biphenyls Molecule Example: *Lecture Notes in Computational Intelligence and Decision Making*, Cham, Springer International Publishing, 2022. Pp. 39–53. URL: [https://doi.org/10.1007/978-3-030-82014-5\\_3](https://doi.org/10.1007/978-3-030-82014-5_3).

356. Oosterlinck D., Benoit D. F., Baecke P. From one-class to two-class classification by incorporating expert knowledge: Novelty detection in human behaviour. *European Journal of Operational Research*. 2020. Vol. 282, No. 3. Pp. 1011–1024. URL: <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2019.10.015>.

357. Osorio Galindo M. J., Montiel Moreno L. A., Rojas-Velázquez D., Nieves J. C. E-Friend : A Logical-Based AI Agent System Chat-Bot for Emotional Well-Being and Mental HealthSpringer, 2021. Pp. 87–104.

358. Ouchchy L., Coin A., Dubljević V. AI in the headlines: the portrayal of the ethical issues of artificial intelligence in the media. *AI & SOCIETY*. 2020. Vol. 35, No. 4. Pp. 927–936. URL: <https://doi.org/10.1007/s00146-020-00965-5>.

359. Ouyang T., Isobe Y., Marco V. S., Ogata J., Seo Y., Oiwa Y. AI robustness analysis with consideration of corner cases: *2021 IEEE International Conference on Artificial Intelligence Testing (AITest)*, 2021. Pp. 29–36. URL: <https://doi.org/10.1109/AITEST52744.2021.00016>.

360. Page M. J., Moher D., Bossuyt P. M., Boutron I., Hoffmann T. C., Mulrow C. D., Shamseer L., Tetzlaff J. M., Akl E. A., Brennan S. E., Chou R., Glanville J., Grimshaw J. M., Hróbjartsson A., Lalu M. M., Li T., Loder E. W., Mayo-Wilson E., McDonald S., McGuinness L. A., Stewart L. A., Thomas J., Tricco A. C., Welch V. A., Whiting P., McKenzie J. E. PRISMA 2020 explanation and elaboration: updated guidance and exemplars for reporting systematic reviews. *BMJ*. 2021. Vol. 372. Pp. 1–36. URL: <https://doi.org/10.1136/bmj.n160>.

361. Paleja R., Ghuy M., Ranawaka Arachchige N., Jensen R., Gombolay M. The Utility of Explainable AI in Ad Hoc Human-Machine Teaming: *Advances in Neural Information Processing Systems*, Curran Associates, Inc., 2021. Pp. 610–623.

362. Pan W. A survey of transfer learning for collaborative recommendation with auxiliary data. *Neurocomputing*. 2016. Vol. 177. Pp. 447–453. URL: <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2015.11.059>.

363. Pandl K. D., Thiebes S., Schmidt-Kraepelin M., Sunyaev A. On the Convergence of Artificial Intelligence and Distributed Ledger Technology: A Scoping Review and Future Research Agenda. *IEEE Access*. 2020. Vol. 8. Pp. 57075–57095. URL: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.2981447>.

364. Pandl K. D., Leiser F., Thiebes S., Sunyaev A. Reward Systems for Trustworthy Medical Federated Learning / arXiv, 2022.

365. Papadakis G., Skoutas D., Thanos E., Palpanas T. Blocking and Filtering Techniques for Entity Resolution: A Survey. *ACM Computing Surveys*. 2020. Vol. 53, No. 2. Pp. 31:1–31:42. URL: <https://doi.org/10.1145/3377455>.
366. Papadakis G., Ioannou E., Thanos E., Palpanas T. The Four Generations of Entity Resolution. *Synthesis Lectures on Data Management*. 2021. Vol. 16, No. 2. Pp. 1–170. URL: <https://doi.org/10.2200/S01067ED1V01Y202012DTM064>.
367. Pashko A., Krak I., Stelia O., Wojcik W. Baseline Wander Correction of the Electrocardiogram Signals for Effective Preprocessing: *International Scientific Conference “Intellectual Systems of Decision Making and Problem of Computational Intelligence,”* Springer, 2021. Pp. 507–518.
368. Patel A., Jain S. A Partition Based Framework for Large Scale Ontology Matching. *Recent Patents on Engineering*. 2020. Vol. 14, No. 3. Pp. 488–501. URL: <https://doi.org/10.2174/1872212113666190211141415>.
369. Patil S., Varadarajan V., Walimbe D., Gulechha S., Shenoy S., Raina A., Kotecha K. Improving the Robustness of AI-Based Malware Detection Using Adversarial Machine Learning. *Algorithms*. 2021. Vol. 14, No. 10. Pp. 297. URL: <https://doi.org/10.3390/a14100297>.
370. Pavlyshenko B. Using Stacking Approaches for Machine Learning Models: *2018 IEEE Second International Conference on Data Stream Mining Processing (DSMP)*, August 2018. Pp. 255–258. URL: <https://doi.org/10.1109/DSMP.2018.8478522>.
371. Pawar U., O’Shea D., Rea S., O’Reilly R. Explainable AI in Healthcare: *2020 International Conference on Cyber Situational Awareness, Data Analytics and Assessment (CyberSA)*, June 2020. Pp. 1–2. URL: <https://doi.org/10.1109/CyberSA49311.2020.9139655>.
372. Perera P., Oza P., Patel V. M. One-Class Classification: A Survey. *arXiv:2101.03064 [cs]*. 2021.

373. Perera P., Morariu V. I., Jain R., Manjunatha V., Wigington C., Ordonez V., Patel V. M. Generative-Discriminative Feature Representations for Open-Set Recognition 2020. Pp. 11814–11823.

374. Peters L., Galvaan R. A scoping review exploring ‘opportunity’ in occupational science: Possibilities for conceptual development. *Journal of Occupational Science*. 2021. Vol. 28, No. 2. Pp. 249–267. URL: <https://doi.org/10.1080/14427591.2020.1832906>.

375. Peters M. D. J., Marnie C., Tricco A. C., Pollock D., Munn Z., Alexander L., McInerney P., Godfrey C. M., Khalil H. Updated methodological guidance for the conduct of scoping reviews. *JBIE Evidence Synthesis*. 2020. Vol. 18, No. 10. Pp. 2119–2126. URL: <https://doi.org/10.11124/JBIES-20-00167>.

376. Petrovych V., Kuznetsov V., Manziuk E., Krak I., Kasianiuk V., Barmak O., Kulas A. I. On development classification methods for hidden features separation in data. *CEUR-WS, ISSN 1613-0073*. 2021. Vol. 3018. Pp. 25–31.

377. Pirolli P., Card S. The sensemaking process and leverage points for analyst technology as identified through cognitive task analysis January 01, 2005. Pp. 2–4.

378. Polikar R. Ensemble based systems in decision making. *IEEE Circuits and Systems Magazine*. 2006. Vol. 6, No. 3. Pp. 21–45. URL: <https://doi.org/10.1109/MCAS.2006.1688199>.

379. Pomorova O., Savenko O., Lysenko S., Kryshchuk A., Bobrovnikova K. Anti-evasion Technique for the Botnets Detection Based on the Passive DNS Monitoring and Active DNS Probing: *Computer Networks*, Cham, Springer International Publishing, 2016. Pp. 83–95. URL: [https://doi.org/10.1007/978-3-319-39207-3\\_8](https://doi.org/10.1007/978-3-319-39207-3_8).

380. Pomorova O., Savenko O., Lysenko S., Kryshchuk A., Bobrovnikova K. A Technique for the Botnet Detection Based on DNS-Traffic Analysis: *Computer Networks*, Cham, Springer International Publishing, 2015. Pp. 127–138. URL: [https://doi.org/10.1007/978-3-319-19419-6\\_12](https://doi.org/10.1007/978-3-319-19419-6_12).

381. Pooja Goyal, Deora S. S. A Review: Trust Management Techniques Used for Cloud Computing: *Proceedings of Data Analytics and Management*,

Singapore, Springer, 2022. Pp. 117–132. URL: [https://doi.org/10.1007/978-981-16-6289-8\\_12](https://doi.org/10.1007/978-981-16-6289-8_12).

382. Porayska-Pomsta K., Rajendran G. Accountability in Human and Artificial Intelligence Decision-Making as the Basis for Diversity and Educational Inclusion: *Artificial Intelligence and Inclusive Education: Speculative Futures and Emerging Practices*: J. Knox, Y. Wang, M. Gallagher. Singapore, Springer, 2019. URL: [https://doi.org/10.1007/978-981-13-8161-4\\_3](https://doi.org/10.1007/978-981-13-8161-4_3).

383. Portisch J. P. Towards Matching of Domain-Specific Schemas Using General-Purpose External Background Knowledge: *The Semantic Web: ESWC 2020 Satellite Events*, Cham, Springer International Publishing, 2020. Pp. 270–279. URL: [https://doi.org/10.1007/978-3-030-62327-2\\_42](https://doi.org/10.1007/978-3-030-62327-2_42).

384. Pramanik A., Sarkar S., Maiti J., Mitra P. RT-GSOM: Rough tolerance growing self-organizing map. *Information Sciences*. 2021. Vol. 566. Pp. 19–37. URL: <https://doi.org/10.1016/j.ins.2021.01.039>.

385. Qi Z., Zhang Z., Chen J., Chen X., Zheng Y. PRASEMap: A Probabilistic Reasoning and Semantic Embedding based Knowledge Graph Alignment System. *arXiv:2106.08801 [cs]*. 2021.

386. Quinlan J. R. C4.5: programs for machine learning: San Francisco, CA, USA: Morgan Kaufmann Publishers Inc., 1993. 302 p.

387. Rai A. Explainable AI: from black box to glass box. *Journal of the Academy of Marketing Science*. 2020. Vol. 48, No. 1. Pp. 137–141. URL: <https://doi.org/10.1007/s11747-019-00710-5>.

388. Raji I. D., Smart A., White R. N., Mitchell M., Gebru T., Hutchinson B., Smith-Loud J., Theron D., Barnes P. Closing the AI accountability gap: defining an end-to-end framework for internal algorithmic auditing: *Proceedings of the 2020 Conference on Fairness, Accountability, and Transparency*, New York, NY, USA, Association for Computing Machinery, 2020. Pp. 33–44. URL: <https://doi.org/10.1145/3351095.3372873>.

389. Rathee P., Malik S. K. IWD towards Semantic similarity measure in ontology. *Journal of Information and Optimization Sciences*. 2020. Vol. 41, No. 7. Pp. 1561–1577. URL: <https://doi.org/10.1080/02522667.2020.1802129>.

390. Reinisch E. C., Ren C. X., Roberts A., Wilson C., Eriksson P. B., Ziemann A. Remote sensing of polar ice: combining synthetic aperture radar and machine learning for operational navigability: *Algorithms for Synthetic Aperture Radar Imagery XXVIII*, International Society for Optics and Photonics, April 12, 2021. Pp. 1172806. URL: <https://doi.org/10.1117/12.2587518>.

391. Ren D., Amershi S., Lee B., Suh J., Williams J. D. Squares: Supporting Interactive Performance Analysis for Multiclass Classifiers. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*. 2017. Vol. 23, No. 1. Pp. 61–70. URL: <https://doi.org/10.1109/TVCG.2016.2598828>.

392. Ren S., Liao B., Zhu W., Li K. Knowledge-maximized ensemble algorithm for different types of concept drift. *Information Sciences*. 2018. Vol. 430–431. Pp. 261–281. URL: <https://doi.org/10.1016/j.ins.2017.11.046>.

393. Ren Y., Zhang L., Suganthan P. N. Ensemble Classification and Regression-Recent Developments, Applications and Future Directions [Review Article]. *IEEE Computational Intelligence Magazine*. 2016. Vol. 11, No. 1. Pp. 41–53. URL: <https://doi.org/10.1109/MCI.2015.2471235>.

394. Rethlefsen M. L., Kirtley S., Waffenschmidt S., Ayala A. P., Moher D., Page M. J., Koffel J. B., Blunt H., Brigham T., Chang S., Clark J., Conway A., Couban R., Kock S. de, Farrah K., Fehrmann P., Foster M., Fowler S. A., Glanville J., Harris E., Hoffecker L., Isojarvi J., Kaunelis D., Ket H., Levay P., Lyon J., McGowan J., Murad M. H., Nicholson J., Pannabecker V., Paynter R., Pinotti R., Ross-White A., Sampson M., Shields T., Stevens A., Sutton A., Weinfurter E., Wright K., Young S., PRISMA-S Group. PRISMA-S: an extension to the PRISMA Statement for Reporting Literature Searches in Systematic Reviews. *Systematic Reviews*. 2021. Vol. 10, No. 1. Pp. 1–39. URL: <https://doi.org/10.1186/s13643-020-01542-z>.

395. Ribeiro V. H. A., Reynoso-Meza G. A multi-objective optimization design framework for ensemble generation: *Proceedings of the Genetic and Evolutionary Computation Conference Companion*, New York, NY, USA, Association for Computing Machinery, July 06, 2018. Pp. 1882–1885. URL: <https://doi.org/10.1145/3205651.3208219>.

396. Rinaldi A. M., Russo C., Madani K. A Semantic Matching Strategy for Very Large Knowledge Bases Integration. *International Journal of Information Technology and Web Engineering (IJITWE)*. 2020. Vol. 15, No. 2. Pp. 1–29. URL: <https://doi.org/10.4018/IJITWE.2020040101>.

397. Rind A., Aigner W., Wagner M., Miksch S., Lammarsch T. Task Cube: A three-dimensional conceptual space of user tasks in visualization design and evaluation. *Information Visualization*. 2016. Vol. 15, No. 4. Pp. 288–300. URL: <https://doi.org/10.1177/1473871615621602>.

398. Rodríguez-Ruiz J., Mata-Sánchez J. I., Monroy R., Loyola-González O., López-Cuevas A. A one-class classification approach for bot detection on Twitter. *Computers & Security*. 2020. Vol. 91. Pp. 101715. URL: <https://doi.org/10.1016/j.cose.2020.101715>.

399. Ruan Y., Fox G. A Robust and Scalable Solution for Interpolative Multidimensional Scaling with Weighting: *2013 IEEE 9th International Conference on e-Science*, October 2013. Pp. 61–69. URL: <https://doi.org/10.1109/eScience.2013.30>.

400. Ruff L., Kauffmann J. R., Vandermeulen R. A., Montavon G., Samek W., Kloft M., Dietterich T. G., Müller K.-R. A Unifying Review of Deep and Shallow Anomaly Detection. *Proceedings of the IEEE*. 2021. Vol. 109, No. 5. Pp. 756–795. URL: <https://doi.org/10.1109/JPROC.2021.3052449>.

401. Ryan M. In *AI We Trust: Ethics, Artificial Intelligence, and Reliability. Science and Engineering Ethics*. 2020. Vol. 26, No. 5. Pp. 2749–2767. URL: <https://doi.org/10.1007/s11948-020-00228-y>.

402. Rzheuskyi A., Kutyuk O., Voloshyn O., Kowalska-Styczen A., Voloshyn V., Chyrun L., Chyrun S., Peleshko D., Rak T. The Intellectual System Development of Distant Competencies Analyzing for IT Recruitment: *Advances in Intelligent Systems and Computing IV*, Cham, Springer International Publishing, 2020. Pp. 696–720. URL: [https://doi.org/10.1007/978-3-030-33695-0\\_47](https://doi.org/10.1007/978-3-030-33695-0_47).

403. Sabeti S., Shoghli O., Baharani M., Tabkhi H. Toward AI-enabled augmented reality to enhance the safety of highway work zones: Feasibility,

requirements, and challenges. *Advanced Engineering Informatics*. 2021. Vol. 50. Pp. 101429. URL: <https://doi.org/10.1016/j.aei.2021.101429>.

404. Sacha D., Kraus M., Keim D. A., Chen M. VIS4ML: An Ontology for Visual Analytics Assisted Machine Learning. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*. 2019. Vol. 25, No. 1. Pp. 385–395. URL: <https://doi.org/10.1109/TVCG.2018.2864838>.

405. Sacha D., Zhang L., Sedlmair M., Lee J. A., Peltonen J., Weiskopf D., North S. C., Keim D. A. Visual Interaction with Dimensionality Reduction: A Structured Literature Analysis. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*. 2017. Vol. 23, No. 1. Pp. 241–250. URL: <https://doi.org/10.1109/TVCG.2016.2598495>.

406. Sacha D., Stoffel A., Stoffel F., Kwon B. C., Ellis G., Keim D. A. Knowledge Generation Model for Visual Analytics. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*. 2014. Vol. 20, No. 12. Pp. 1604–1613. URL: <https://doi.org/10.1109/TVCG.2014.2346481>.

407. Safaeipour H., Fazel Zarandi M. H., Bastani S. Mapping Crisp Structural Semantic Similarity Measures to Fuzzy Context: A Generic Approach. *International Journal of Fuzzy Systems*. 2020. Vol. 22, No. 4. Pp. 1224–1242. URL: <https://doi.org/10.1007/s40815-020-00833-w>.

408. Sagar S., Mahmood A., Sheng Q. Z., Pabani J. K., Zhang W. E. Understanding the Trustworthiness Management in the Social Internet of Things: A Survey. *arXiv:2202.03624 [cs]*. 2022.

409. Sahba A., Das A., Rad P., Jamshidi M. Image Graph Production by Dense Captioning: 2018 World Automation Congress (WAC), June 2018. Pp. 1–5. URL: <https://doi.org/10.23919/WAC.2018.8430485>.

410. Sarker I. H. Machine Learning: Algorithms, Real-World Applications and Research Directions. *SN Computer Science*. 2021. Vol. 2, No. 3. Pp. 160. URL: <https://doi.org/10.1007/s42979-021-00592-x>.

411. Sarker I. H. AI-Based Modeling: Techniques, Applications and Research Issues Towards Automation, Intelligent and Smart Systems. *SN*

*Computer Science*. 2022. Vol. 3, No. 2. Pp. 158. URL: <https://doi.org/10.1007/s42979-022-01043-x>.

412. Savenko O., Martynyuk V., Fedula M., Koretska L., Makaryshkin D. Automated Control Method for Charging Supercapacitors based on Relaxation Characteristics: 2021 11th IEEE International Conference on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems: Technology and Applications (IDAACS), September 2021. Pp. 377–382. URL: <https://doi.org/10.1109/IDAACS53288.2021.9660952>.

413. Savić D. Savić D. From Digitization and Digitalization to Digital Transformation: A Case for Grey Literature Management. *Grey Journal (TGJ)*. Spring2020. 2020. Vol. 16, No. 1. Pp. 28–33.

414. Scher S., Trügler A. Robustness of Machine Learning Models Beyond Adversarial Attacks. 2022. Pp. 1–25. URL: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2204.10046>.

415. Schneider T., Šimkus M. Special Issue on Ontologies and Data Management: Part I. *KI – Künstliche Intelligenz*. 2020. Vol. 34, No. 3. Pp. 287–289. URL: <https://doi.org/10.1007/s13218-020-00682-7>.

416. Schneider T., Šimkus M. Special Issue on Ontologies and Data Management: Part II. *KI - Künstliche Intelligenz*. 2020. Vol. 34, No. 4. Pp. 439–441. URL: <https://doi.org/10.1007/s13218-020-00693-4>.

417. Sebei H., Hadj Taieb M. A., Ben Aouicha M. SNOWL model: social networks unification-based semantic data integration. *Knowledge and Information Systems*. 2020. Vol. 62, No. 11. Pp. 4297–4336. URL: <https://doi.org/10.1007/s10115-020-01498-5>.

418. Sedlmair M., Heinzl C., Bruckner S., Piringer H., Möller T. Visual Parameter Space Analysis: A Conceptual Framework. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*. 2014. Vol. 20, No. 12. Pp. 2161–2170. URL: <https://doi.org/10.1109/TVCG.2014.2346321>.

419. Serban A., Blom K. van der, Hoos H., Visser J. Practices for Engineering Trustworthy Machine Learning Applications: 2021 IEEE/ACM 1st Workshop on AI

*Engineering – Software Engineering for AI (WAIN)*, 2021. Pp. 97–100. URL: <https://doi.org/10.1109/WAIN52551.2021.00021>.

420. Shafronenko A., Bodyanskiy Y., Pliss I., Irina K. Online Credibilistic Fuzzy Clustering Method Based on Cauchy Density Distribution Function: *2021 11th International Conference on Advanced Computer Information Technologies (ACIT)*, September 2021. Pp. 704–707. URL: <https://doi.org/10.1109/ACIT52158.2021.9548572>.

421. Shah N. B., Balakrishnan S., Guntuboyina A., Wainwright M. J. Stochastically transitive models for pairwise comparisons: statistical and computational issues: *Proceedings of the 33rd International Conference on International Conference on Machine Learning - Volume 48*, New York, NY, USA, JMLR.org, June 19, 2016. Pp. 11–20.

422. Shakhovska N., Yakovyna V. Feature Selection and Software Defect Prediction by Different Ensemble Classifiers: *Database and Expert Systems Applications*, Cham, Springer International Publishing, 2021. Pp. 307–313. URL: [https://doi.org/10.1007/978-3-030-86472-9\\_28](https://doi.org/10.1007/978-3-030-86472-9_28).

423. Sharma S., Henderson J., Ghosh J. CERTIFAI: A Common Framework to Provide Explanations and Analyse the Fairness and Robustness of Black-box Models: *Proceedings of the AAAI/ACM Conference on AI, Ethics, and Society*. New York, NY, USA, Association for Computing Machinery, 2020.

424. Sheng W., Shan P., Chen S., Liu Y., Alsaadi F. E. A niching evolutionary algorithm with adaptive negative correlation learning for neural network ensemble. *Neurocomputing*. 2017. Vol. 247. Pp. 173–182. URL: <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2017.03.055>.

425. Sheykhmousa M., Mahdianpari M., Ghanbari H., Mohammadimanesh F., Ghamisi P., Homayouni S. Support Vector Machine Versus Random Forest for Remote Sensing Image Classification: A Meta-Analysis and Systematic Review. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*. 2020. Vol. 13. Pp. 6308–6325. URL: <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2020.3026724>.

426. Shipp C. A., Kuncheva L. I. Relationships between combination methods and measures of diversity in combining classifiers. *Information Fusion*. 2002. Vol. 3, No. 2. Pp. 135–148. URL: [https://doi.org/10.1016/S1566-2535\(02\)00051-9](https://doi.org/10.1016/S1566-2535(02)00051-9).

427. Shteingart H., Marom E., Itkin I., Shabat G., Kolomenkin M., Salhov M., Katzir L. Majority Voting and the Condorcet's Jury Theorem. *arXiv:2002.03153 [cs, stat]*. 2020.

428. Shumilo L., Lavreniuk M., Kussul N., Shevchuk B. Automatic Deforestation Detection based on the Deep Learning in Ukraine: *2021 11th IEEE International Conference on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems: Technology and Applications (IDAACS)*, IEEE, 2021. Pp. 337–342.

429. Shylo V. P., Glybovets M. M., Gulayeva N. M., Nikishchikhina K. V. Genetic Algorithm of Tournament Crowding Based on Gaussian Mutation. *Cybernetics and Systems Analysis*. 2020. Vol. 56, No. 2. Pp. 231–242. URL: <https://doi.org/10.1007/s10559-020-00239-4>.

430. Siau K., Wang W. Artificial Intelligence (AI) Ethics: Ethics of AI and Ethical AI. *Journal of Database Management (JDM)*. 2020. Vol. 31, No. 2. Pp. 74–87. URL: <https://doi.org/10.4018/JDM.2020040105>.

431. Singh H., Jain P., Mausam, Chakrabarti S. Multilingual Knowledge Graph Completion with Joint Relation and Entity Alignment. *arXiv:2104.08804 [cs]*. 2021.

432. Snyder H. Literature review as a research methodology: An overview and guidelines. *Journal of Business Research*. 2019. Vol. 104. Pp. 333–339. URL: <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2019.07.039>.

433. Soares R. G. F., Chen H., Yao X. A Cluster-Based Semisupervised Ensemble for Multiclass Classification. *IEEE Transactions on Emerging Topics in Computational Intelligence*. 2017. Vol. 1, No. 6. Pp. 408–420. URL: <https://doi.org/10.1109/TETCI.2017.2743219>.

434. Sohrabi C., Franchi T., Mathew G., Kerwan A., Nicola M., Griffin M., Agha M., Agha R. PRISMA 2020 statement: What's new and the importance of

reporting guidelines. *International Journal of Surgery*. 2021. Vol. 88. Pp. 105918. URL: <https://doi.org/10.1016/j.ijisu.2021.105918>.

435. Söllner M., Hoffmann A., Leimeister J. M. Why different trust relationships matter for information systems users. *European Journal of Information Systems*. 2016. Vol. 25, No. 3. Pp. 274–287. URL: <https://doi.org/10.1057/ejis.2015.17>.

436. Spanton R. W., Guest O. Measuring Trustworthiness or Automating Physiognomy? A Comment on Safra, Chevallier, Gr`ezes, and Baumard (2020). *arXiv:2202.08674 [cs]*. 2022.

437. Sperrle F., El-Assady M., Guo G., Borgo R., Chau D. H., Endert A., Keim D. A Survey of Human-Centered Evaluations in Human-Centered Machine Learning. *Computer Graphics Forum*. 2021. Vol. 40, No. 3. Pp. 543–567. URL: <https://doi.org/10.1111/cgf.14329>.

438. Stahl B. C. From computer ethics and the ethics of AI towards an ethics of digital ecosystems. *AI and Ethics*. 2021. URL: <https://doi.org/10.1007/s43681-021-00080-1>.

439. Stelia O., Krak I., Potapenko L. Controlled Spline of Third Degree: Approximation Properties and Practical Application: *Lecture Notes in Computational Intelligence and Decision Making*, Cham , Springer International Publishing, 2020. Pp. 215–224. URL: [https://doi.org/10.1007/978-3-030-26474-1\\_16](https://doi.org/10.1007/978-3-030-26474-1_16).

440. Stix C. A Survey of the European Union’s Artificial Intelligence Ecosystem / Rochester, NY: Social Science Research Network, 2019.

441. Stojkoska B. R. A taxonomy of localization techniques based on multidimensional scaling: *2016 39th International Convention on Information and Communication Technology, Electronics and Microelectronics (MIPRO)*, May 2016. Pp. 649–654. URL: <https://doi.org/10.1109/MIPRO.2016.7522221>.

442. Strobelt H., Gehrmann S., Pfister H., Rush A. M. LSTMVis: A Tool for Visual Analysis of Hidden State Dynamics in Recurrent Neural Networks. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*. 2018. Vol. 24, No. 1. Pp. 667–676. URL: <https://doi.org/10.1109/TVCG.2017.2744158>.

443. Sultani W., Chen C., Shah M. Real-world Anomaly Detection in Surveillance Videos. *arXiv:1801.04264 [cs]*. 2019.

444. Sunilkumar P., Shaji A. P. A Survey on Semantic Similarity: 2019 *International Conference on Advances in Computing, Communication and Control (ICAC3)*, December 2019. Pp. 1–8. URL: <https://doi.org/10.1109/ICAC347590.2019.9036843>.

445. Svirnevskiy M., Barmak O., Ivaschenko S., Krak I. Face Image Transformations for Correct Recognition Problems Solving: 2019 *IEEE International Conference on Advanced Trends in Information Theory (ATIT)*, 2019. Pp. 415–419. URL: <https://doi.org/10.1109/ATIT49449.2019.9030513>.

446. Tamers S. L., Streit J., Pana-Cryan R., Ray T., Syron L., Flynn M. A., Castillo D., Roth G., Geraci C., Guerin R., Schulte P., Henn S., Chang C.-C., Felknor S., Howard J. Envisioning the future of work to safeguard the safety, health, and well-being of the workforce: A perspective from the CDC's National Institute for Occupational Safety and Health. *American Journal of Industrial Medicine*. 2020. Vol. 63, No. 12. Pp. 1065–1084. URL: <https://doi.org/10.1002/ajim.23183>.

447. Tams S., Thatcher J. B., Craig K. How and why trust matters in post-adoptive usage: The mediating roles of internal and external self-efficacy. *The Journal of Strategic Information Systems*. 2018. Vol. 27, No. 2. Pp. 170–190. URL: <https://doi.org/10.1016/j.jsis.2017.07.004>.

448. Team A. N. P. The Toronto Declaration: Protecting the rights to equality and non-discrimination in machine learning systems / 2018.

449. Teslyuk V., Pavliuk O., Kazymyra I. Model for Determining the Optimal Structure of Hierarchical Asymmetric Branched Computer Networks: 2021 *IEEE 32nd International Conference on Microelectronics (MIEL)*, September 2021. Pp. 259–262. URL: <https://doi.org/10.1109/MIEL52794.2021.9569115>.

450. Teso S., Kersting K. Explanatory Interactive Machine Learning: *Proceedings of the 2019 AAAI/ACM Conference on AI, Ethics, and Society*, New

York, NY, USA, Association for Computing Machinery, January 27, 2019. Pp. 239–245. URL: <https://doi.org/10.1145/3306618.3314293>.

451. Thelwall M. The pros and cons of the use of altmetrics in research assessment. *Scholarly Assessment Reports*. 2020. Vol. 2, No. 1. Pp. 1–9. URL: <https://doi.org/10.29024/sar.10>.

452. Thiebes S., Lins S., Sunyaev A. Trustworthy artificial intelligence. *Electronic Markets*. 2021. Vol. 31, No. 2. Pp. 447–464. URL: <https://doi.org/10.1007/s12525-020-00441-4>.

453. Thomas J. J., Cook K. A. A visual analytics agenda. *IEEE Computer Graphics and Applications*. 2006. Vol. 26, No. 1. Pp. 10–13. URL: <https://doi.org/10.1109/MCG.2006.5>.

454. Thomaz F., Efremova N., Mazzi F., Clark G., Macdonald E., Hadi R., Bell J. J., Stephen A. T. Ethics for AI in Business / Rochester, NY: Social Science Research Network, 2021. 1–36 p.

455. Tigre F. B., Henriques P. L., Curado C. Building trustworthiness: Leadership self-portraits. *Quality & Quantity*. 2022. URL: <https://doi.org/10.1007/s11135-021-01291-8>.

456. Tolstyak Y., Zhuk R., Yakovlev I., Shakhovska N., Gregus ml M., Chopyak V., Melnykova N. The Ensembles of Machine Learning Methods for Survival Predicting after Kidney Transplantation. *Applied Sciences*. 2021. Vol. 11, No. 21. Pp. 1–18. URL: <https://doi.org/10.3390/app112110380>.

457. Tong R., Brewer M., Flavell H., Roberts L. D. Professional and interprofessional identities: a scoping review. *Journal of Interprofessional Care*. 2020. Pp. 1–9. URL: <https://doi.org/10.1080/13561820.2020.1713063>.

458. Toreini E., Aitken M., Coopamootoo K., Elliott K., Zelaya C. G., Moorsel A. van. The relationship between trust in AI and trustworthy machine learning technologies: *Proceedings of the 2020 Conference on Fairness, Accountability, and Transparency*, New York, NY, USA, Association for Computing Machinery, 2020. Pp. 272–283. URL: <https://doi.org/10.1145/3351095.3372834>.

459. Torens C., Durak U., Dauer J. C. Guidelines and Regulatory Framework for Machine Learning in Aviation: *AIAA SCITECH 2022 Forum*. American Institute of Aeronautics and Astronautics. URL: <https://doi.org/10.2514/6.2022-1132>.

460. Trewin S., Basson S., Muller M., Branham S., Treviranus J., Gruen D., Hebert D., Lyckowski N., Manser E. Considerations for AI fairness for people with disabilities. *AI Matters*. 2019. Vol. 5, No. 3. Pp. 40–63. URL: <https://doi.org/10.1145/3362077.3362086>.

461. Tricco A. C., Lillie E., Zarin W., O'Brien K. K., Colquhoun H., Levac D., Moher D., Peters M. D. J., Horsley T., Weeks L., Hempel S., Akl E. A., Chang C., McGowan J., Stewart L., Hartling L., Aldcroft A., Wilson M. G., Garritty C., Lewin S., Godfrey C. M., Macdonald M. T., Langlois E. V., Soares-Weiser K., Moriarty J., Clifford T., Tunçalp Ö., Straus S. E. PRISMA Extension for Scoping Reviews (PRISMA-ScR): Checklist and Explanation. *Annals of Internal Medicine*. 2018. Vol. 169, No. 7. Pp. 467–473. URL: <https://doi.org/10.7326/M18-0850>.

462. Tsmots I., Rabyk V., Lukaschuk Y., Teslyuk V., Liubun Z. Neural Network Technology for Protecting Cryptographic Data: *2021 IEEE 12th International Conference on Electronics and Information Technologies (ELIT)*, 2021. Pp. 103–108. URL: <https://doi.org/10.1109/ELIT53502.2021.9501094>.

463. Tulashvili Y., Turbal Y., Alkaleg D. A., Pasichnyk V., Sumayya Ali A. S., Kunanets N. The Optimal Tour Problem in Smart Tourism Recommender Systems: *2020 IEEE 15th International Conference on Computer Sciences and Information Technologies (CSIT)*, September 2020. Pp. 246–250. URL: <https://doi.org/10.1109/CSIT49958.2020.9322043>.

464. Turbal Y., Turbal M., Bomba A., Driwi A. a. H., Kunanets N. Modification of the “Piramidal” algorithm of the small time series forecasting. *CEUR Workshop Proc.* 2021. Pp. 223–232.

465. Turbal Y., Babych S., Kunanets N., Melnyk L., Pasichnyk V. “Permanent” algorithm for the meeting shedule problem: *2021 IEEE 16th International Conference on Computer Sciences and Information Technologies*

(CSIT), September 2021. Pp. 355–359. URL: <https://doi.org/10.1109/CSIT52700.2021.9648831>.

466. Udrea O., Getoor L., Miller R. J. Leveraging data and structure in ontology integration: *Proceedings of the 2007 ACM SIGMOD international conference on Management of data*, New York, NY, USA, Association for Computing Machinery, June 11, 2007. Pp. 449–460. URL: <https://doi.org/10.1145/1247480.1247531>.

467. Ueda N., Nakano R. Generalization error of ensemble estimators: *Proceedings of International Conference on Neural Networks (ICNN'96)*, June 1996. Pp. 90–95. URL: <https://doi.org/10.1109/ICNN.1996.548872>.

468. Vapnik V. N. An overview of statistical learning theory. *IEEE Transactions on Neural Networks*. 1999. Vol. 10, No. 5. Pp. 988–999. URL: <https://doi.org/10.1109/72.788640>.

469. Vardeman S. B., Morris M. D. Majority Voting by Independent Classifiers Can Increase Error Rates. *The American Statistician*. 2013. Vol. 67, No. 2. Pp. 94–96. URL: <https://doi.org/10.1080/00031305.2013.778788>.

470. Venkatesan V., Lehinevych T., Cherubini G., Glybovets A., Lantz M. Graph-Based Data Relevance Estimation for Large Storage Systems: *2018 IEEE International Congress on Big Data (BigData Congress)*, July 2018. Pp. 232–236. URL: <https://doi.org/10.1109/BigDataCongress.2018.00040>.

471. Vesnic-Alujevic L., Nascimento S., Pólvara A. Societal and ethical impacts of artificial intelligence: Critical notes on European policy frameworks. *Telecommunications Policy*. 2020. Vol. 44, No. 6. Pp. 101961. URL: <https://doi.org/10.1016/j.telpol.2020.101961>.

472. Vlasenko A., Rashkevych Y., Vlasenko N., Peleshko D., Vynokurova O. A Hybrid EMD - Neuro-Fuzzy Model for Financial Time Series Analysis: *2020 IEEE Third International Conference on Data Stream Mining Processing (DSMP)*, 2020. Pp. 112–115. URL: <https://doi.org/10.1109/DSMP47368.2020.9204179>.

473. Vlasenko A., Vlasenko N., Vynokurova O., Bodyanskiy Y., Peleshko D. A Novel Ensemble Neuro-Fuzzy Model for Financial Time Series Forecasting. *Data*. 2019. Vol. 4, No. 3. Pp. 126. URL: <https://doi.org/10.3390/data4030126>.

474. Vlasenko A., Vlasenko N., Vynokurova O., Peleshko D. An Empirical Mode Decomposition Based Method to Synthesize Ensemble Multidimensional Gaussian Neuro-Fuzzy Models in Financial Forecasting: *Data Stream Mining & Processing*, Cham, Springer International Publishing, 2020. Pp. 140–149. URL: [https://doi.org/10.1007/978-3-030-61656-4\\_9](https://doi.org/10.1007/978-3-030-61656-4_9).

475. Vogel K. M., Reid G., Kampe C., Jones P. The impact of AI on intelligence analysis: tackling issues of collaboration, algorithmic transparency, accountability, and management. *Intelligence and National Security*. 2021. Vol. 36, No. 6. Pp. 827–848. URL: <https://doi.org/10.1080/02684527.2021.1946952>.

476. Vynokurova O., Peleshko D., Peleshko M. Hybrid Deep Convolutional Neural Network with Multimodal Fusion: *Data Stream Mining & Processing*, Cham, Springer International Publishing, 2020. Pp. 62–78. URL: [https://doi.org/10.1007/978-3-030-61656-4\\_4](https://doi.org/10.1007/978-3-030-61656-4_4).

477. Wang C., Shakhovska N., Sachenko A., Komar M. A New Approach for Missing Data Imputation in Big Data Interface. *Information Technology and Control*. 2020. Vol. 49, No. 4. Pp. 541–555. URL: <https://doi.org/10.5755/j01.itc.49.4.27386>.

478. Wang H., Bah M. J., Hammad M. Progress in Outlier Detection Techniques: A Survey. *IEEE Access*. 2019. Vol. 7. Pp. 107964–108000. URL: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2932769>.

479. Wang J., Tao Q. Machine Learning: The State of the Art. *IEEE Intelligent Systems*. 2008. Vol. 23, No. 6. Pp. 49–55. URL: <https://doi.org/10.1109/MIS.2008.107>.

480. Wang Z., Li J., Zhao Y., Setchi R., Tang J. A unified approach to matching semantic data on the Web. *Knowledge-Based Systems*. 2013. Vol. 39. Pp. 173–184. URL: <https://doi.org/10.1016/j.knosys.2012.10.015>.

481. Wang Z. A Semi-supervised Learning Approach for Ontology Matching: *The Semantic Web and Web Science*, Berlin, Heidelberg, Springer, 2014. Pp. 17–28. URL: [https://doi.org/10.1007/978-3-662-45495-4\\_2](https://doi.org/10.1007/978-3-662-45495-4_2).

482. Weikum G., Dong L., Razniewski S., Suchanek F. Machine Knowledge: Creation and Curation of Comprehensive Knowledge Bases. *arXiv:2009.11564 [cs]*. 2021.

483. Werff L. van der, Real C., Lynn T. G. Individual Trust and the Internet: *The Routledge Companion to Trust*. Routledge, 2018. 17p.

484. Van Wijk J. J. The value of visualization: *VIS 05. IEEE Visualization, 2005*, October 2005. Pp. 79–86. URL: <https://doi.org/10.1109/VISUAL.2005.1532781>.

485. Windhager F., Federico P., Schreder G., Glinka K., Dörk M., Miksch S., Mayr E. Visualization of Cultural Heritage Collection Data: State of the Art and Future Challenges. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*. 2019. Vol. 25, No. 6. Pp. 2311–2330. URL: <https://doi.org/10.1109/TVCG.2018.2830759>.

486. Wozniak A.-L., Segura S., Mazo R., Leroy S. Robustness Testing of a Machine Learning-based Road Object Detection System: An Industrial Case: *1st International Workshop on Software Engineering for Responsible Artificial Intelligence (SE4RAI)*, Pittsburgh (virtual), United States, 2022. URL: <https://doi.org/10.1145/3526073.3527592>.

487. Wu W., Zheng Y., Chen K., Wang X., Cao N. A Visual Analytics Approach for Equipment Condition Monitoring in Smart Factories of Process Industry: *2018 IEEE Pacific Visualization Symposium (PacificVis)*, April 2018. Pp. 140–149. URL: <https://doi.org/10.1109/PacificVis.2018.00026>.

488. Xiang Y., Zhang Z., Chen J., Chen X., Lin Z., Zheng Y. OntoEA: Ontology-guided Entity Alignment via Joint Knowledge Graph Embedding. *arXiv:2105.07688 [cs]*. 2021.

489. Xue X., Wu X. Optimizing biomedical ontology alignment in lexical vector space. *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*. 2020. Vol. 38, No. 5. Pp. 5609–5614. URL: <https://doi.org/10.3233/JIFS-179650>.

490. Yakovlev S., Bazilevych K., Chumachenko D., Chumachenko T., Hulianytskyi L., Meniaïlov I., Tkachenko A. The concept of developing a decision support system for the epidemic morbidity control Växjö, Sweden, 2020.

491. Yakovlev S. Configuration Spaces of Geometric Objects with Their Applications in Packing, Layout and Covering Problems: *Lecture Notes in Computational Intelligence and Decision Making*, Cham, Springer International Publishing, 2020. Pp. 122–132. URL: [https://doi.org/10.1007/978-3-030-26474-1\\_9](https://doi.org/10.1007/978-3-030-26474-1_9).

492. Yakovlev S., Kartashov O., Korobchynskiy K., Pichugina O., Yakovleva I. Information Technology for the Synthesis of Optimal Spatial Configurations with Visualization of the Decision-Making Process: *Congress on Intelligent Systems*, Singapore, Springer, 2021. Pp. 25–37. URL: [https://doi.org/10.1007/978-981-33-6981-8\\_3](https://doi.org/10.1007/978-981-33-6981-8_3).

493. Yalçın M. A., Elmqvist N., Bederson B. B. Cognitive Stages in Visual Data Exploration: *Proceedings of the Sixth Workshop on Beyond Time and Errors on Novel Evaluation Methods for Visualization*, New York, NY, USA, Association for Computing Machinery, October 24, 2016. Pp. 86–95. URL: <https://doi.org/10.1145/2993901.2993902>.

494. Yan Y., Tao Y., Jin S., Xu J., Lin H. An Interactive Visual Analytics System for Incremental Classification Based on Semi-supervised Topic Modeling: *2019 IEEE Pacific Visualization Symposium (PacificVis)*, April 2019. Pp. 148–157. URL: <https://doi.org/10.1109/PacificVis.2019.00025>.

495. Yang Y., Liu X. A re-examination of text categorization methods: *Proceedings of the 22nd annual international ACM SIGIR conference on Research and development in information retrieval*, New York, NY, USA, Association for Computing Machinery, August 01, 1999. Pp. 42–49. URL: <https://doi.org/10.1145/312624.312647>.

496. Yang Z., Yang D., Dyer C., He X., Smola A. J., Hovy E. H. Hierarchical Attention Networks for Document Classification January 01, 2016.

497. Yao G., Zeng H., Chao F., Su C., Lin C.-M., Zhou C. Integration of classifier diversity measures for feature selection-based classifier ensemble reduction. *Soft Computing*. 2016. Vol. 20, No. 8. Pp. 2995–3005. URL: <https://doi.org/10.1007/s00500-015-1927-7>.

498. Yi J. S., Kang Y. ah, Stasko J., Jacko J. A. Toward a Deeper Understanding of the Role of Interaction in Information Visualization. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*. 2007. Vol. 13, No. 6. Pp. 1224–1231. URL: <https://doi.org/10.1109/TVCG.2007.70515>.

499. You C., Robinson D. P., Vidal R. Provable Self-Representation Based Outlier Detection in a Union of Subspaces 2017. Pp. 3395–3404.

500. Yu G. Gene Ontology Semantic Similarity Analysis Using GOSemSim: *Stem Cell Transcriptional Networks: Methods and Protocols*: B. L. Kidder. New York, NY, Springer US, 2020. URL: [https://doi.org/10.1007/978-1-0716-0301-7\\_11](https://doi.org/10.1007/978-1-0716-0301-7_11).

501. Yu M., Li G., Deng D., Feng J. String similarity search and join: a survey. *Frontiers of Computer Science*. 2016. Vol. 10, No. 3. Pp. 399–417. URL: <https://doi.org/10.1007/s11704-015-5900-5>.

502. Zaheer M. Z., Lee J., Astrid M., Mahmood A., Lee S.-I. Cleaning Label Noise with Clusters for Minimally Supervised Anomaly Detection. *arXiv:2104.14770 [cs]*. 2021.

503. Zeng K., Li C., Hou L., Li J., Feng L. A comprehensive survey of entity alignment for knowledge graphs. *AI Open*. 2021. Vol. 2. Pp. 1–13. URL: <https://doi.org/10.1016/j.aiopen.2021.02.002>.

504. Zgurovsky M., Lande D., Boldak A., Yefremov K., Perestyuk M. Linguistic Analysis of Internet Media and Social Network Data in the Problems of Social Transformation Assessment. *Cybernetics and Systems Analysis*. 2021. Vol. 57, No. 2. Pp. 228–237. URL: <https://doi.org/10.1007/s10559-021-00348-8>.

505. Zgurovsky M., Boldak A., Lande D., Yefremov K., Pyshnograiev I., Soboliev A., Dmytrenko O. Enhancing the Relevance of Information Retrieval in Internet Media and Social Networks in Scenario Planning Tasks: *System Analysis & Intelligent Computing: Theory and Applications*: M. Zgurovsky, N. Pankratova. Cham, Springer International Publishing, 2022. URL: [https://doi.org/10.1007/978-3-030-94910-5\\_10](https://doi.org/10.1007/978-3-030-94910-5_10).

506. Zhang C., Zheng W., Freddolino P. L., Zhang Y. MetaGO: Predicting Gene Ontology of Non-homologous Proteins Through Low-Resolution Protein Structure Prediction and Protein–Protein Network Mapping. *Journal of Molecular Biology*. 2018. Vol. 430, No. 15. Pp. 2256–2265. URL: <https://doi.org/10.1016/j.jmb.2018.03.004>.

507. Zhang D., Mishra S., Brynjolfsson E., Etchemendy J., Ganguli D., Grosz B., Lyons T., Manyika J., Niebles J. C., Sellitto M., Shoham Y., Clark J., Perrault R. The AI Index 2021 Annual Report. *arXiv:2103.06312 [cs]*. 2021.

508. Zhang F., Qiao Q., Wang J., Liu P. Data-driven AI emergency planning in process industry. *Journal of Loss Prevention in the Process Industries*. 2022. Vol. 76. Pp. 104740. URL: <https://doi.org/10.1016/j.jlp.2022.104740>.

509. Zhang F., Guo Z. A Novel Optimization Method for Ontology Matching Based on Heuristic Population Evolution Algorithm. *Arabian Journal for Science and Engineering*. 2019. Vol. 44, No. 4. Pp. 3137–3153. URL: <https://doi.org/10.1007/s13369-018-3448-z>.

510. Zhang W., Ren D., Legrady G. Cangjie's Poetry: An Interactive Art Experience of a Semantic Human-Machine Reality. *Proceedings of the ACM on Computer Graphics and Interactive Techniques*. 2021. Vol. 4, No. 2. Pp. 19:1–19:9. URL: <https://doi.org/10.1145/3465619>.

511. Zhang X., Fan M., Wang D., Zhou P., Tao D. Top-k Feature Selection Framework Using Robust 0–1 Integer Programming. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*. 2021. Vol. 32, No. 7. Pp. 3005–3019. URL: <https://doi.org/10.1109/TNNLS.2020.3009209>.

512. Zhang Y., Bellamy R., Varshney K. Joint Optimization of AI Fairness and Utility: A Human-Centered Approach. *Proceedings of the AAAI/ACM Conference on AI, Ethics, and Society*. New York, NY, USA, Association for Computing Machinery, 2020.

513. Zhang Z., Ning H., Shi F., Farha F., Xu Y., Xu J., Zhang F., Choo K.-K. R. Artificial intelligence in cyber security: research advances, challenges, and opportunities. *Artificial Intelligence Review*. 2022. Vol. 55, No. 2. Pp. 1029–1053. URL: <https://doi.org/10.1007/s10462-021-09976-0>.

514. Zhao C., Wang Z. GOGO: An improved algorithm to measure the semantic similarity between gene ontology terms. *Scientific Reports*. 2018. Vol. 8, No. 1. Pp. 1–10. URL: <https://doi.org/10.1038/s41598-018-33219-y>.

515. Zhao J., Cao N., Wen Z., Song Y., Lin Y.-R., Collins C. #FluxFlow: Visual Analysis of Anomalous Information Spreading on Social Media. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*. 2014. Vol. 20, No. 12. Pp. 1773–1782. URL: <https://doi.org/10.1109/TVCG.2014.2346922>.

516. Zhao X., Yan X., Van Hentenryck P. Modeling Heterogeneity in Mode-Switching Behavior Under a Mobility-on-Demand Transit System: An Interpretable Machine Learning Approach. *arXiv:1902.02904 [cs, stat]*. 2019.

517. Zhong B., Li H., Luo H., Zhou J., Fang W., Xing X. Ontology-Based Semantic Modeling of Knowledge in Construction: Classification and Identification of Hazards Implied in Images. *Journal of Construction Engineering and Management*. 2020. Vol. 146, No. 4. Pp. 1–11. URL: [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)CO.1943-7862.0001767](https://doi.org/10.1061/(ASCE)CO.1943-7862.0001767).

518. Zhou C., Wang H., Wang C., Hou Z., Zheng Z., Shen S., Cheng Q., Feng Z., Wang X., Lv H., Fan J., Hu X., Hou M., Zhu Y. Geoscience knowledge graph in the big data era. *Science China Earth Sciences*. 2021. Vol. 64, No. 7. Pp. 1105–1114. URL: <https://doi.org/10.1007/s11430-020-9750-4>.

519. Zhou J., Gandomi A. H., Chen F., Holzinger A. Evaluating the Quality of Machine Learning Explanations: A Survey on Methods and Metrics. *Electronics*. 2021. Vol. 10, No. 5. Pp. 593. URL: <https://doi.org/10.3390/electronics10050593>.

520. Zhou Q., Zuley M., Guo Y., Yang L., Nair B., Vargo A., Ghannam S., Arefan D., Wu S. A machine and human reader study on AI diagnosis model safety under attacks of adversarial images. *Nature Communications*. 2021. Vol. 12, No. 1. Pp. 7281. URL: <https://doi.org/10.1038/s41467-021-27577-x>.

521. Zhou X. How to Treat the Use of Grey Literature in Software Engineering: *Proceedings of the International Conference on Software and System Processes*, New York, NY, USA, Association for Computing Machinery, June 26, 2020. Pp. 189–192. URL: <https://doi.org/10.1145/3379177.3390305>.

522. Zhu G., Iglesias C. A. Exploiting semantic similarity for named entity disambiguation in knowledge graphs. *Expert Systems with Applications*. 2018. Vol. 101. Pp. 8–24. URL: <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2018.02.011>.

523. Zhu M. Use of majority votes in statistical learning. *WIREs Computational Statistics*. 2015. Vol. 7, No. 6. Pp. 357–371. URL: <https://doi.org/10.1002/wics.1362>.

524. Zicchetti M. Cognitive Projects and the Trustworthiness of Positive Truth. *Erkenntnis*. 2022. URL: <https://doi.org/10.1007/s10670-022-00516-y>.

525. Ziesche S., Yampolskiy R. Introducing the concept of ikigai to the ethics of AI and of human enhancements: *2020 IEEE International Conference on Artificial Intelligence and Virtual Reality (AIVR)*, December 2020. Pp. 138–145. URL: <https://doi.org/10.1109/AIVR50618.2020.00032>.

526. Zvarevashe K., Olugbara O. Ensemble Learning of Hybrid Acoustic Features for Speech Emotion Recognition. *Algorithms*. 2020. Vol. 13, No. 3. Pp. 70. URL: <https://doi.org/10.3390/a13030070>.

527. Бармак А. В., Крак Ю. В., Манзюк Е. А., Мазурець О. В., Пилип'як О. В. Визначення нерелевантних ознак в малих даних на базі кластерного підходу.: *Інформаційні управляючі системи і технології*, тези доп. міжнар. наук.-техн. конф., Одеса, 2021. С. 96–99. URL: <https://doi.org/10.1016/2309-5180-2016-8-4-223-231>.

528. Бармак А. В., Крак Ю. В., Манзюк Э. А. Разнообразие как основа эффективной классификации на базе кластеризации. *Информационные управляющие системы и технологии*. тезы док. междунар. наук.-техн. конф., Одесса, 2020. С. 71–73.

529. Бармак О. В., Манзюк Е. А., Калита О. Д., Крак Ю. В., Кузнецов В. О., Куляс А. І. Розпізнавання емоційних проявів за групуванням скупченостей характерних мімічних станів обличчя людини. *Проблеми програмування*. 2020. No. 2–3. С. 173–181. URL: <https://doi.org/10.15407/pp2020.02-03.173>.

530. Бармак О. В., Калита О. Д., Манзюк Е. А. Аналіз моделей для розпізнавання мімічних проявів емоцій. *Вимірювальна та обчислювальна техніка в технологічних процесах*. 2020. No. 1. С. 77–83. URL: <https://doi.org/10.31891/2219-9365-2020-65-1-12>.

531. Бармак О. В., Манзюк Е. А., Крак Ю. В., Куляс А. І. Принципи та підходи до формування ансамблів класифікаторів на підставі агрегування їх результатів. *Штучний інтелект*. 2018. Вип. 81, No. 3. С. 62–69.

532. Бармак О. В., Крак Ю. В., Манзюк Е. А. Характеристика для вибору моделей у ансамблі класифікаторів. *Проблеми програмування*. 2018. No. 2–3. С. 171–179. URL: <https://doi.org/10.15407/pp2018.02.171>.

533. Бармак О. В., Касьянюк В. С., Крак Ю. В., Манзюк Е. А. Класифікація інформації на основі методу візуалізації даних та машинного навчання: *Ідеї академіка В.М. Глушкова і сучасні проблеми штучного інтелекту: Глушковські читання*, тези доп. всеукр. наук.-техн. конф., Київ, 2019. С. 15–16.

534. Бармак О. В., Крак Ю. В., Мазурець О. В., Манзюк Е. А. Ментально-формальні рішення машинного навчання для інформаційної технології автоматизованого створення тестів у сфері безпеки та медицини.: *Інформаційні управляючі системи і технології*. тези доп. міжнар. наук.-техн. конф., Одеса, 2021. URL: <https://doi.org/10.1016/2309-5180-2016-8-4-223-231>.

535. Бармак О.В., Манзюк Е.А., Крак Ю.В., Кудін Г.І., Куляс А.І. Аналіз та візуалізація даних в системах людино-машинного навчання: *Математичне та програмне забезпечення інтелектуальних систем*, тези доп. міжнар. наук.-техн. конф., Дніпро, 2020. С.29–30.

536. Бармак О.В., Калита О.Д., Манзюк Е.А. Модель для розпізнавання мімічних проявів емоцій. *Вісник Хмельницького національного університету. Серія «Технічні науки»*. 2020. Вип. 281, No. 1. С. 25–29. URL: <https://doi.org/10.31891/2307-5732-2020-281-1-25-29>.

537. Бодянський Є. В., Рябова Н. В., Золотухін О. В. Классификация текстовых документов с помощью нейронной сети встречного распространения с контролируемым обучением. *Науково-технічний журнал «Біоніка інтелекту»*. 2014. Вип. 82, No. 1. С. 3–7.

538. Бородін М. Ю., Манзюк Е. А., Скрипник Т. К. Забезпечення захищеності програмних систем з використанням трансформаційних перетворювань. *Актуальні проблеми комп'ютерних наук*, тези доп. всеукр. наук.-техн. конф., Хмельницький, 2019. С. 35–38.

539. Гордійчук Б. Г., Манзюк Е. А., Скрипник Т. К. Виявлення аномалій в даних. *Актуальні проблеми комп'ютерних наук*, тези доп. всеукр. наук.-техн. конф., тези доп. всеукр. наук.-техн. конф., Хмельницький, 2020. С. 72–75.

540. Гримак Р. Р., Пасічник О. А., Скрипник Т. К., Манзюк Е. А. Інформаційна технологія прийняття контрольованих критично-безпекових рішень перетворення параметрів моделей при трансфері між системами візуалізації. *Вісник Хмельницького національного університету. Серія «Технічні науки»*. 2021. Вип. 299, No. 4. С. 35–42. URL: <https://doi.org/10.31891/2307-5732-2021-297-3-35-42>.

541. Джурабаєв О. В., Бармак О. В., Манзюк Е. А., Скрипник Т. К. Інформаційна зосередженість змістовності в тексті. *Вісник Хмельницького національного університету. Серія «Технічні науки»*. 2019. Вип. 275, No. 4. С. 80–83. URL: <https://doi.org/10.31891/2307-5732-2019-275-4-80-83>.

542. Джурабаєв О. В., Бармак О. В., Манзюк Е. А. Пошук змісту в текстовій інформації: *Інтелектуальний потенціал – 2018: зб. наук. пр.*, тези доп. всеукр. наук.-техн. конф., Хмельницький, 2018. С. 35–39.

543. Крак Ю. В., Касянюк В. С., Бармак О. В., Манзюк Е. А. Побудова моделі класифікації даних для багатовимірного простору ознак: *Математичне та програмне забезпечення інтелектуальних систем*, тези доп. міжнар. наук.-техн. конф., Дніпро, 2019. С. 149–150.

544. Кузьмінський М. С., Манзюк Е. А. Система прогнозування продажів сервісних послуг в системах обслуговування. *Актуальні проблеми комп'ютерних наук*, тези доп. всеукр. наук.-техн. конф., Хмельницький, 2020. С. 157–158.

545. Ланде Д. В., Страшной Л., Балагура І. В. Метод формування та кластеризації кореляційних мереж понять. *Реєстрація, зберігання і обробка даних*. 2021. Вип. 23, No. 2. С. 27–36. URL: <https://doi.org/10.35681/1560-9189.2021.23.2.239209>.

546. Манзюк Е. Метод паралельного формування кортежів ознак даних сегменту складнокласифікованої інформації в умовах невизначеності прийняття рішень та аналізу впливу на розмежованість інформації. *Вісник Хмельницького національного університету. Серія «Технічні науки»*. 2021. Вип. 297, No. 3. С. 232–238. URL: <https://doi.org/10.31891/2307-5732-2021-297-3-232-238>.

547. Манзюк Е. Комплексний метод визначення відповідності онтології довіри до інтелектуальних інформаційних технологій та структурованого домену. *Measuring and computing devices in technological processes*. 2021. No. 2. С. 103–108. URL: <https://doi.org/10.31891/2219-9365-2021-68-2-13>.

548. Манзюк Е. А., Скрипник Т. К. Система цільової кластеризації на послідових даних. *Актуальні проблеми комп'ютерних наук*, тези доп. всеукр. наук.-техн. конф., Хмельницький, 2021. С. 364–366.

549. Манзюк Е. А., Скрипник Т. К., Гірний М. Ю. Використання штучного інтелекту для розпізнавання складових елементів об'єктів на базі зображення. *Комп'ютерні системи та інформаційні технології*. 2020. No. 1. С. 41–45. URL: <https://doi.org/10.31891/CSIT-2020-1-5>.

550. Манзюк Е. А., Крак Ю. В., Бармак О. В. Про розробку методів машинного навчання на основі довіри штучному інтелекту. *Актуальні проблеми теорії керуючих систем у комп'ютерних науках*, тези доп. всеукр. наук.-практ. конф., Слов'янськ, 2021. С. 70–72.

551. Манзюк Е. А., Крак Ю. В., Бармак О. В. Методи машинного навчання на основі довіри штучному інтелекту: *Математичне та програмне забезпечення інтелектуальних систем*, тези доп. міжнар. наук.-техн. конф., Дніпро, 2021. С. 130–131.

552. Манзюк Е. А., Бармак О. В., Крак Ю. В., Касьянюк В. С., Єфремов М. С. Методи візуального аналізу та машинного навчання для кластеризації та класифікації інформації. *Ідеї академіка В.М. Глушкова і сучасні проблеми теоретичної кібернетики: Глушковські читання*, тези доп. всеукр. наук.-техн. конф., Київ, 2020. С. 105–106.

553. Манзюк Е. А., Бармак О. В., Крак Ю. В., Касьянюк В. С. Використання комп'ютерного навчання та візуалізації даних для ефективною класифікації інформації. *Інтелектуальні системи прийняття рішень і проблеми обчислювального інтелекту*, тези доп. міжнар. наук. конф., Херсон, 2020. С. 86.

554. Побережний П. В., Манзюк Е. А., Скрипник Т. К. Інформаційна система класифікації текстової інформації: *Сучасні технології в механіці: Збірник наукових праць*, Хмельницький, 2018. С.169-173.

555. Прокопов Р. І., Манзюк Е. А., Скрипник Т. К. Інформаційна система для визначення подібності документів: *Актуальні проблеми комп'ютерних наук*, тези доп. всеукр. наук.-техн. конф., Хмельницький, 2020. С. 232–236.

556. Скрипник Т., Манзюк Е. Аналітична система визначення якості перекладу текстової інформації методами машинного навчання: *Українсько-Польські наукові діалоги*, тези доп. міжнар. наук.-техн. конф., Хмельницький – Кам'янець-Подільський, 2021. С. 151–153.

557. Скрипник Т. К., Манзюк Е. А. Метод машинного навчання для визначення якості перекладу текстової інформації. *Актуальні проблеми комп'ютерних наук*, тези доп. всеукр. наук.-техн. конф., Хмельницький, 2021. С. 404–405.

558. Скрипник Т. К., Манзюк Е. А., Москалюк С. С. Ефективний інтерфейс користувача. *Вісник Хмельницького національного університету. Серія «Технічні науки»*. 2017. Vol. 245, No. 1. С. 132–135.

559. Скрипник Т. К., Манзюк Е. А., Свистун С. О. Архітектура каркасу model-view-controller при розробці веб-додатків. *Вісник Хмельницького національного університету. Серія «Технічні науки»*. 2017. Vol. 249, No. 3. С. 208–212.

560. Стасенко Д. В., Островка Д. В., Теслюк В. М. Розроблення автономної системи керування мобільною робототехнічною системою з використанням моделей на підставі штучних нейромереж. *Науковий вісник НЛТУ України*. 2021. Vol. 31, No. 6. С. 112–117. URL: <https://doi.org/10.36930/40310617>.

561. Тростинський Н. М., Пасічник О. А., Скрипник Т. К., Манзюк Е. А. Інформаційна технологія оптимізації контрольованих людиною критично-безпекових рішень при перегляді хмар точок “web point cloud viewer.” *Вісник Хмельницького національного університету. Серія «Технічні науки»*. 2021.

Вип. 299, No. 4. С. 11–17. URL: <https://doi.org/10.31891/2307-5732-2021-297-3-11-17>.

562. Про схвалення Концепції розвитку штучного інтелекту в Україні: URL: <https://zakon.rada.gov.ua/go/1556-2020-%D1%80>Офіційний вебпортал парламенту України (дата звернення: 16.06.22).

563. A guide to good practice for digital and data-driven health technologies: URL: <https://www.gov.uk/government/publications/code-of-conduct-for-data-driven-health-and-care-technology/initial-code-of-conduct-for-data-driven-health-and-care-technology>GOV.UK (accessed: 27.03.22).

564. Artificial Intelligence Committee – Committees - UK Parliament Reports, special reports and government responses: URL: <https://committees.parliament.uk/work/633/artificial-intelligence-committee-followup/publications/> (accessed: 29.03.22).

565. Recommendation CM/Rec(2020)1 of the Committee of Ministers to member States on the human rights impacts of algorithmic systems: URL: [https://search.coe.int/cm/pages/result\\_details.aspx?objectid=09000016809e1154](https://search.coe.int/cm/pages/result_details.aspx?objectid=09000016809e1154) (accessed: 29.03.22).

566. Responsible AI principles from Microsoft: URL: <https://www.microsoft.com/en-us/ai/responsible-ai>Microsoft (accessed: 31.03.22).

567. Declaration of Montréal for a responsible development of AI: URL: <https://www.montrealdeclaration-responsibleai.com/respaideclaration> (accessed: 31.03.22).

568. IEEE Ethics In Action in Autonomous and Intelligent Systems | IEEE SA: URL: [https://ethicsinaction.ieee.org/Ethics In Action | Ethically Aligned Design](https://ethicsinaction.ieee.org/Ethics%20In%20Action%20-%20Ethically%20Aligned%20Design) (accessed: 31.03.22).

569. The OECD Artificial Intelligence (AI) Principles: URL: <https://oecd.ai/en/ai-principles> (accessed: 31.03.22).

570. Recommendation on the ethics of artificial intelligence: URL: <https://en.unesco.org/artificial-intelligence/ethics>UNESCO (accessed: 31.03.22).

571. Governance Principles for the New Generation Artificial Intelligence-- Developing Responsible Artificial Intelligence: URL:

<https://www.chinadaily.com.cn/a/201906/17/WS5d07486ba3103dbf14328ab7.html>  
(accessed: 31.03.22).

572. Resolutions and Declaration from the 2018 International Conference of Data Protection and Privacy Commissioners | European Data Protection Supervisor: URL: [https://edps.europa.eu/data-protection/our-work/publications/international-conferences/resolutions-and-declaration-2018\\_en](https://edps.europa.eu/data-protection/our-work/publications/international-conferences/resolutions-and-declaration-2018_en)  
(accessed: 31.03.22).

573. Secretary-General's Roadmap for Digital Cooperation: URL: <https://www.un.org/en/content/digital-cooperation-roadmap/> (accessed: 31.03.22).

574. Social Principles of Human-Centric AI: URL: <https://www8.cao.go.jp/cstp/english/humancentricai.pdf> (accessed: 31.03.22).

575. Artificial intelligence: the opinion of the CNIL and its counterparts on the future European regulation | CNIL: URL: <https://www.cnil.fr/en/artificial-intelligence-opinion-cnil-and-its-counterparts-future-european-regulation>  
(accessed: 31.03.22).

576. Artificial intelligence and privacy: URL: <https://www.datatilsynet.no/en/regulations-and-tools/reports-on-specific-subjects/ai-and-privacy/Datatilsynet> (accessed: 31.03.22).

577. IBM: Everyday Ethics for Artificial Intelligence: URL: <https://www.ibm.com/watson/assets/duo/pdf/everydayethics.pdf>  
(accessed: 31.03.22).

578. SAP's Guiding Principles for Artificial Intelligence: URL: [https://news.sap.com/2018/09/sap-guiding-principles-for-artificial-intelligence/SAP News Center](https://news.sap.com/2018/09/sap-guiding-principles-for-artificial-intelligence/SAP%20News%20Center) (accessed: 31.03.22).

579. Nordic engineers' stand on Artificial Intelligence and Ethics Report Produced by the IT University of Copenhagen in cooperation with ANE.: URL: <https://ipaper.ipapercms.dk/IDA/ane/report/?page=1> (accessed: 31.03.22).

580. Future of Life Institute: AI Principles: URL: <https://futureoflife.org/2017/08/11/ai-principles/> Future of Life Institute  
(accessed: 31.03.22).

581. WFEO-CEIT-Big Data and AI Principles in Engineering: URL: <http://www.wfeo.org/big-data-and-ai-principles-in-engineering/WFEO> (accessed: 31.03.22).

582. Artificial Intelligence Standards Roadmap: Making Australia's Voice Heard: URL: <https://www.standards.org.au/getmedia/ede81912-55a2-4d8e-849f-9844993c3b9d/1515-An-Artificial-Intelligence-Standards-Roadmap12-02-2020.pdf.aspx> Standards Australia (accessed: 31.03.22).

583. Unboxing artificial intelligence: 10 steps to protect human rights: URL: [https://www.coe.int/en/web/commissioner/view/-/asset\\_publisher/ugj3i6qSEkhZ/content/unboxing-artificial-intelligence-10-steps-to-protect-human-rights](https://www.coe.int/en/web/commissioner/view/-/asset_publisher/ugj3i6qSEkhZ/content/unboxing-artificial-intelligence-10-steps-to-protect-human-rights) Commissioner for Human Rights (accessed: 31.03.22).

584. Ethics guidelines for trustworthy AI | Shaping Europe's digital future: URL: <https://digital-strategy.ec.europa.eu/en/library/ethics-guidelines-trustworthy-ai> (accessed: 23.07.21).

585. Digital Policies Frameworks: URL: [https://docs.google.com/spreadsheets/d/1mU2brATV\\_fgd5MRGfT2ASOFepAI1pi\\_vwhGm0VCT22\\_U/edit#gid=0](https://docs.google.com/spreadsheets/d/1mU2brATV_fgd5MRGfT2ASOFepAI1pi_vwhGm0VCT22_U/edit#gid=0) (accessed: 23.07.21).

586. EUR-Lex - 52021PC0206 – EN – EUR-Lex, Proposal for a Regulation of the European Parliament and the Council laying down requirements for Artificial Intelligence: URL: <https://eur-lex.europa.eu/legal-content/EN/TXT/?uri=CELEX%3A52021PC0206> (accessed: 23.07.21).

587. ISO/IEC TR 24028:2020: URL: <https://www.iso.org/cms/render/live/en/sites/isoorg/contents/data/standard/07/76/77608.html> ISO (accessed: 23.07.21).

588. Europe's trustworthy AI meets AI ethics: URL: <https://www2.deloitte.com/nl/nl/pages/risk/articles/europes-trustworthy-ai-meets-ai-ethics.html> Deloitte Netherlands (accessed: 06.08.21).

589. Assessment List for Trustworthy Artificial Intelligence (ALTAI) for self-assessment | Shaping Europe's digital future: URL: <https://digital-strategy.ec.europa.eu/en/library/assessment-list-trustworthy-artificial-intelligence-altai-self-assessment> (accessed: 23.07.21).

590. Network and Parallel Computing: 11th IFIP WG 10.3 International Conference, NPC 2014, Ilan, Taiwan, September 18-20, 2014, Proceedings / C.-H. Hsu, X. Shi, V. Salapura. Berlin Heidelberg: Springer-Verlag, 2014.

591. Літературний письмовий твір наукового характеру «Інформаційна технологія раннього діагностування захворювань легень за ментально-формальною нейромережевою моделлю»/ П.М. Радюк, О.В. Бармак, Е.А. Манзюк, О.В. Мазурець, Р.О. Багрій, М.О. Молчанова, О.В. Собко. – Свідоцтво про реєстрацію авторського права на твір № 109538 від 17.11.21 р., Державний департамент інтелектуальної власності.

592. Літературний письмовий твір наукового характеру «Інформаційна система візуального подання та пояснення результатів ідентифікації захворювання легень за медичними зображеннями грудної клітини»/ П.М. Радюк, О.В. Бармак Е.А. Манзюк, О.В. Мазурець, Р.О. Багрій, М.О. Молчанова, О.В. Собко. – Свідоцтво про реєстрацію авторського права на твір № 109539 від 17.11.21 р., Державний департамент інтелектуальної власності.

593. Твір наукового характеру «Інформаційна система альтернативної комунікації для безконтактного введення текстових повідомлень з використанням обмеженої кількості простих рухів»/ Р.О. Багрій, О.В. Бармак, О.В. Мазурець, Е.А. Манзюк, П.М. Радюк, М.О. Молчанова, О.В. Собко. – Свідоцтво про реєстрацію авторського права на твір № 109262 від 09.11.21 р., Державний департамент інтелектуальної власності.

## ДОДАТОК А

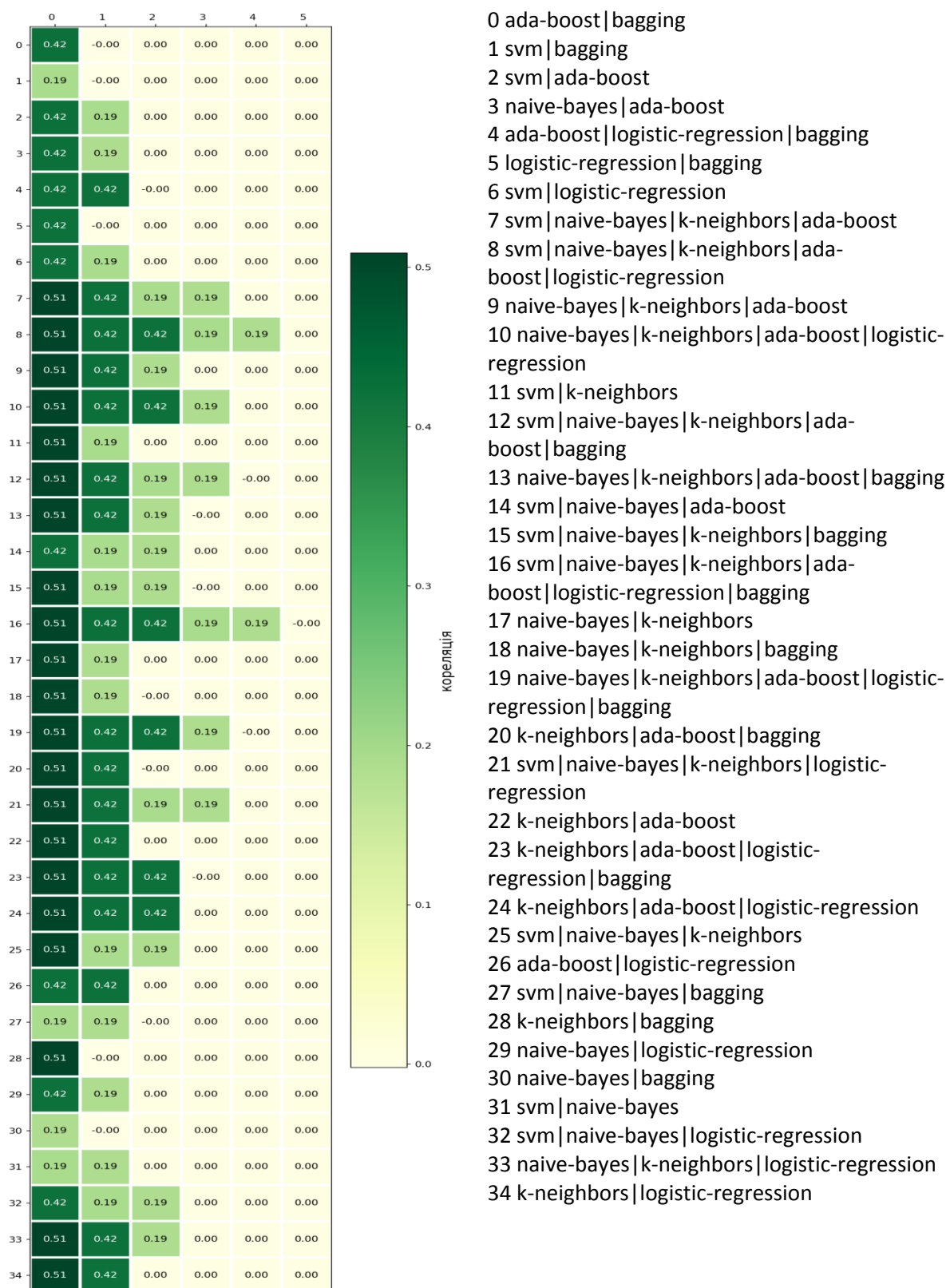


Рис. А.1. Кореляція рішень СПР відносно оригінальної приналежності нетипових даних стосовно класу із сформованим сектором нетипових даних на основі рішень ансамблю СПР (клас 1)

## ДОДАТОК Б

Таблиця Б.1

Кореляція рішень СПР відносно оригінальної приналежності нетипових даних стосовно класу із сформованим сектором нетипових даних на основі поєднання рішень СПР (клас 1)

	0	1	2	3	4	5	6
0	svm ada-boost	0.561	-0.506	0	0	0	0
1	naive-bayes ada-boost	0.163	-0.077	0	0	0	0
2	svm naive-bayes k-neighbors ada-boost	0.49	0.413	0.144	0.139	0	0
3	ada-boost bagging	0.705	-0.745	0	0	0	0
4	svm naive-bayes k-neighbors ada-boost logistic-regression	0.492	0.412	0.405	0.161	0.126	0
5	naive-bayes k-neighbors ada-boost	0.47	0.168	0.008	0	0	0
6	svm bagging	0.354	-0.308	0	0	0	0
7	svm k-neighbors	0.452	-0.403	0	0	0	0
8	svm naive-bayes k-neighbors ada-boost bagging	0.502	0.428	0.205	0.184	-0.012	0
9	naive-bayes k-neighbors ada-boost bagging	0.588	0.485	0.224	0.014	0	0
10	svm naive-bayes ada-boost	0.405	0.137	0.111	0	0	0
11	svm naive-bayes k-neighbors bagging	0.55	0.147	0.117	-0.152	0	0
12	svm naive-bayes k-neighbors ada-boost logistic-regression bagging	0.516	0.422	0.421	0.194	0.188	-0.023
13	naive-bayes k-neighbors ada-boost logistic-regression	0.567	0.461	0.455	0.146	0	0
14	naive-bayes k-neighbors	0.594	-0.418	0	0	0	0
15	naive-bayes k-neighbors bagging	0.655	0.207	-0.133	0	0	0
16	naive-bayes k-neighbors ada-boost logistic-regression bagging	0.581	0.484	0.459	0.234	0.009	0
17	svm naive-bayes k-neighbors	0.583	0.106	0.105	0	0	0
18	svm logistic-regression	-0.124	-0.261	0	0	0	0
19	svm naive-bayes k-neighbors logistic-regression	0.466	0.314	0.057	0.047	0	0
20	k-neighbors ada-boost bagging	0.537	0.42	-0.277	0	0	0
21	ada-boost logistic-regression bagging	0.458	0.41	-0.74	0	0	0
22	logistic-regression bagging	0.951	-0.952	0	0	0	0
23	k-neighbors ada-boost	0.303	-0.23	0	0	0	0
24	k-neighbors ada-boost logistic-regression bagging	0.523	0.434	0.398	-0.266	0	0
25	svm naive-bayes bagging	0.123	0.118	-0.154	0	0	0
26	k-neighbors bagging	0.63	-0.444	0	0	0	0
27	svm naive-bayes	0.097	0.078	0	0	0	0
28	k-neighbors ada-boost logistic-regression	0.417	0.273	0.218	0	0	0
29	naive-bayes logistic-regression	0.361	-0.119	0	0	0	0
30	naive-bayes bagging	0.341	-0.144	0	0	0	0
31	svm naive-bayes logistic-regression	0.299	0.043	0.026	0	0	0
32	naive-bayes k-neighbors logistic-regression	0.55	0.373	0.024	0	0	0
33	ada-boost logistic-regression	0.081	-0.026	0	0	0	0
34	k-neighbors logistic-regression	0.397	-0.152	0	0	0	0

Таблиця Б.2

Кореляція рішень СПР відносно оригінальної приналежності нетипових даних стосовно класу із сформованим сектором нетипових даних на основі поєднання рішень СПР (клас 2)

	0	1	2	3	4	5	6
0	naive-bayes ada-boost	0.05	0.03	0	0	0	0
1	svm naive-bayes k-neighbors ada-boost logistic-regression	0.68	0.417	0.395	0.282	0.13	0
2	svm naive-bayes k-neighbors ada-boost	0.672	0.37	0.252	0.116	0	0
3	naive-bayes k-neighbors ada-boost bagging	0.514	0.408	0.292	0.204	0	0
4	naive-bayes k-neighbors ada-boost	0.385	0.253	0.099	0	0	0
5	naive-bayes k-neighbors ada-boost logistic-regression	0.435	0.405	0.286	0.108	0	0
6	naive-bayes k-neighbors ada-boost logistic-regression bagging	0.53	0.441	0.414	0.315	0.209	0
7	svm naive-bayes k-neighbors ada-boost bagging	0.672	0.487	0.392	0.282	0.188	0
8	svm naive-bayes k-neighbors ada-boost logistic-regression bagging	0.68	0.501	0.427	0.402	0.305	0.204
9	svm naive-bayes ada-boost	0.631	0.072	0.047	0	0	0
10	naive-bayes k-neighbors	0.353	-0.101	0	0	0	0
11	naive-bayes k-neighbors logistic-regression	0.422	0.404	-0.058	0	0	0
12	svm naive-bayes k-neighbors logistic-regression	0.659	0.395	0.364	-0.01	0	0
13	svm naive-bayes k-neighbors	0.633	0.321	-0.071	0	0	0
14	naive-bayes logistic-regression	0.78	0.093	0	0	0	0
15	svm naive-bayes k-neighbors bagging	0.633	0.431	0.339	0.079	0	0
16	svm naive-bayes logistic-regression	0.71	0.632	-0.057	0	0	0
17	svm naive-bayes	0.471	-0.418	0	0	0	0
18	naive-bayes k-neighbors bagging	0.455	0.359	0.071	0	0	0
19	ada-boost bagging	0.373	-0.256	0	0	0	0
20	svm naive-bayes bagging	0.543	0.259	-0.08	0	0	0
21	k-neighbors ada-boost logistic-regression bagging	0.409	0.386	0.384	0.124	0	0
22	k-neighbors ada-boost bagging	0.393	0.377	0.083	0	0	0
23	svm ada-boost	0.505	-0.444	0	0	0	0
24	naive-bayes bagging	0.227	-0.119	0	0	0	0
25	ada-boost logistic-regression bagging	0.428	0.412	0.067	0	0	0
26	logistic-regression bagging	0.627	0.335	0	0	0	0
27	ada-boost logistic-regression	0.371	-0.132	0	0	0	0
28	svm k-neighbors	0.253	0.151	0	0	0	0
29	k-neighbors ada-boost	0.369	-0.204	0	0	0	0
30	k-neighbors ada-boost logistic-regression	0.37	0.368	-0.179	0	0	0
31	svm logistic-regression	0.425	0.242	0	0	0	0
32	k-neighbors logistic-regression	0.324	-0.275	0	0	0	0
33	svm bagging	0.301	-0.189	0	0	0	0
34	k-neighbors bagging	0.34	0.039	0	0	0	0

Таблиця Б.3

Кореляція рішень СПР відносно оригінальної приналежності нетипових даних стосовно класу із сформованим сектором нетипових даних на основі поєднання рішень СПР (клас 3)

	0	1	2	3	4	5	6
0	naive-bayes   ada-boost	0.176	0.014	0	0	0	0
1	naive-bayes   k-neighbors   ada-boost   bagging	0.429	0.31	0.293	0.258	0	0
2	svm   naive-bayes   ada-boost	0.532	0.235	0.141	0	0	0
3	naive-bayes   k-neighbors   ada-boost	0.299	0.208	0.206	0	0	0
4	naive-bayes   k-neighbors   ada-boost   logistic-regression	0.391	0.326	0.306	0.282	0	0
5	naive-bayes   k-neighbors	0.231	-0.081	0	0	0	0
6	k-neighbors   ada-boost	0.158	-0.007	0	0	0	0
7	svm   naive-bayes   k-neighbors   ada-boost	0.574	0.328	0.253	0.239	0	0
8	svm   naive-bayes   bagging	0.504	0.318	0.242	0	0	0
9	svm   naive-bayes   k-neighbors   ada-boost   bagging	0.593	0.439	0.344	0.297	0.278	0
10	naive-bayes   bagging	0.498	0.351	0	0	0	0
11	svm   naive-bayes   logistic-regression	0.592	0.551	0.302	0	0	0
12	naive-bayes   logistic-regression	0.615	0.259	0	0	0	0
13	naive-bayes   k-neighbors   ada-boost   logistic-regression   bagging	0.444	0.394	0.334	0.332	0.305	0
14	svm   naive-bayes	0.079	-0.017	0	0	0	0
15	svm   naive-bayes   k-neighbors   ada-boost   logistic-regression	0.586	0.388	0.351	0.307	0.297	0
16	naive-bayes   k-neighbors   bagging	0.417	0.272	0.177	0	0	0
17	svm   naive-bayes   k-neighbors   ada-boost   logistic-regression   bagging	0.602	0.443	0.395	0.358	0.335	0.316
18	svm   naive-bayes   k-neighbors	0.46	0.203	-0.148	0	0	0
19	svm   naive-bayes   k-neighbors   bagging	0.551	0.366	0.292	0.18	0	0
20	svm   naive-bayes   k-neighbors   logistic-regression	0.603	0.559	0.308	0.24	0	0
21	svm   ada-boost	0.115	-0.068	0	0	0	0
22	svm   k-neighbors	0.584	-0.551	0	0	0	0
23	naive-bayes   k-neighbors   logistic-regression	0.626	0.28	0.231	0	0	0
24	k-neighbors   ada-boost   bagging	0.366	0.23	-0.059	0	0	0
25	logistic-regression   bagging	0.222	-0.117	0	0	0	0
26	k-neighbors   bagging	0.416	-0.228	0	0	0	0
27	ada-boost   bagging	0.098	-0.051	0	0	0	0
28	svm   logistic-regression	0.232	0.118	0	0	0	0
29	ada-boost   logistic-regression	0.215	-0.149	0	0	0	0
30	ada-boost   logistic-regression   bagging	0.22	0.03	-0.036	0	0	0
31	k-neighbors   logistic-regression	0.659	0.435	0	0	0	0
32	k-neighbors   ada-boost   logistic-regression	0.358	0.277	0.065	0	0	0
33	svm   bagging	0.18	-0.029	0	0	0	0
34	k-neighbors   ada-boost   logistic-regression   bagging	0.365	0.346	0.252	-0.006	0	0

Таблиця Б.4

Кореляція рішень СПР відносно оригінальної приналежності нетипових даних стосовно класу із сформованим сектором нетипових даних на основі поєднання рішень СПР (клас 4)

	0	1	2	3	4	5	6
0	naive-bayes ada-boost	0.526	-0.552	0	0	0	0
1	naive-bayes k-neighbors ada-boost	0.746	-0.089	-0.139	0	0	0
2	naive-bayes k-neighbors ada-boost logistic-regression	0.857	0.531	0.451	0.134	0	0
3	naive-bayes k-neighbors	0.122	0.028	0	0	0	0
4	svm naive-bayes ada-boost	0.519	0.084	-0.549	0	0	0
5	naive-bayes k-neighbors ada-boost bagging	0.7	0.676	-0.105	-0.174	0	0
6	svm naive-bayes k-neighbors ada-boost	0.738	0.627	-0.087	-0.133	0	0
7	svm naive-bayes k-neighbors ada-boost logistic-regression	0.859	0.82	0.536	0.457	0.143	0
8	naive-bayes k-neighbors ada-boost logistic-regression bagging	0.833	0.821	0.524	0.436	0.111	0
9	naive-bayes k-neighbors logistic-regression	0.567	0.5	0.221	0	0	0
10	svm naive-bayes k-neighbors ada-boost bagging	0.69	0.672	0.593	-0.107	-0.168	0
11	naive-bayes logistic-regression	0.766	0.415	0	0	0	0
12	naive-bayes k-neighbors bagging	0.704	-0.099	-0.139	0	0	0
13	svm naive-bayes logistic-regression	0.888	0.759	0.321	0	0	0
14	svm naive-bayes k-neighbors ada-boost logistic-regression bagging	0.831	0.819	0.794	0.525	0.432	0.11
15	svm naive-bayes k-neighbors	0.717	0.038	-0.036	0	0	0
16	svm naive-bayes k-neighbors logistic-regression	0.872	0.569	0.501	0.257	0	0
17	svm naive-bayes	0.011	-0.06	0	0	0	0
18	svm naive-bayes k-neighbors bagging	0.708	0.635	-0.096	-0.137	0	0
19	k-neighbors ada-boost	0.806	-0.759	0	0	0	0
20	svm naive-bayes bagging	0.493	0.092	-0.506	0	0	0
21	ada-boost bagging	0.278	-0.261	0	0	0	0
22	k-neighbors ada-boost bagging	0.708	0.631	-0.632	0	0	0
23	svm ada-boost	0.724	0.56	0	0	0	0
24	naive-bayes bagging	0.542	-0.508	0	0	0	0
25	k-neighbors bagging	0.768	-0.666	0	0	0	0
26	svm bagging	0.502	0.433	0	0	0	0
27	ada-boost logistic-regression	0.357	0.24	0	0	0	0
28	k-neighbors ada-boost logistic-regression	0.87	0.419	-0.01	0	0	0
29	k-neighbors logistic-regression	0.474	0.113	0	0	0	0
30	k-neighbors ada-boost logistic-regression bagging	0.822	0.76	0.428	0.082	0	0
31	ada-boost logistic-regression bagging	0.628	0.569	0.455	0	0	0
32	svm logistic-regression	0.55	0.257	0	0	0	0
33	svm k-neighbors	0.797	-0.676	0	0	0	0
34	logistic-regression bagging	0.719	0.539	0	0	0	0

Таблиця Б.5

Кореляція рішень СПР відносно оригінальної приналежності нетипових даних стосовно класу із сформованим сектором нетипових даних на основі поєднання рішень СПР (клас 5)

	0	1	2	3	4	5	6
0	naive-bayes ada-boost	0.361	-0.221	0	0	0	0
1	naive-bayes k-neighbors ada-boost	0.462	0.38	-0.131	0	0	0
2	naive-bayes k-neighbors ada-boost logistic-regression	0.559	0.497	0.404	-0.024	0	0
3	svm naive-bayes ada-boost	0.431	0.349	-0.206	0	0	0
4	svm naive-bayes k-neighbors ada-boost	0.488	0.427	0.345	-0.155	0	0
5	naive-bayes k-neighbors	0.427	-0.117	0	0	0	0
6	naive-bayes k-neighbors ada-boost bagging	0.452	0.444	0.373	-0.127	0	0
7	naive-bayes k-neighbors ada-boost logistic-regression bagging	0.53	0.529	0.475	0.397	-0.035	0
8	svm naive-bayes k-neighbors ada-boost bagging	0.471	0.422	0.413	0.339	-0.152	0
9	svm naive-bayes k-neighbors ada-boost logistic-regression	0.572	0.541	0.463	0.397	-0.058	0
10	svm naive-bayes k-neighbors ada-boost logistic-regression bagging	0.542	0.504	0.497	0.445	0.379	-0.052
11	svm naive-bayes k-neighbors	0.525	0.34	-0.211	0	0	0
12	naive-bayes k-neighbors bagging	0.498	0.339	-0.123	0	0	0
13	svm naive-bayes bagging	0.479	0.445	-0.205	0	0	0
14	naive-bayes bagging	0.526	-0.242	0	0	0	0
15	svm naive-bayes k-neighbors bagging	0.49	0.453	0.34	-0.171	0	0
16	logistic-regression bagging	0.366	-0.034	0	0	0	0
17	ada-boost logistic-regression bagging	0.344	0.317	-0.008	0	0	0
18	svm naive-bayes	0.471	-0.308	0	0	0	0
19	naive-bayes k-neighbors logistic-regression	0.539	0.419	0.071	0	0	0
20	k-neighbors ada-boost logistic-regression bagging	0.397	0.351	0.225	0.171	0	0
21	ada-boost bagging	0.156	-0.193	0	0	0	0
22	naive-bayes logistic-regression	0.413	0.215	0	0	0	0
23	svm ada-boost	0.048	0.02	0	0	0	0
24	svm naive-bayes k-neighbors logistic-regression	0.599	0.488	0.402	-0.042	0	0
25	k-neighbors ada-boost	0.159	-0.069	0	0	0	0
26	svm k-neighbors	0.19	-0.116	0	0	0	0
27	k-neighbors ada-boost bagging	0.25	0.067	0.052	0	0	0
28	svm bagging	0.123	-0.071	0	0	0	0
29	k-neighbors bagging	0.173	-0.026	0	0	0	0
30	svm naive-bayes logistic-regression	0.593	0.398	-0.034	0	0	0
31	k-neighbors ada-boost logistic-regression	0.361	0.283	0.079	0	0	0
32	ada-boost logistic-regression	0.388	0.179	0	0	0	0
33	svm logistic-regression	0.302	0.241	0	0	0	0
34	k-neighbors logistic-regression	0.419	0.386	0	0	0	0

Таблиця Б.6

Кореляція рішень СПР відносно оригінальної приналежності нетипових даних стосовно класу із сформованим сектором нетипових даних на основі поєднання рішень СПР (клас б)

	0	1	2	3	4	5	6
0	naive-bayes ada-boost	0.172	0.055	0	0	0	0
1	naive-bayes k-neighbors ada-boost	0.482	0.153	0.05	0	0	0
2	naive-bayes k-neighbors ada-boost logistic-regression bagging	0.507	0.402	0.354	0.225	0.074	0
3	svm naive-bayes k-neighbors ada-boost logistic-regression bagging	0.502	0.457	0.401	0.349	0.218	0.037
4	svm naive-bayes k-neighbors ada-boost bagging	0.495	0.453	0.391	0.197	0.031	0
5	naive-bayes k-neighbors ada-boost bagging	0.496	0.386	0.192	0.068	0	0
6	svm naive-bayes ada-boost	0.435	0.124	0.007	0	0	0
7	naive-bayes k-neighbors logistic-regression	0.5	0.486	0.094	0	0	0
8	naive-bayes k-neighbors bagging	0.469	0.352	0.067	0	0	0
9	svm naive-bayes k-neighbors ada-boost	0.483	0.44	0.168	0.017	0	0
10	naive-bayes k-neighbors	0.294	0	0	0	0	0
11	svm naive-bayes k-neighbors ada-boost logistic-regression	0.485	0.442	0.376	0.184	0.028	0
12	naive-bayes k-neighbors ada-boost logistic-regression	0.499	0.385	0.192	0.06	0	0
13	svm naive-bayes k-neighbors bagging	0.474	0.434	0.357	0.036	0	0
14	svm naive-bayes k-neighbors logistic-regression	0.492	0.479	0.434	0.021	0	0
15	svm naive-bayes k-neighbors	0.358	0.331	-0.059	0	0	0
16	naive-bayes bagging	0.338	0.004	0	0	0	0
17	svm ada-boost	0.226	-0.139	0	0	0	0
18	naive-bayes logistic-regression	0.49	0.467	0	0	0	0
19	svm naive-bayes	0.315	-0.093	0	0	0	0
20	svm naive-bayes logistic-regression	0.495	0.445	0.059	0	0	0
21	svm naive-bayes bagging	0.431	0.356	0.029	0	0	0
22	svm k-neighbors	0.263	-0.188	0	0	0	0
23	ada-boost bagging	0.371	-0.361	0	0	0	0
24	svm bagging	0.152	0.027	0	0	0	0
25	svm logistic-regression	0.429	0.187	0	0	0	0
26	k-neighbors ada-boost	0.427	-0.452	0	0	0	0
27	ada-boost logistic-regression	0.313	-0.121	0	0	0	0
28	logistic-regression bagging	0.329	-0.371	0	0	0	0
29	ada-boost logistic-regression bagging	0.471	0.28	-0.235	0	0	0
30	k-neighbors logistic-regression	0.243	0.153	0	0	0	0
31	k-neighbors ada-boost logistic-regression	0.323	0.209	-0.361	0	0	0
32	k-neighbors ada-boost logistic-regression bagging	0.325	0.244	0.201	-0.32	0	0
33	k-neighbors bagging	0.176	-0.032	0	0	0	0
34	k-neighbors ada-boost bagging	0.322	0.166	-0.437	0	0	0

Таблиця Б.7

Кореляція рішень СПР відносно оригінальної приналежності нетипових даних стосовно класу із сформованим сектором нетипових даних на основі поєднання рішень СПР (клас 7)

	0	1	2	3	4	5	6
0	naive-bayes ada-boost	0.47	-0.414	0	0	0	0
1	svm naive-bayes k-neighbors bagging	0.495	0.449	0.281	-0.263	0	0
2	naive-bayes k-neighbors ada-boost	0.504	0.364	-0.316	0	0	0
3	svm naive-bayes bagging	0.57	0.321	-0.297	0	0	0
4	svm naive-bayes k-neighbors ada-boost	0.483	0.396	0.355	-0.322	0	0
5	svm naive-bayes k-neighbors ada-boost bagging	0.491	0.396	0.36	0.198	-0.272	0
6	naive-bayes logistic-regression	0.4	-0.168	0	0	0	0
7	svm naive-bayes k-neighbors ada-boost logistic-regression bagging	0.486	0.396	0.362	0.212	0.194	-0.266
8	naive-bayes k-neighbors ada-boost bagging	0.513	0.38	0.205	-0.268	0	0
9	naive-bayes k-neighbors ada-boost logistic-regression	0.503	0.373	0.213	-0.322	0	0
10	naive-bayes k-neighbors ada-boost logistic-regression bagging	0.508	0.38	0.223	0.201	-0.263	0
11	svm naive-bayes ada-boost	0.416	0.319	-0.438	0	0	0
12	naive-bayes k-neighbors bagging	0.453	0.247	-0.278	0	0	0
13	svm naive-bayes k-neighbors logistic-regression	0.489	0.44	0.396	-0.361	0	0
14	svm naive-bayes k-neighbors ada-boost logistic-regression	0.476	0.388	0.353	0.205	-0.322	0
15	naive-bayes bagging	0.268	-0.202	0	0	0	0
16	svm naive-bayes k-neighbors	0.514	0.484	-0.344	0	0	0
17	naive-bayes k-neighbors logistic-regression	0.463	0.4	-0.362	0	0	0
18	naive-bayes k-neighbors	0.489	-0.369	0	0	0	0
19	svm naive-bayes logistic-regression	0.568	0.421	-0.425	0	0	0
20	svm naive-bayes	0.627	-0.576	0	0	0	0
21	logistic-regression bagging	0.643	-0.186	0	0	0	0
22	k-neighbors bagging	0.2	-0.224	0	0	0	0
23	svm k-neighbors	0.075	-0.063	0	0	0	0
24	k-neighbors logistic-regression	0.361	0.271	0	0	0	0
25	k-neighbors ada-boost	0.276	-0.223	0	0	0	0
26	k-neighbors ada-boost logistic-regression bagging	0.407	0.156	-0.096	-0.096	0	0
27	k-neighbors ada-boost bagging	0.36	0.062	-0.236	0	0	0
28	ada-boost bagging	0.348	-0.376	0	0	0	0
29	svm ada-boost	0.151	-0.143	0	0	0	0
30	svm bagging	0.314	-0.351	0	0	0	0
31	svm logistic-regression	0.261	0.125	0	0	0	0
32	k-neighbors ada-boost logistic-regression	0.368	0.036	-0.179	0	0	0
33	ada-boost logistic-regression bagging	0.357	-0.146	-0.224	0	0	0
34	ada-boost logistic-regression	0.378	-0.261	0	0	0	0

Таблиця Б.8

Кореляція рішень СПР відносно оригінальної приналежності нетипових даних стосовно класу із сформованим сектором нетипових даних на основі поєднання рішень СПР (клас 8)

	0	1	2	3	4	5	6
0	naive-bayes ada-boost	0.251	-0.218	0	0	0	0
1	svm naive-bayes ada-boost	0.745	0.375	0.265	0	0	0
2	naive-bayes k-neighbors ada-boost	0.788	0.454	0.389	0	0	0
3	ada-boost bagging	0.5	-0.508	0	0	0	0
4	svm naive-bayes k-neighbors ada-boost logistic-regression bagging	0.669	0.659	0.656	0.622	0.544	0.459
5	naive-bayes k-neighbors ada-boost logistic-regression bagging	0.671	0.664	0.631	0.56	0.467	0
6	naive-bayes k-neighbors ada-boost logistic-regression	0.681	0.653	0.568	0.541	0	0
7	svm naive-bayes bagging	0.745	0.441	0.177	0	0	0
8	svm naive-bayes k-neighbors ada-boost	0.633	0.604	0.448	0.446	0	0
9	svm naive-bayes k-neighbors bagging	0.6	0.575	0.552	0.282	0	0
10	svm naive-bayes k-neighbors ada-boost bagging	0.598	0.564	0.555	0.409	0.364	0
11	naive-bayes bagging	0.045	-0.049	0	0	0	0
12	naive-bayes k-neighbors bagging	0.751	0.519	0.268	0	0	0
13	naive-bayes k-neighbors ada-boost bagging	0.739	0.543	0.379	0.341	0	0
14	k-neighbors logistic-regression	0.529	0.088	0	0	0	0
15	k-neighbors ada-boost logistic-regression	0.587	0.511	0.487	0	0	0
16	ada-boost logistic-regression	0.499	0.472	0	0	0	0
17	ada-boost logistic-regression bagging	0.614	0.521	0.288	0	0	0
18	svm logistic-regression	0.871	0.441	0	0	0	0
19	k-neighbors ada-boost logistic-regression bagging	0.613	0.574	0.51	0.284	0	0
20	svm naive-bayes k-neighbors ada-boost logistic-regression	0.692	0.677	0.643	0.556	0.541	0
21	logistic-regression bagging	0.506	0.283	0	0	0	0
22	svm naive-bayes logistic-regression	0.675	0.664	0.615	0	0	0
23	naive-bayes k-neighbors logistic-regression	0.676	0.672	0.627	0	0	0
24	svm naive-bayes k-neighbors logistic-regression	0.669	0.665	0.664	0.613	0	0
25	svm k-neighbors	0.228	-0.173	0	0	0	0
26	svm ada-boost	0.774	0.577	0	0	0	0
27	k-neighbors ada-boost	0.862	0.582	0	0	0	0
28	svm bagging	0.727	0.053	0	0	0	0
29	naive-bayes logistic-regression	0.664	0.618	0	0	0	0
30	svm naive-bayes k-neighbors	0.638	0.583	0.505	0	0	0
31	k-neighbors ada-boost bagging	0.728	0.56	0.134	0	0	0
32	svm naive-bayes	0.822	0.333	0	0	0	0
33	naive-bayes k-neighbors	0.821	0.495	0	0	0	0
34	k-neighbors bagging	0.715	0.248	0	0	0	0

Таблиця Б.9

Кореляція рішень СПР відносно оригінальної приналежності нетипових даних стосовно класу із сформованим сектором нетипових даних на основі поєднання рішень СПР (клас 9)

	0	1	2	3	4	5	6
0	naive-bayes ada-boost	0.732	-0.653	0	0	0	0
1	naive-bayes k-neighbors ada-boost	0.856	0.155	-0.299	0	0	0
2	naive-bayes k-neighbors	0.28	0.139	0	0	0	0
3	svm naive-bayes k-neighbors ada-boost logistic-regression	0.874	0.827	0.754	0.36	-0.224	0
4	naive-bayes k-neighbors ada-boost logistic-regression	0.871	0.754	0.362	-0.219	0	0
5	naive-bayes k-neighbors ada-boost logistic-regression bagging	0.872	0.831	0.766	0.377	-0.129	0
6	svm naive-bayes ada-boost	0.731	0.605	-0.651	0	0	0
7	naive-bayes k-neighbors ada-boost bagging	0.859	0.819	0.173	-0.209	0	0
8	svm naive-bayes k-neighbors ada-boost	0.849	0.795	0.151	-0.286	0	0
9	svm naive-bayes k-neighbors ada-boost bagging	0.858	0.814	0.805	0.175	-0.205	0
10	naive-bayes k-neighbors logistic-regression	0.858	0.418	0.305	0	0	0
11	svm naive-bayes k-neighbors	0.92	0.158	-0.023	0	0	0
12	ada-boost bagging	0.876	0	0	0	0	0
13	svm naive-bayes k-neighbors ada-boost logistic-regression bagging	0.88	0.838	0.831	0.763	0.384	-0.145
14	svm naive-bayes k-neighbors logistic-regression	0.935	0.86	0.401	0.023	0	0
15	naive-bayes bagging	0.73	-0.719	0	0	0	0
16	svm naive-bayes k-neighbors bagging	0.815	0.798	0.171	-0.208	0	0
17	naive-bayes k-neighbors bagging	0.817	0.179	-0.205	0	0	0
18	k-neighbors ada-boost	0.802	0.079	0	0	0	0
19	naive-bayes logistic-regression	0.85	0.415	0	0	0	0
20	svm naive-bayes logistic-regression	0.929	0.852	-0.063	0	0	0
21	svm bagging	0.67	-0.217	0	0	0	0
22	svm naive-bayes bagging	0.694	0.591	-0.537	0	0	0
23	k-neighbors bagging	0.777	0.43	0	0	0	0
24	k-neighbors ada-boost bagging	0.778	0.777	0.434	0	0	0
25	k-neighbors ada-boost logistic-regression	0.413	0.329	-0.553	0	0	0
26	ada-boost logistic-regression	0.458	0.372	0	0	0	0
27	k-neighbors logistic-regression	0.997	-0.871	0	0	0	0
28	ada-boost logistic-regression bagging	0.596	0.574	0.319	0	0	0
29	svm logistic-regression	0.591	0.542	0	0	0	0
30	k-neighbors ada-boost logistic-regression bagging	0.607	0.57	0.317	-0.029	0	0
31	logistic-regression bagging	0.571	0.308	0	0	0	0
32	svm k-neighbors	0.97	-0.993	0	0	0	0
33	svm ada-boost	0.922	-0.802	0	0	0	0
34	svm naive-bayes	0.777	-0.524	0	0	0	0

## ДОДАТОК В

Таблиця В.1

Кореляція рішень СПР відносно оригінальної приналежності нетипових даних стосовно класу із сформованим сектором нетипових даних на основі рішень ансамблю СПР (клас 1)

	0	1	2	3	4	5	6
0	svm ada-boost	0.433	0.192	0	0	0	0
1	naive-bayes ada-boost	0.433	0.186	0	0	0	0
2	svm naive-bayes k-neighbors ada-boost	0.507	0.433	0.192	0.186	0	0
3	ada-boost bagging	0.433	-0.02	0	0	0	0
4	svm naive-bayes k-neighbors ada-boost logistic-regression	0.507	0.433	0.413	0.192	0.186	0
5	naive-bayes k-neighbors ada-boost	0.507	0.433	0.186	0	0	0
6	svm bagging	0.192	-0.02	0	0	0	0
7	svm k-neighbors	0.507	0.192	0	0	0	0
8	svm naive-bayes k-neighbors ada-boost bagging	0.507	0.433	0.192	0.186	-0.02	0
9	naive-bayes k-neighbors ada-boost bagging	0.507	0.433	0.186	-0.02	0	0
10	svm naive-bayes ada-boost	0.433	0.192	0.186	0	0	0
11	svm naive-bayes k-neighbors bagging	0.507	0.192	0.186	-0.02	0	0
12	svm naive-bayes k-neighbors ada-boost logistic-regression bagging	0.507	0.433	0.413	0.192	0.186	-0.02
13	naive-bayes k-neighbors ada-boost logistic-regression	0.507	0.433	0.413	0.186	0	0
14	naive-bayes k-neighbors	0.507	0.186	0	0	0	0
15	naive-bayes k-neighbors bagging	0.507	0.186	-0.02	0	0	0
16	naive-bayes k-neighbors ada-boost logistic-regression bagging	0.507	0.433	0.413	0.186	-0.02	0
17	svm naive-bayes k-neighbors	0.507	0.192	0.186	0	0	0
18	svm logistic-regression	0.413	0.192	0	0	0	0
19	svm naive-bayes k-neighbors logistic-regression	0.507	0.413	0.192	0.186	0	0
20	k-neighbors ada-boost bagging	0.507	0.433	-0.02	0	0	0
21	ada-boost logistic-regression bagging	0.433	0.413	-0.02	0	0	0
22	logistic-regression bagging	0.413	-0.02	0	0	0	0
23	k-neighbors ada-boost	0.507	0.433	0	0	0	0
24	k-neighbors ada-boost logistic-regression bagging	0.507	0.433	0.413	-0.02	0	0
25	svm naive-bayes bagging	0.192	0.186	-0.02	0	0	0
26	k-neighbors bagging	0.507	-0.02	0	0	0	0
27	svm naive-bayes	0.192	0.186	0	0	0	0
28	k-neighbors ada-boost logistic-regression	0.507	0.433	0.413	0	0	0
29	naive-bayes logistic-regression	0.413	0.186	0	0	0	0
30	naive-bayes bagging	0.186	-0.02	0	0	0	0
31	svm naive-bayes logistic-regression	0.413	0.192	0.186	0	0	0
32	naive-bayes k-neighbors logistic-regression	0.507	0.413	0.186	0	0	0
33	ada-boost logistic-regression	0.433	0.413	0	0	0	0
34	k-neighbors logistic-regression	0.507	0.413	0	0	0	0

Таблиця В.2

Кореляція рішень СПР відносно оригінальної приналежності нетипових даних стосовно класу із сформованим сектором нетипових даних на основі рішень ансамблю СПР (клас 2)

	0	1	2	3	4	5	6
0	naive-bayes ada-boost	0.304	0.202	0	0	0	0
1	svm naive-bayes k-neighbors ada-boost logistic-regression	0.676	0.427	0.399	0.304	0.202	0
2	svm naive-bayes k-neighbors ada-boost	0.676	0.399	0.304	0.202	0	0
3	naive-bayes k-neighbors ada-boost bagging	0.501	0.399	0.304	0.202	0	0
4	naive-bayes k-neighbors ada-boost	0.399	0.304	0.202	0	0	0
5	naive-bayes k-neighbors ada-boost logistic-regression	0.427	0.399	0.304	0.202	0	0
6	naive-bayes k-neighbors ada-boost logistic-regression bagging	0.501	0.427	0.399	0.304	0.202	0
7	svm naive-bayes k-neighbors ada-boost bagging	0.676	0.501	0.399	0.304	0.202	0
8	svm naive-bayes k-neighbors ada-boost logistic-regression bagging	0.676	0.501	0.427	0.399	0.304	0.202
9	svm naive-bayes ada-boost	0.676	0.304	0.202	0	0	0
10	naive-bayes k-neighbors	0.399	0.202	0	0	0	0
11	naive-bayes k-neighbors logistic-regression	0.427	0.399	0.202	0	0	0
12	svm naive-bayes k-neighbors logistic-regression	0.676	0.427	0.399	0.202	0	0
13	svm naive-bayes k-neighbors	0.676	0.399	0.202	0	0	0
14	naive-bayes logistic-regression	0.427	0.202	0	0	0	0
15	svm naive-bayes k-neighbors bagging	0.676	0.501	0.399	0.202	0	0
16	svm naive-bayes logistic-regression	0.676	0.427	0.202	0	0	0
17	svm naive-bayes	0.676	0.202	0	0	0	0
18	naive-bayes k-neighbors bagging	0.501	0.399	0.202	0	0	0
19	ada-boost bagging	0.501	0.304	0	0	0	0
20	svm naive-bayes bagging	0.676	0.501	0.202	0	0	0
21	k-neighbors ada-boost logistic-regression bagging	0.501	0.427	0.399	0.304	0	0
22	k-neighbors ada-boost bagging	0.501	0.399	0.304	0	0	0
23	svm ada-boost	0.676	0.304	0	0	0	0
24	naive-bayes bagging	0.501	0.202	0	0	0	0
25	ada-boost logistic-regression bagging	0.501	0.427	0.304	0	0	0
26	logistic-regression bagging	0.501	0.427	0	0	0	0
27	ada-boost logistic-regression	0.427	0.304	0	0	0	0
28	svm k-neighbors	0.676	0.399	0	0	0	0
29	k-neighbors ada-boost	0.399	0.304	0	0	0	0
30	k-neighbors ada-boost logistic-regression	0.427	0.399	0.304	0	0	0
31	svm logistic-regression	0.676	0.427	0	0	0	0
32	k-neighbors logistic-regression	0.427	0.399	0	0	0	0
33	svm bagging	0.676	0.501	0	0	0	0
34	k-neighbors bagging	0.501	0.399	0	0	0	0

Таблиця В.3

Кореляція рішень СПР відносно оригінальної приналежності нетипових даних стосовно класу із сформованим сектором нетипових даних на основі рішень ансамблю СПР (клас 3)

	0	1	2	3	4	5	6
0	naive-bayes   ada-boost	0.362	0.33	0	0	0	0
1	naive-bayes   k-neighbors   ada-boost   bagging	0.441	0.362	0.33	0.32	0	0
2	svm   naive-bayes   ada-boost	0.596	0.362	0.33	0	0	0
3	naive-bayes   k-neighbors   ada-boost	0.362	0.33	0.32	0	0	0
4	naive-bayes   k-neighbors   ada-boost   logistic-regression	0.395	0.362	0.33	0.32	0	0
5	naive-bayes   k-neighbors	0.362	0.32	0	0	0	0
6	k-neighbors   ada-boost	0.33	0.32	0	0	0	0
7	svm   naive-bayes   k-neighbors   ada-boost	0.596	0.362	0.33	0.32	0	0
8	svm   naive-bayes   bagging	0.596	0.441	0.362	0	0	0
9	svm   naive-bayes   k-neighbors   ada-boost   bagging	0.596	0.441	0.362	0.33	0.32	0
10	naive-bayes   bagging	0.441	0.362	0	0	0	0
11	svm   naive-bayes   logistic-regression	0.596	0.395	0.362	0	0	0
12	naive-bayes   logistic-regression	0.395	0.362	0	0	0	0
13	naive-bayes   k-neighbors   ada-boost   logistic-regression   bagging	0.441	0.395	0.362	0.33	0.32	0
14	svm   naive-bayes	0.596	0.362	0	0	0	0
15	svm   naive-bayes   k-neighbors   ada-boost   logistic-regression	0.596	0.395	0.362	0.33	0.32	0
16	naive-bayes   k-neighbors   bagging	0.441	0.362	0.32	0	0	0
17	svm   naive-bayes   k-neighbors   ada-boost   logistic-regression   bagging	0.596	0.441	0.395	0.362	0.33	0.32
18	svm   naive-bayes   k-neighbors	0.596	0.362	0.32	0	0	0
19	svm   naive-bayes   k-neighbors   bagging	0.596	0.441	0.362	0.32	0	0
20	svm   naive-bayes   k-neighbors   logistic-regression	0.596	0.395	0.362	0.32	0	0
21	svm   ada-boost	0.596	0.33	0	0	0	0
22	svm   k-neighbors	0.596	0.32	0	0	0	0
23	naive-bayes   k-neighbors   logistic-regression	0.395	0.362	0.32	0	0	0
24	k-neighbors   ada-boost   bagging	0.441	0.33	0.32	0	0	0
25	logistic-regression   bagging	0.441	0.395	0	0	0	0
26	k-neighbors   bagging	0.441	0.32	0	0	0	0
27	ada-boost   bagging	0.441	0.33	0	0	0	0
28	svm   logistic-regression	0.596	0.395	0	0	0	0
29	ada-boost   logistic-regression	0.395	0.33	0	0	0	0
30	ada-boost   logistic-regression   bagging	0.441	0.395	0.33	0	0	0
31	k-neighbors   logistic-regression	0.395	0.32	0	0	0	0
32	k-neighbors   ada-boost   logistic-regression	0.395	0.33	0.32	0	0	0
33	svm   bagging	0.596	0.441	0	0	0	0
34	k-neighbors   ada-boost   logistic-regression   bagging	0.441	0.395	0.33	0.32	0	0

Таблиця В.4

Кореляція рішень СПР відносно оригінальної приналежності нетипових даних стосовно класу із сформованим сектором нетипових даних на основі рішень ансамблю СПР (клас 4)

	0	1	2	3	4	5	6
0	naive-bayes ada-boost	0.831	0.115	0	0	0	0
1	naive-bayes k-neighbors ada-boost	0.831	0.427	0.115	0	0	0
2	naive-bayes k-neighbors ada-boost logistic-regression	0.831	0.519	0.427	0.115	0	0
3	naive-bayes k-neighbors	0.427	0.115	0	0	0	0
4	svm naive-bayes ada-boost	0.831	0.791	0.115	0	0	0
5	naive-bayes k-neighbors ada-boost bagging	0.831	0.818	0.427	0.115	0	0
6	svm naive-bayes k-neighbors ada-boost	0.831	0.791	0.427	0.115	0	0
7	svm naive-bayes k-neighbors ada-boost logistic-regression	0.831	0.791	0.519	0.427	0.115	0
8	naive-bayes k-neighbors ada-boost logistic-regression bagging	0.831	0.818	0.519	0.427	0.115	0
9	naive-bayes k-neighbors logistic-regression	0.519	0.427	0.115	0	0	0
10	svm naive-bayes k-neighbors ada-boost bagging	0.831	0.818	0.791	0.427	0.115	0
11	naive-bayes logistic-regression	0.519	0.115	0	0	0	0
12	naive-bayes k-neighbors bagging	0.818	0.427	0.115	0	0	0
13	svm naive-bayes logistic-regression	0.791	0.519	0.115	0	0	0
14	svm naive-bayes k-neighbors ada-boost logistic-regression bagging	0.831	0.818	0.791	0.519	0.427	0.115
15	svm naive-bayes k-neighbors	0.791	0.427	0.115	0	0	0
16	svm naive-bayes k-neighbors logistic-regression	0.791	0.519	0.427	0.115	0	0
17	svm naive-bayes	0.791	0.115	0	0	0	0
18	svm naive-bayes k-neighbors bagging	0.818	0.791	0.427	0.115	0	0
19	k-neighbors ada-boost	0.831	0.427	0	0	0	0
20	svm naive-bayes bagging	0.818	0.791	0.115	0	0	0
21	ada-boost bagging	0.831	0.818	0	0	0	0
22	k-neighbors ada-boost bagging	0.831	0.818	0.427	0	0	0
23	svm ada-boost	0.831	0.791	0	0	0	0
24	naive-bayes bagging	0.818	0.115	0	0	0	0
25	k-neighbors bagging	0.818	0.427	0	0	0	0
26	svm bagging	0.818	0.791	0	0	0	0
27	ada-boost logistic-regression	0.831	0.519	0	0	0	0
28	k-neighbors ada-boost logistic-regression	0.831	0.519	0.427	0	0	0
29	k-neighbors logistic-regression	0.519	0.427	0	0	0	0
30	k-neighbors ada-boost logistic-regression bagging	0.831	0.818	0.519	0.427	0	0
31	ada-boost logistic-regression bagging	0.831	0.818	0.519	0	0	0
32	svm logistic-regression	0.791	0.519	0	0	0	0
33	svm k-neighbors	0.791	0.427	0	0	0	0
34	logistic-regression bagging	0.818	0.519	0	0	0	0

Таблиця В.5

Кореляція рішень СПР відносно оригінальної приналежності нетипових даних стосовно класу із сформованим сектором нетипових даних на основі рішень ансамблю СПР (клас 5)

	0	1	2	3	4	5	6
0	naive-bayes ada-boost	0.512	-0.053	0	0	0	0
1	naive-bayes k-neighbors ada-boost	0.512	0.448	-0.053	0	0	0
2	naive-bayes k-neighbors ada-boost logistic-regression	0.512	0.448	0.383	-0.053	0	0
3	svm naive-bayes ada-boost	0.544	0.512	-0.053	0	0	0
4	svm naive-bayes k-neighbors ada-boost	0.544	0.512	0.448	-0.053	0	0
5	naive-bayes k-neighbors	0.448	-0.053	0	0	0	0
6	naive-bayes k-neighbors ada-boost bagging	0.512	0.498	0.448	-0.053	0	0
7	naive-bayes k-neighbors ada-boost logistic-regression bagging	0.512	0.498	0.448	0.383	-0.053	0
8	svm naive-bayes k-neighbors ada-boost bagging	0.544	0.512	0.498	0.448	-0.053	0
9	svm naive-bayes k-neighbors ada-boost logistic-regression	0.544	0.512	0.448	0.383	-0.053	0
10	svm naive-bayes k-neighbors ada-boost logistic-regression bagging	0.544	0.512	0.498	0.448	0.383	-0.053
11	svm naive-bayes k-neighbors	0.544	0.448	-0.053	0	0	0
12	naive-bayes k-neighbors bagging	0.498	0.448	-0.053	0	0	0
13	svm naive-bayes bagging	0.544	0.498	-0.053	0	0	0
14	naive-bayes bagging	0.498	-0.053	0	0	0	0
15	svm naive-bayes k-neighbors bagging	0.544	0.498	0.448	-0.053	0	0
16	logistic-regression bagging	0.498	0.383	0	0	0	0
17	ada-boost logistic-regression bagging	0.512	0.498	0.383	0	0	0
18	svm naive-bayes	0.544	-0.053	0	0	0	0
19	naive-bayes k-neighbors logistic-regression	0.448	0.383	-0.053	0	0	0
20	k-neighbors ada-boost logistic-regression bagging	0.512	0.498	0.448	0.383	0	0
21	ada-boost bagging	0.512	0.498	0	0	0	0
22	naive-bayes logistic-regression	0.383	-0.053	0	0	0	0
23	svm ada-boost	0.544	0.512	0	0	0	0
24	svm naive-bayes k-neighbors logistic-regression	0.544	0.448	0.383	-0.053	0	0
25	k-neighbors ada-boost	0.512	0.448	0	0	0	0
26	svm k-neighbors	0.544	0.448	0	0	0	0
27	k-neighbors ada-boost bagging	0.512	0.498	0.448	0	0	0
28	svm bagging	0.544	0.498	0	0	0	0
29	k-neighbors bagging	0.498	0.448	0	0	0	0
30	svm naive-bayes logistic-regression	0.544	0.383	-0.053	0	0	0
31	k-neighbors ada-boost logistic-regression	0.512	0.448	0.383	0	0	0
32	ada-boost logistic-regression	0.512	0.383	0	0	0	0
33	svm logistic-regression	0.544	0.383	0	0	0	0
34	k-neighbors logistic-regression	0.448	0.383	0	0	0	0

Таблиця В.6

Кореляція рішень СПР відносно оригінальної приналежності нетипових даних стосовно класу із сформованим сектором нетипових даних на основі рішень ансамблю СПР (клас б)

	0	1	2	3	4	5	6
0	naive-bayes ada-boost	0.213	0.038	0	0	0	0
1	naive-bayes k-neighbors ada-boost	0.497	0.213	0.038	0	0	0
2	naive-bayes k-neighbors ada-boost logistic-regression bagging	0.497	0.398	0.357	0.213	0.038	0
3	svm naive-bayes k-neighbors ada-boost logistic-regression bagging	0.497	0.454	0.398	0.357	0.213	0.038
4	svm naive-bayes k-neighbors ada-boost bagging	0.497	0.454	0.398	0.213	0.038	0
5	naive-bayes k-neighbors ada-boost bagging	0.497	0.398	0.213	0.038	0	0
6	svm naive-bayes ada-boost	0.454	0.213	0.038	0	0	0
7	naive-bayes k-neighbors logistic-regression	0.497	0.357	0.038	0	0	0
8	naive-bayes k-neighbors bagging	0.497	0.398	0.038	0	0	0
9	svm naive-bayes k-neighbors ada-boost	0.497	0.454	0.213	0.038	0	0
10	naive-bayes k-neighbors	0.497	0.038	0	0	0	0
11	svm naive-bayes k-neighbors ada-boost logistic-regression	0.497	0.454	0.357	0.213	0.038	0
12	naive-bayes k-neighbors ada-boost logistic-regression	0.497	0.357	0.213	0.038	0	0
13	svm naive-bayes k-neighbors bagging	0.497	0.454	0.398	0.038	0	0
14	svm naive-bayes k-neighbors logistic-regression	0.497	0.454	0.357	0.038	0	0
15	svm naive-bayes k-neighbors	0.497	0.454	0.038	0	0	0
16	naive-bayes bagging	0.398	0.038	0	0	0	0
17	svm ada-boost	0.454	0.213	0	0	0	0
18	naive-bayes logistic-regression	0.357	0.038	0	0	0	0
19	svm naive-bayes	0.454	0.038	0	0	0	0
20	svm naive-bayes logistic-regression	0.454	0.357	0.038	0	0	0
21	svm naive-bayes bagging	0.454	0.398	0.038	0	0	0
22	svm k-neighbors	0.497	0.454	0	0	0	0
23	ada-boost bagging	0.398	0.213	0	0	0	0
24	svm bagging	0.454	0.398	0	0	0	0
25	svm logistic-regression	0.454	0.357	0	0	0	0
26	k-neighbors ada-boost	0.497	0.213	0	0	0	0
27	ada-boost logistic-regression	0.357	0.213	0	0	0	0
28	logistic-regression bagging	0.398	0.357	0	0	0	0
29	ada-boost logistic-regression bagging	0.398	0.357	0.213	0	0	0
30	k-neighbors logistic-regression	0.497	0.357	0	0	0	0
31	k-neighbors ada-boost logistic-regression	0.497	0.357	0.213	0	0	0
32	k-neighbors ada-boost logistic-regression bagging	0.497	0.398	0.357	0.213	0	0
33	k-neighbors bagging	0.497	0.398	0	0	0	0
34	k-neighbors ada-boost bagging	0.497	0.398	0.213	0	0	0

Таблиця В.7

Кореляція рішень СПР відносно оригінальної приналежності нетипових даних стосовно класу із сформованим сектором нетипових даних на основі рішень ансамблю СПР (клас 7)

	0	1	2	3	4	5	6
0	naive-bayes ada-boost	0.494	-0.27	0	0	0	0
1	svm naive-bayes k-neighbors bagging	0.396	0.355	0.202	-0.27	0	0
2	naive-bayes k-neighbors ada-boost	0.494	0.355	-0.27	0	0	0
3	svm naive-bayes bagging	0.396	0.202	-0.27	0	0	0
4	svm naive-bayes k-neighbors ada-boost	0.494	0.396	0.355	-0.27	0	0
5	svm naive-bayes k-neighbors ada-boost bagging	0.494	0.396	0.355	0.202	-0.27	0
6	naive-bayes logistic-regression	0.222	-0.27	0	0	0	0
7	svm naive-bayes k-neighbors ada-boost logistic-regression bagging	0.494	0.396	0.355	0.222	0.202	-0.27
8	naive-bayes k-neighbors ada-boost bagging	0.494	0.355	0.202	-0.27	0	0
9	naive-bayes k-neighbors ada-boost logistic-regression	0.494	0.355	0.222	-0.27	0	0
10	naive-bayes k-neighbors ada-boost logistic-regression bagging	0.494	0.355	0.222	0.202	-0.27	0
11	svm naive-bayes ada-boost	0.494	0.396	-0.27	0	0	0
12	naive-bayes k-neighbors bagging	0.355	0.202	-0.27	0	0	0
13	svm naive-bayes k-neighbors logistic-regression	0.396	0.355	0.222	-0.27	0	0
14	svm naive-bayes k-neighbors ada-boost logistic-regression	0.494	0.396	0.355	0.222	-0.27	0
15	naive-bayes bagging	0.202	-0.27	0	0	0	0
16	svm naive-bayes k-neighbors	0.396	0.355	-0.27	0	0	0
17	naive-bayes k-neighbors logistic-regression	0.355	0.222	-0.27	0	0	0
18	naive-bayes k-neighbors	0.355	-0.27	0	0	0	0
19	svm naive-bayes logistic-regression	0.396	0.222	-0.27	0	0	0
20	svm naive-bayes	0.396	-0.27	0	0	0	0
21	logistic-regression bagging	0.222	0.202	0	0	0	0
22	k-neighbors bagging	0.355	0.202	0	0	0	0
23	svm k-neighbors	0.396	0.355	0	0	0	0
24	k-neighbors logistic-regression	0.355	0.222	0	0	0	0
25	k-neighbors ada-boost	0.494	0.355	0	0	0	0
26	k-neighbors ada-boost logistic-regression bagging	0.494	0.355	0.222	0.202	0	0
27	k-neighbors ada-boost bagging	0.494	0.355	0.202	0	0	0
28	ada-boost bagging	0.494	0.202	0	0	0	0
29	svm ada-boost	0.494	0.396	0	0	0	0
30	svm bagging	0.396	0.202	0	0	0	0
31	svm logistic-regression	0.396	0.222	0	0	0	0
32	k-neighbors ada-boost logistic-regression	0.494	0.355	0.222	0	0	0
33	ada-boost logistic-regression bagging	0.494	0.222	0.202	0	0	0
34	ada-boost logistic-regression	0.494	0.222	0	0	0	0

Таблиця В.8

Кореляція рішень СПР відносно оригінальної приналежності нетипових даних стосовно класу із сформованим сектором нетипових даних на основі рішень ансамблю СПР (клас 8)

	0	1	2	3	4	5	6
0	naive-bayes ada-boost	0.551	0.466	0	0	0	0
1	svm naive-bayes ada-boost	0.671	0.551	0.466	0	0	0
2	naive-bayes k-neighbors ada-boost	0.659	0.551	0.466	0	0	0
3	ada-boost bagging	0.66	0.551	0	0	0	0
4	svm naive-bayes k-neighbors ada-boost logistic-regression bagging	0.671	0.66	0.659	0.629	0.551	0.466
5	naive-bayes k-neighbors ada-boost logistic-regression bagging	0.66	0.659	0.629	0.551	0.466	0
6	naive-bayes k-neighbors ada-boost logistic-regression	0.659	0.629	0.551	0.466	0	0
7	svm naive-bayes bagging	0.671	0.66	0.466	0	0	0
8	svm naive-bayes k-neighbors ada-boost	0.671	0.659	0.551	0.466	0	0
9	svm naive-bayes k-neighbors bagging	0.671	0.66	0.659	0.466	0	0
10	svm naive-bayes k-neighbors ada-boost bagging	0.671	0.66	0.659	0.551	0.466	0
11	naive-bayes bagging	0.66	0.466	0	0	0	0
12	naive-bayes k-neighbors bagging	0.66	0.659	0.466	0	0	0
13	naive-bayes k-neighbors ada-boost bagging	0.66	0.659	0.551	0.466	0	0
14	k-neighbors logistic-regression	0.659	0.629	0	0	0	0
15	k-neighbors ada-boost logistic-regression	0.659	0.629	0.551	0	0	0
16	ada-boost logistic-regression	0.629	0.551	0	0	0	0
17	ada-boost logistic-regression bagging	0.66	0.629	0.551	0	0	0
18	svm logistic-regression	0.671	0.629	0	0	0	0
19	k-neighbors ada-boost logistic-regression bagging	0.66	0.659	0.629	0.551	0	0
20	svm naive-bayes k-neighbors ada-boost logistic-regression	0.671	0.659	0.629	0.551	0.466	0
21	logistic-regression bagging	0.66	0.629	0	0	0	0
22	svm naive-bayes logistic-regression	0.671	0.629	0.466	0	0	0
23	naive-bayes k-neighbors logistic-regression	0.659	0.629	0.466	0	0	0
24	svm naive-bayes k-neighbors logistic-regression	0.671	0.659	0.629	0.466	0	0
25	svm k-neighbors	0.671	0.659	0	0	0	0
26	svm ada-boost	0.671	0.551	0	0	0	0
27	k-neighbors ada-boost	0.659	0.551	0	0	0	0
28	svm bagging	0.671	0.66	0	0	0	0
29	naive-bayes logistic-regression	0.629	0.466	0	0	0	0
30	svm naive-bayes k-neighbors	0.671	0.659	0.466	0	0	0
31	k-neighbors ada-boost bagging	0.66	0.659	0.551	0	0	0
32	svm naive-bayes	0.671	0.466	0	0	0	0
33	naive-bayes k-neighbors	0.659	0.466	0	0	0	0
34	k-neighbors bagging	0.66	0.659	0	0	0	0

Таблиця В.9

Кореляція рішень СПР відносно оригінальної приналежності нетипових даних стосовно класу із сформованим сектором нетипових даних на основі рішень ансамблю СПР (клас 9)

	0	1	2	3	4	5	6
0	naive-bayes ada-boost	0.875	-0.137	0	0	0	0
1	naive-bayes k-neighbors ada-boost	0.875	0.385	-0.137	0	0	0
2	naive-bayes k-neighbors	0.385	-0.137	0	0	0	0
3	svm naive-bayes k-neighbors ada-boost logistic-regression	0.875	0.832	0.76	0.385	-0.137	0
4	naive-bayes k-neighbors ada-boost logistic-regression	0.875	0.76	0.385	-0.137	0	0
5	naive-bayes k-neighbors ada-boost logistic-regression bagging	0.875	0.834	0.76	0.385	-0.137	0
6	svm naive-bayes ada-boost	0.875	0.832	-0.137	0	0	0
7	naive-bayes k-neighbors ada-boost bagging	0.875	0.834	0.385	-0.137	0	0
8	svm naive-bayes k-neighbors ada-boost	0.875	0.832	0.385	-0.137	0	0
9	svm naive-bayes k-neighbors ada-boost bagging	0.875	0.834	0.832	0.385	-0.137	0
10	naive-bayes k-neighbors logistic-regression	0.76	0.385	-0.137	0	0	0
11	svm naive-bayes k-neighbors	0.832	0.385	-0.137	0	0	0
12	ada-boost bagging	0.875	0.834	0	0	0	0
13	svm naive-bayes k-neighbors ada-boost logistic-regression bagging	0.875	0.834	0.832	0.76	0.385	-0.137
14	svm naive-bayes k-neighbors logistic-regression	0.832	0.76	0.385	-0.137	0	0
15	naive-bayes bagging	0.834	-0.137	0	0	0	0
16	svm naive-bayes k-neighbors bagging	0.834	0.832	0.385	-0.137	0	0
17	naive-bayes k-neighbors bagging	0.834	0.385	-0.137	0	0	0
18	k-neighbors ada-boost	0.875	0.385	0	0	0	0
19	naive-bayes logistic-regression	0.76	-0.137	0	0	0	0
20	svm naive-bayes logistic-regression	0.832	0.76	-0.137	0	0	0
21	svm bagging	0.834	0.832	0	0	0	0
22	svm naive-bayes bagging	0.834	0.832	-0.137	0	0	0
23	k-neighbors bagging	0.834	0.385	0	0	0	0
24	k-neighbors ada-boost bagging	0.875	0.834	0.385	0	0	0
25	k-neighbors ada-boost logistic-regression	0.875	0.76	0.385	0	0	0
26	ada-boost logistic-regression	0.875	0.76	0	0	0	0
27	k-neighbors logistic-regression	0.76	0.385	0	0	0	0
28	ada-boost logistic-regression bagging	0.875	0.834	0.76	0	0	0
29	svm logistic-regression	0.832	0.76	0	0	0	0
30	k-neighbors ada-boost logistic-regression bagging	0.875	0.834	0.76	0.385	0	0
31	logistic-regression bagging	0.834	0.76	0	0	0	0
32	svm k-neighbors	0.832	0.385	0	0	0	0
33	svm ada-boost	0.875	0.832	0	0	0	0
34	svm naive-bayes	0.832	-0.137	0	0	0	0

## ДОДАТОК Г

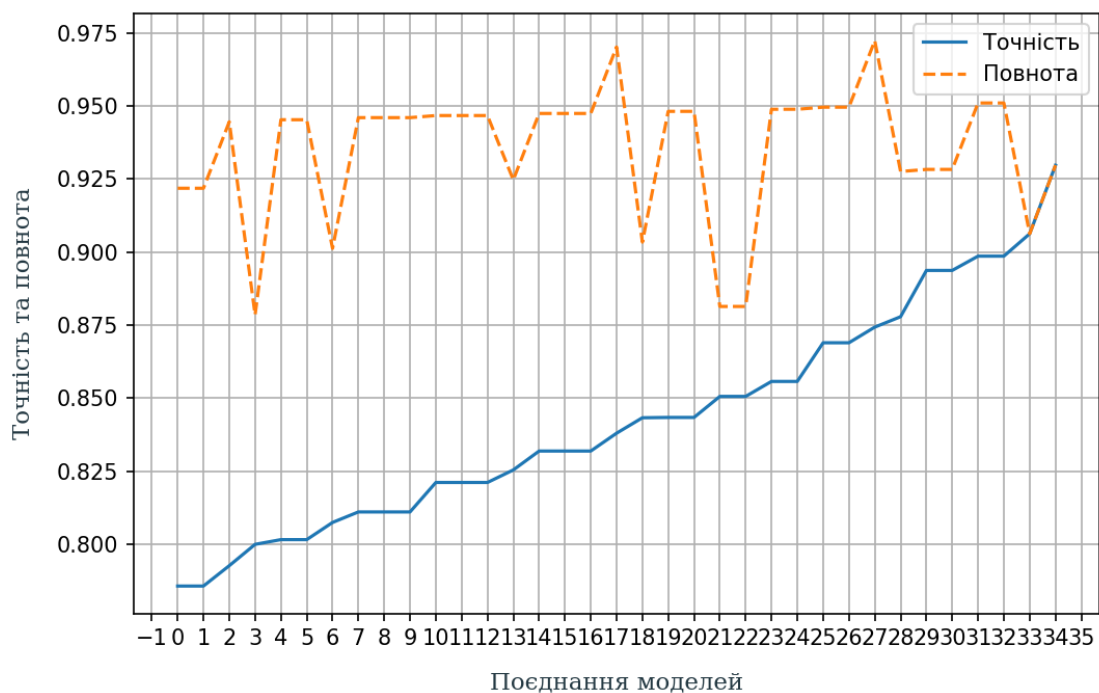


Рис. Г.1 Макрохарактеристика точності та повноти поєднань рішень СПР (клас 2)

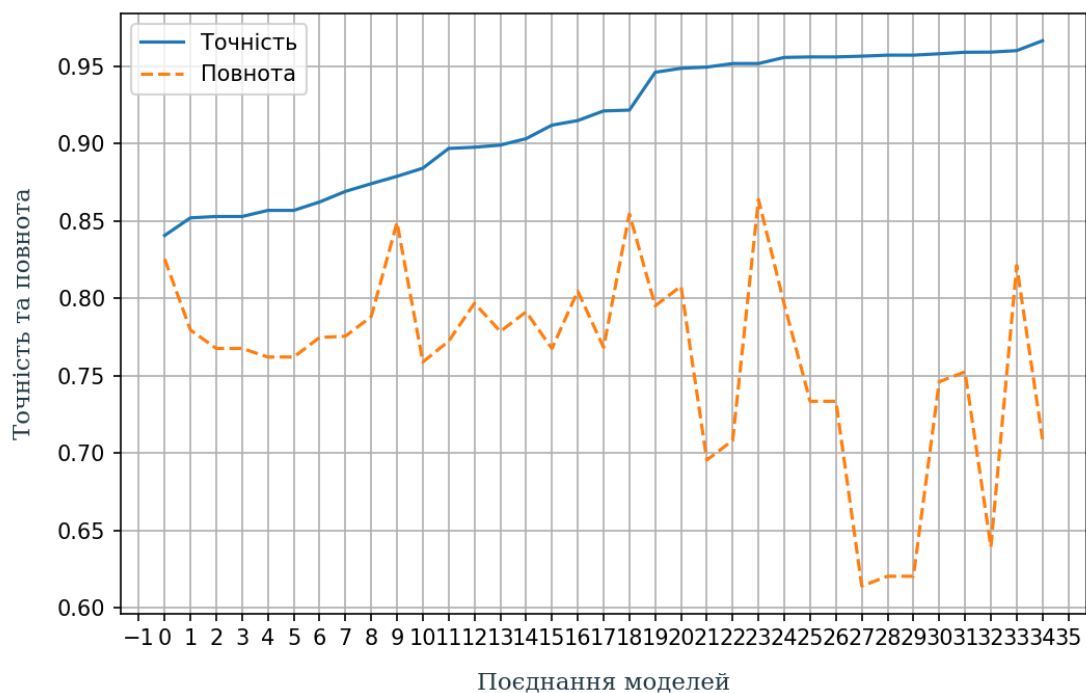


Рис. Г.2. Макрохарактеристика точності та повноти поєднань рішень СПР (клас 2)

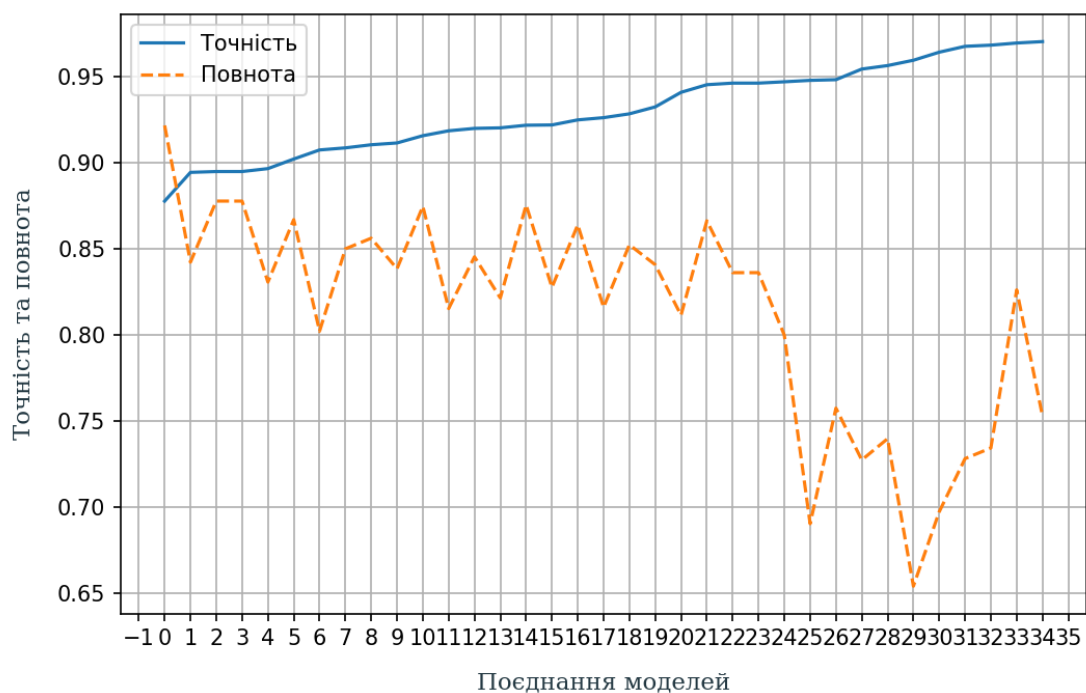


Рис. Г.3. Макрохарактеристика точності та повноти поєднань рішень СПР (клас 3)

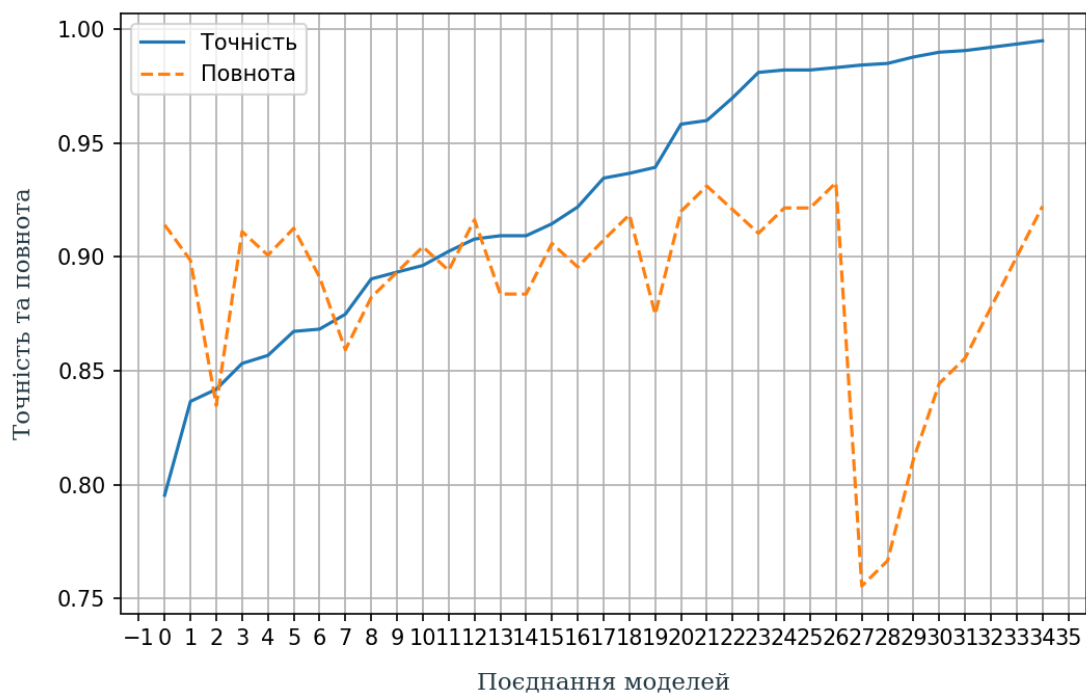


Рис. Г.4. Макрохарактеристика точності та повноти поєднань рішень СПР (клас 4)

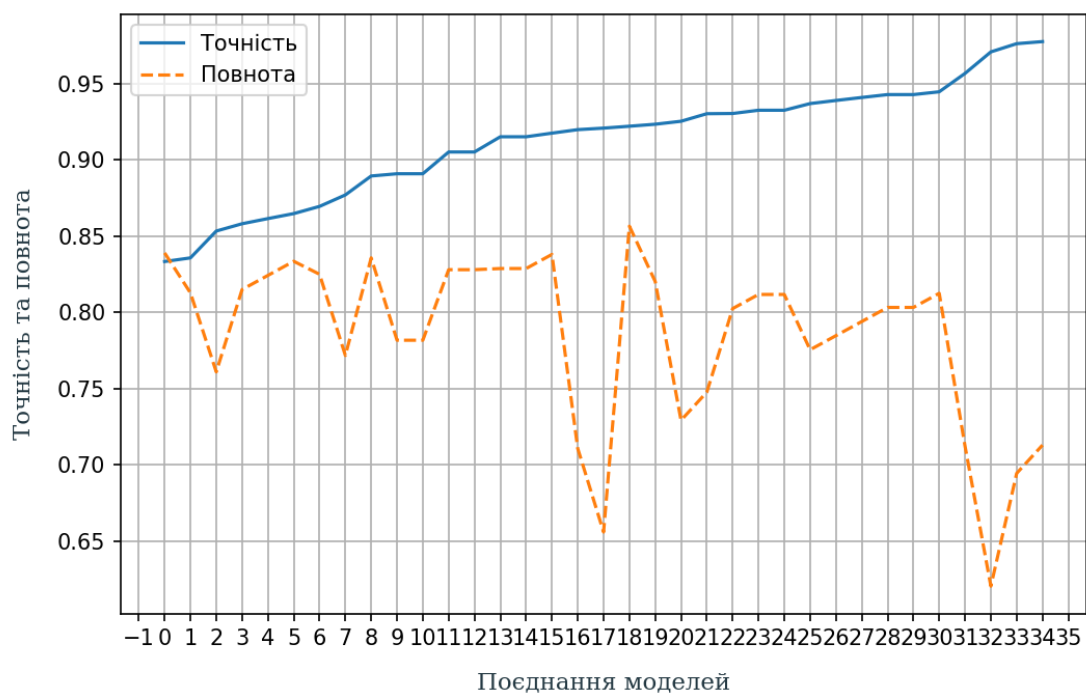


Рис. Г.5 Макрохарактеристика точності та повноти поєднань рішень СПР (клас 5)

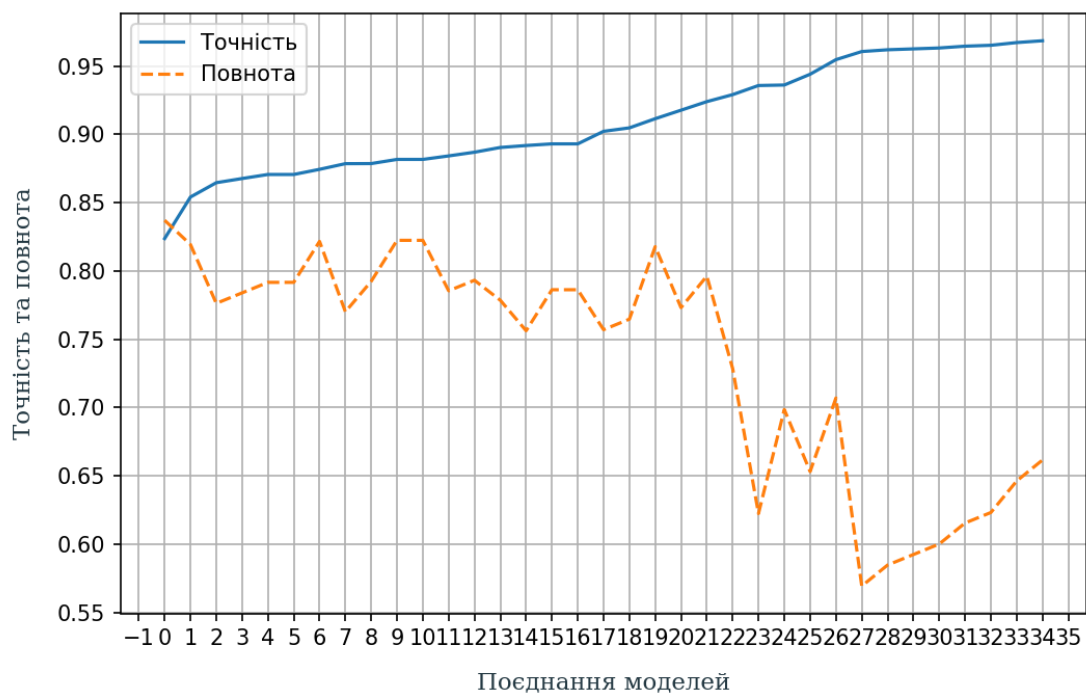


Рис. Г.6. Макрохарактеристика точності та повноти поєднань рішень СПР (клас 6)

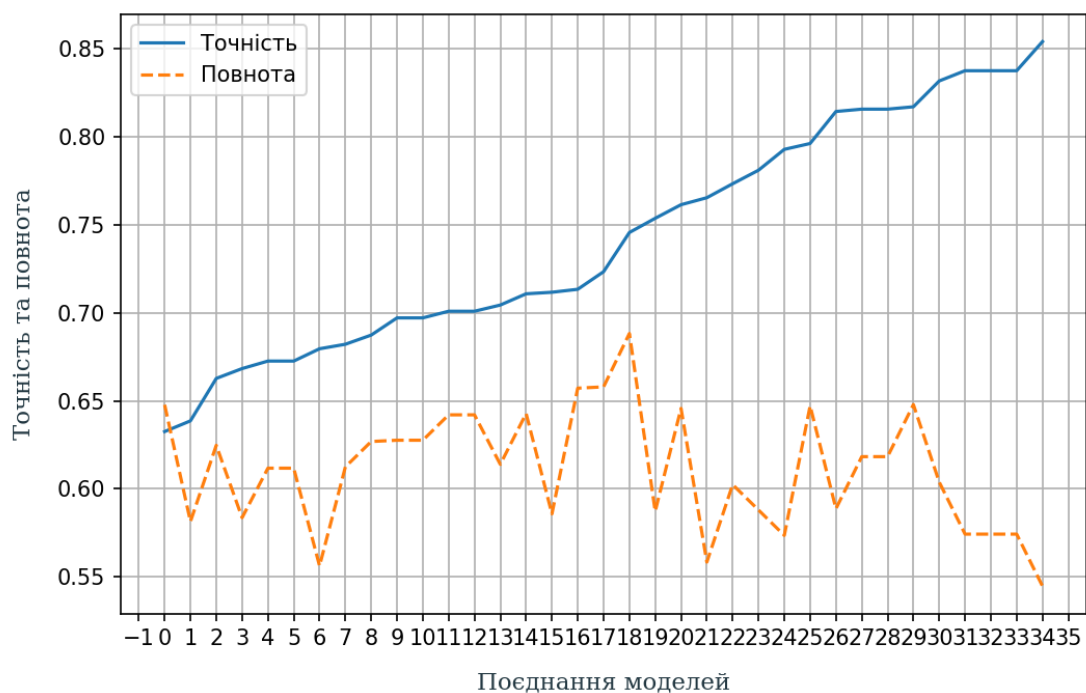


Рис. Г.7. Макрохарактеристика точності та повноти поєднань рішень СПР (клас 7)

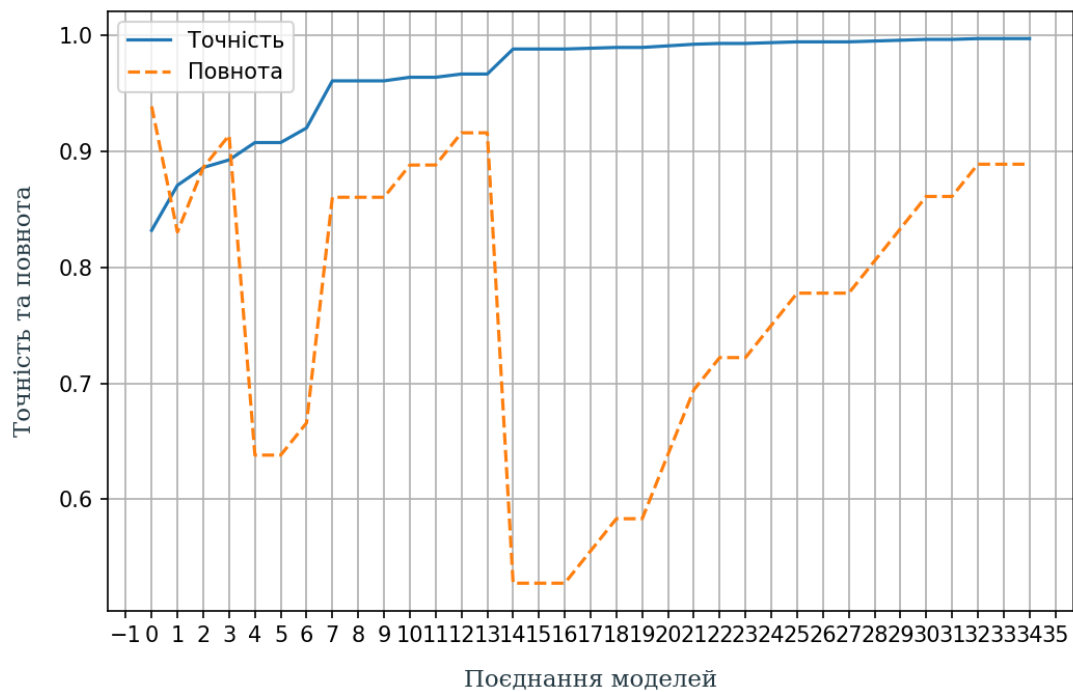


Рис. Г.8. Макрохарактеристика точності та повноти поєднань рішень СПР (клас 8)

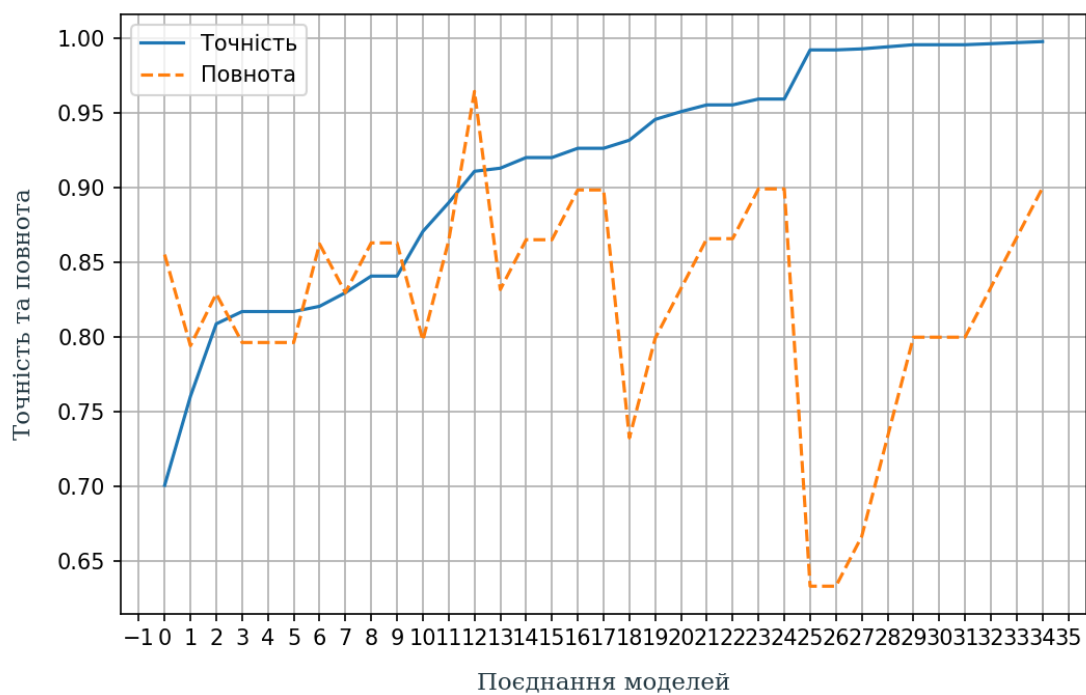


Рис. Г.9. Макрохарактеристика точності та повноти поєднань рішень СПР (клас 9)

## ДОДАТОК Д

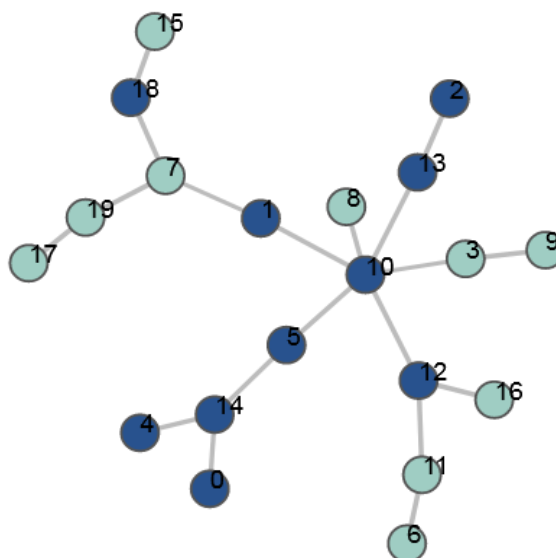


Рис. Д.1 МОД нетипових даних (клас 1), множина нетипових даних з редукцією ознаки <502> даних класу

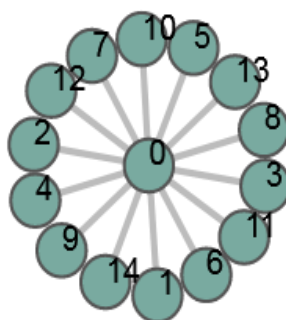


Рис. Д.2. Ліс дерев траєкторій зменшення ребер за ознаками (клас 1)

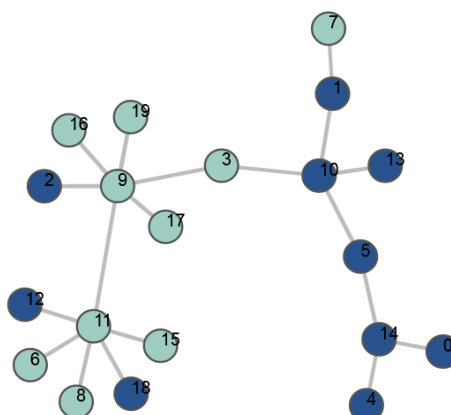


Рис. Д.3. МОД нетипових даних (клас 1), множина нетипових даних з редукцією ознак <605, 561, 270> даних поза межами класу

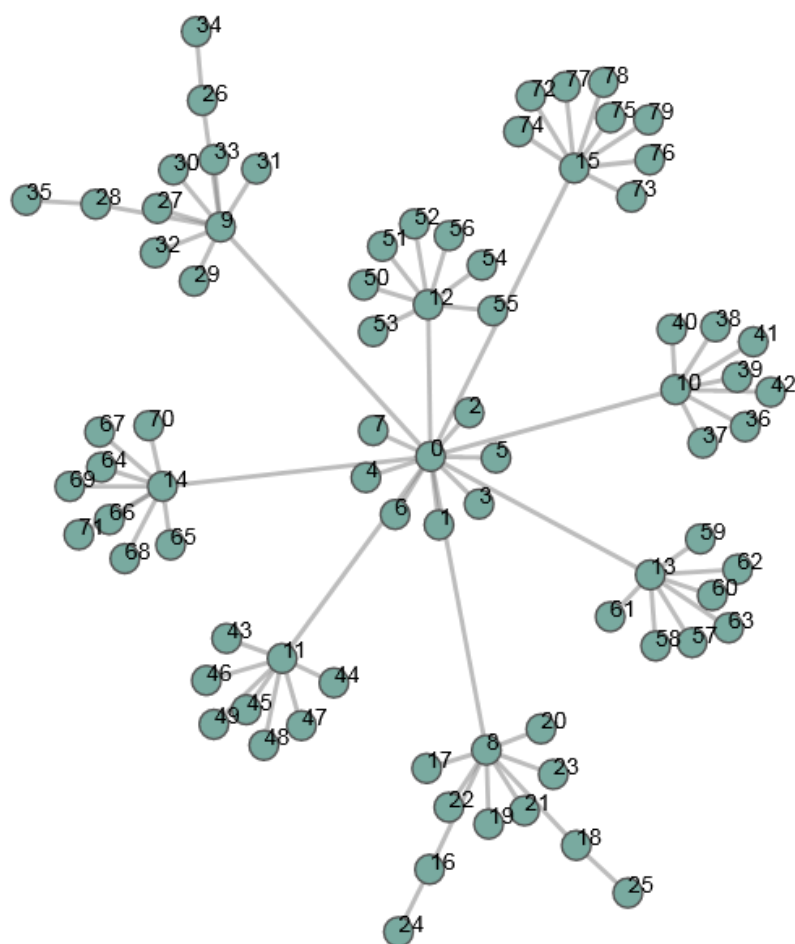


Рис. Д.4. Ліс дерев траєкторій зменшення ребер  
за ознаками поза межами (клас 1)

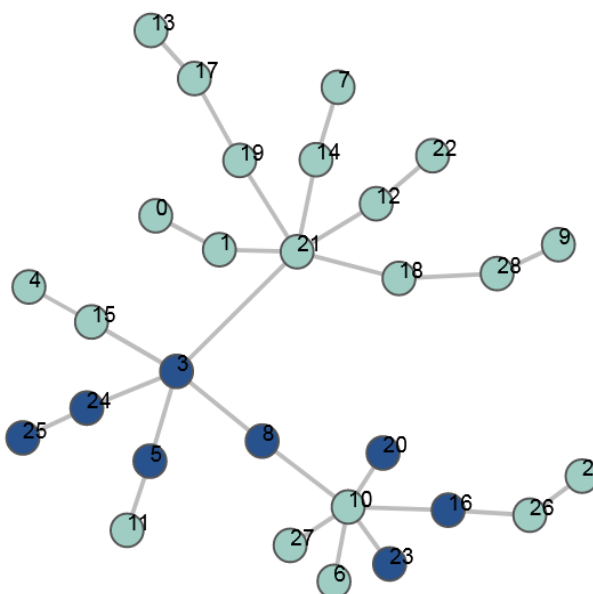


Рис. Д.5. МОД нетипових даних (клас 2)

Кількість ознак класу – 145.

Кількість ознак поза межами класу – 514.

Кількість ознак належить даним класу та даним поза межами класу одночасно – 96.

Загальна кількість ознак – 755.

Кількість ребер двочасткового графа – 8.

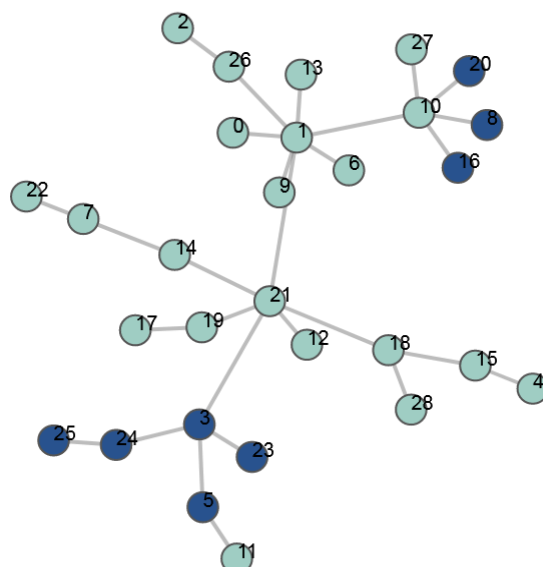


Рис. Д.6. МОД нетипових даних (клас 2), множина нетипових даних з редукцією ознак  $\langle 44, 593 \rangle$  спільних для даних класу і даних поза межами класу

Важливість впливу ознаки для кортежів:

17 --> {0.1074}; 41 --> {0.047}; 44 --> {0.2081}; 93 --> {0.0201}; 138 --> {0.0671}; 170 --> {0.1007}; 181 --> {0.0805}; 227 --> {0.0268}; 274 --> {0.1611}; 329 --> {0.2617}; 364 --> {0.1007}; 378 --> {0.0805}; 443 --> {0.0537}; 489 --> {0.0201}; 500 --> {0.0403}; 544 --> {0.0805}; 551 --> {0.0201}; 554 --> {0.0201}; 593 --> {0.906}; 597 --> {0.094}; 669 --> {0.3154}; 689 --> {0.1611};

Важливість впливу ознаки для унікальних наборів:

17 --> {0.0201}; 41 --> {0.0134}; 44 --> {0.0738}; 93 --> {0.0067}; 138 --> {0.0201}; 170 --> {0.0201}; 181 --> {0.0134}; 227 --> {0.0134}; 274 --> {0.0268}; 329 --> {0.047}; 364 --> {0.0201}; 378 --> {0.0134}; 443 --> {0.0134};

489 --> {0.0067}; 500 --> {0.0067}; 544 --> {0.0134}; 551 --> {0.0067}; 554 --> {0.0067}; 593 --> {0.1946}; 597 --> {0.0268}; 669 --> {0.0604}; 689 --> {0.0268};

Кардинальне число множини ознак зменшення ребер двочасткового графа: 22.

Максимальна довжина траєкторії: 3.

Мінімальна довжина траєкторії: 2.

Максимальна абсолютна величина редукції міжкласових ребер: 3.

Максимальна відносна величина редукції міжкласових ребер: 0.375.

Базові ознаки з редукцією ребер більше одиниці: 44 --> 2;

Відношення унікальних наборів до траєкторій: 0.2215.

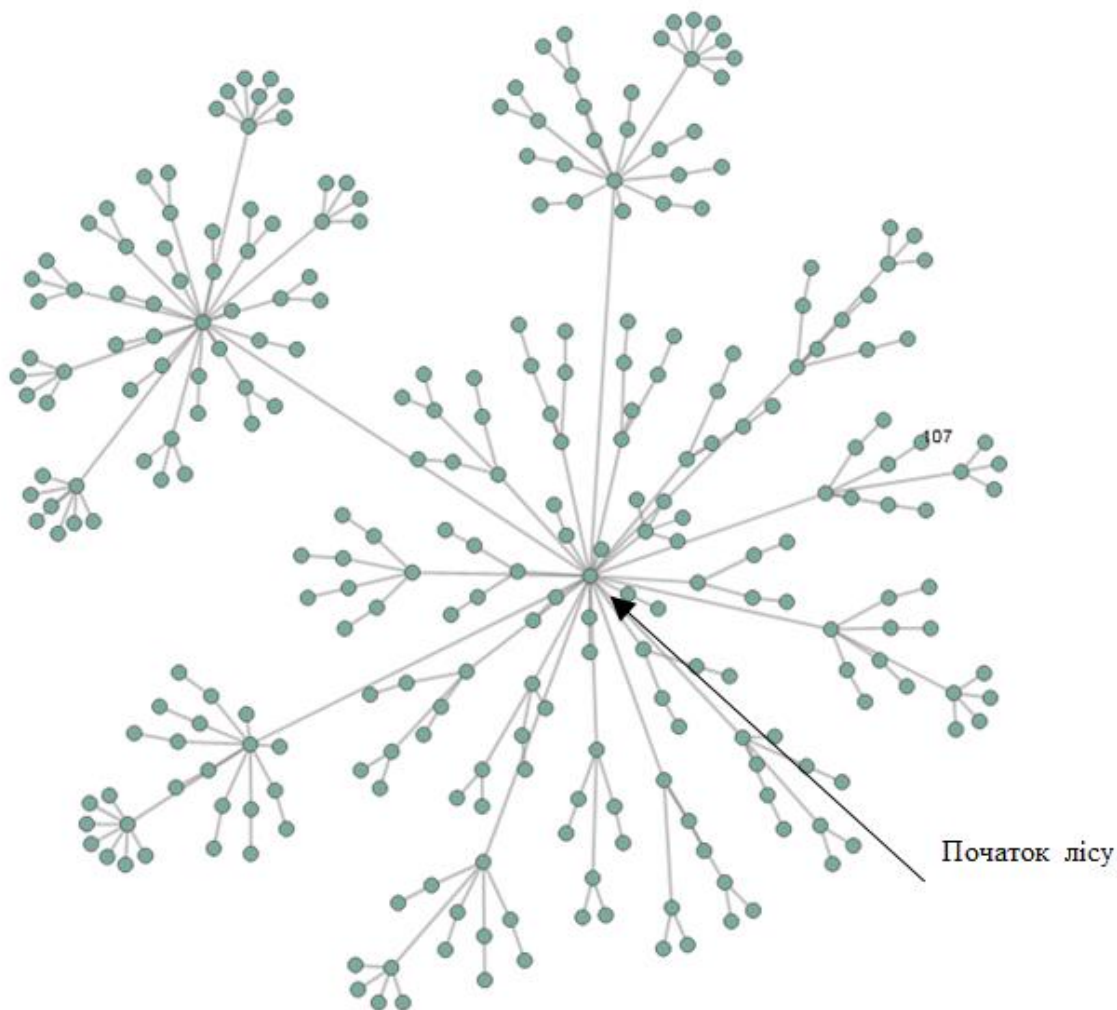


Рис. Д.7. Ліс дерев траєкторій зменшення міжкласових ребер (клас 2)

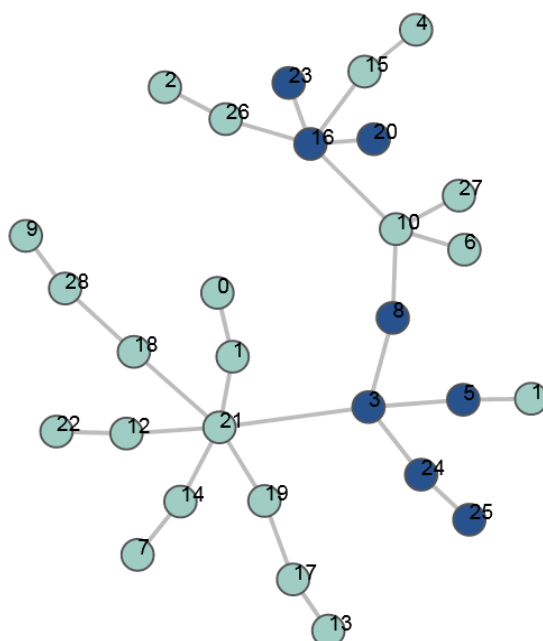


Рис. Д.8. МОД нетипових даних (клас 2), множина нетипових даних з редукцією ознаки <420> даних класу

Важливість впливу ознаки для кортежів:

45 --> {0.0714}; 81 --> {0.0714}; 133 --> {0.1111}; 148 --> {0.0714}; 186 --> {0.1111}; 276 --> {0.0714}; 359 --> {0.0714}; 368 --> {0.1111}; 404 --> {0.1111}; 420 --> {0.1111}; 527 --> {0.0714}; 545 --> {0.0714}; 612 --> {0.0714}; 619 --> {0.0714}; 634 --> {0.1111}; 636 --> {0.0714}; 664 --> {0.0714}; 673 --> {0.0714}; 736 --> {0.1111}; 737 --> {0.0714}; 742 --> {0.1111}; 745 --> {0.1111}.

Важливість впливу ознаки для унікальних наборів:

45 --> {0.0714}; 81 --> {0.0714}; 133 --> {0.1111}; 148 --> {0.0714}; 186 --> {0.1111}; 276 --> {0.0714}; 359 --> {0.0714}; 368 --> {0.1111}; 404 --> {0.1111}; 420 --> {0.1111}; 527 --> {0.0714}; 545 --> {0.0714}; 612 --> {0.0714}; 619 --> {0.0714}; 634 --> {0.1111}; 636 --> {0.0714}; 664 --> {0.0714}; 673 --> {0.0714}; 736 --> {0.1111}; 737 --> {0.0714}; 742 --> {0.1111}; 745 --> {0.1111}.

Кардинальне число множини ознак зменшення ребер двочасткового графа: 22.

Максимальна довжина траєкторії: 2.

Мінімальна довжина траєкторії: 1.

Максимальна абсолютна величина редукції міжкласових ребер: 2.

Максимальна відносна величина редукції міжкласових ребер: 0.25.

Базові ознаки з редукцією ребер більше одиниці: 420 --> 2; 404 --> 2;  
368 --> 2; 745 --> 2; 742 --> 2; 736 --> 2; 186 --> 2; 133 --> 2; 634 --> 2;

Відношення унікальних наборів до траєкторій: 1.0.

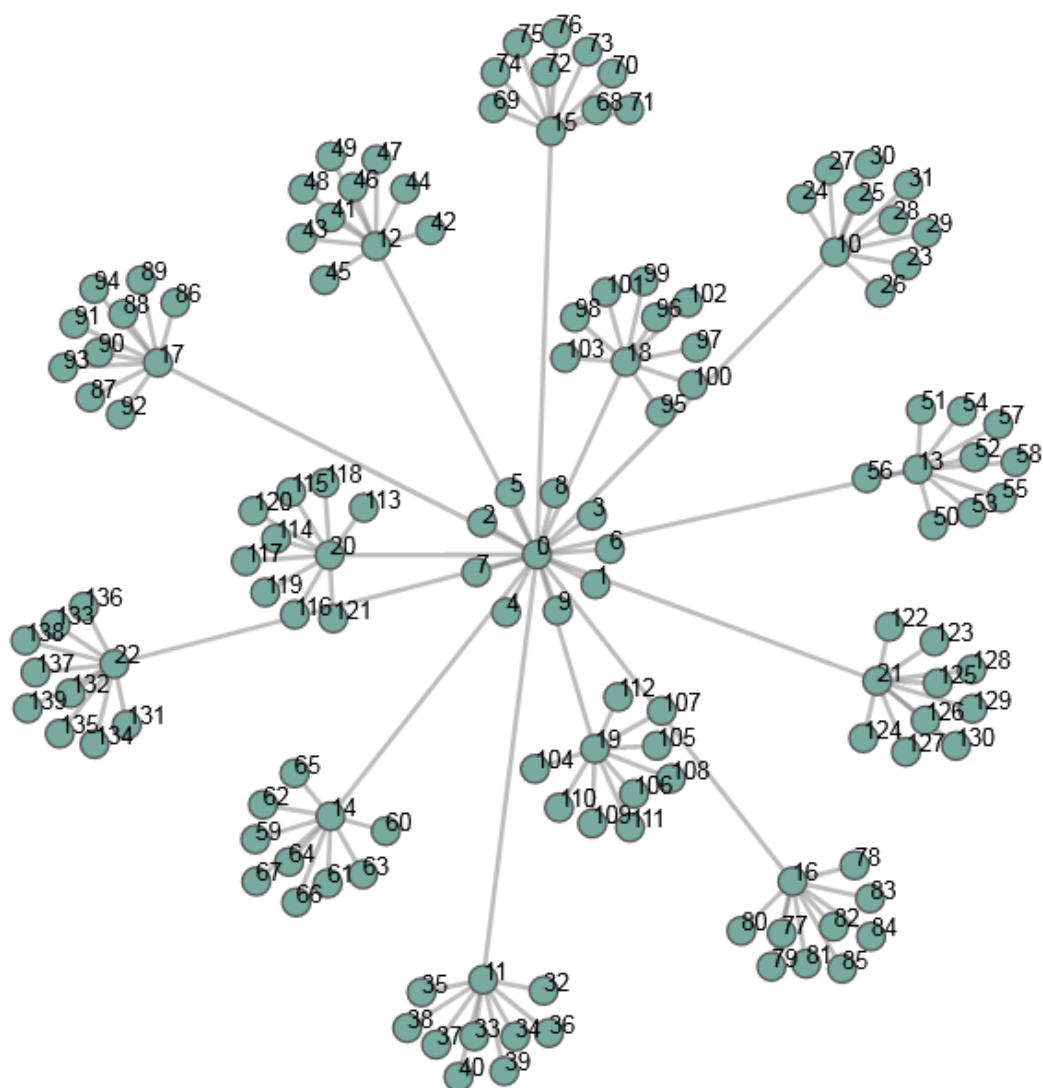


Рис. Д.9. Ліс дерев траєкторій зменшення ребер за ознаками (клас 2)

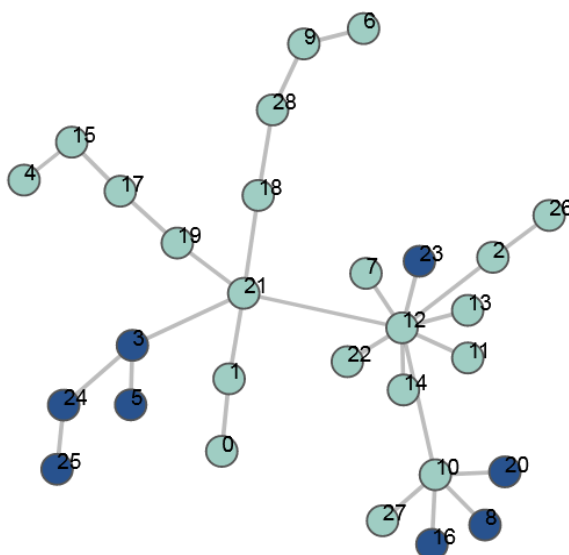


Рис. Д.10. МОД нетипових даних (клас 2), множина нетипових даних з редукцією ознак  $\langle 724, 444, 63 \rangle$  даних поза межами класу

Важливість впливу ознаки для кортежів:

63 --> {0.0278}; 66 --> {0.0278}; 68 --> {0.0278}; 76 --> {0.0278}; 77 --> {0.0278}; 83 --> {0.0278}; 88 --> {0.0278}; 140 --> {0.0278}; 160 --> {0.0278}; 179 --> {0.0278}; 183 --> {0.0278}; 206 --> {0.0278}; 240 --> {0.0278}; 242 --> {0.0278}; 255 --> {0.0278}; 257 --> {0.0278}; 296 --> {0.0278}; 351 --> {0.0278}; 360 --> {0.0278}; 386 --> {0.0278}; 401 --> {0.0278}; 413 --> {0.0278}; 431 --> {0.5}; 434 --> {0.0278}; 444 --> {1.0}; 453 --> {0.0278}; 488 --> {0.0278}; 511 --> {0.0278}; 522 --> {0.0278}; 525 --> {0.0278}; 563 --> {0.0278}; 622 --> {0.0278}; 645 --> {0.0278}; 648 --> {0.0278}; 652 --> {0.0278}; 660 --> {0.0278}; 666 --> {0.0278}; 679 --> {0.0278}; 724 --> {0.5}.

Важливість впливу ознаки для унікальних наборів:

63 --> {0.0046}; 66 --> {0.0046}; 68 --> {0.0046}; 76 --> {0.0046}; 77 --> {0.0046}; 83 --> {0.0046}; 88 --> {0.0046}; 140 --> {0.0046}; 160 --> {0.0046}; 179 --> {0.0046}; 183 --> {0.0046}; 206 --> {0.0046}; 240 --> {0.0046}; 242 --> {0.0046}; 255 --> {0.0046}; 257 --> {0.0046}; 296 --> {0.0046}; 351 --> {0.0046}; 360 --> {0.0046}; 386 --> {0.0046}; 401 --> {0.0046}; 413 --> {0.0046}; 431 --> {0.0833}; 434 --> {0.0046}; 444 --> {0.1667}; 453 --> {0.0046}; 488 --> {0.0046}; 511 --> {0.0046}; 522 --> {0.0046}; 525 -->

{0.0046}; 563 --> {0.0046}; 622 --> {0.0046}; 645 --> {0.0046}; 648 --> {0.0046}; 652 --> {0.0046}; 660 --> {0.0046}; 666 --> {0.0046}; 679 --> {0.0046}; 724 --> {0.0833}.

Кардинальне число множини ознак зменшення ребер двочасткового графа: 39.

Максимальна довжина траєкторії: 3.

Мінімальна довжина траєкторії: 3.

Максимальна абсолютна величина редукції міжкласових ребер: 3.

Максимальна відносна величина редукції міжкласових ребер: 0.375.

Базові ознаки з редукцією ребер більше одиниці:

Відношення унікальних наборів до траєкторій: 0.1667.

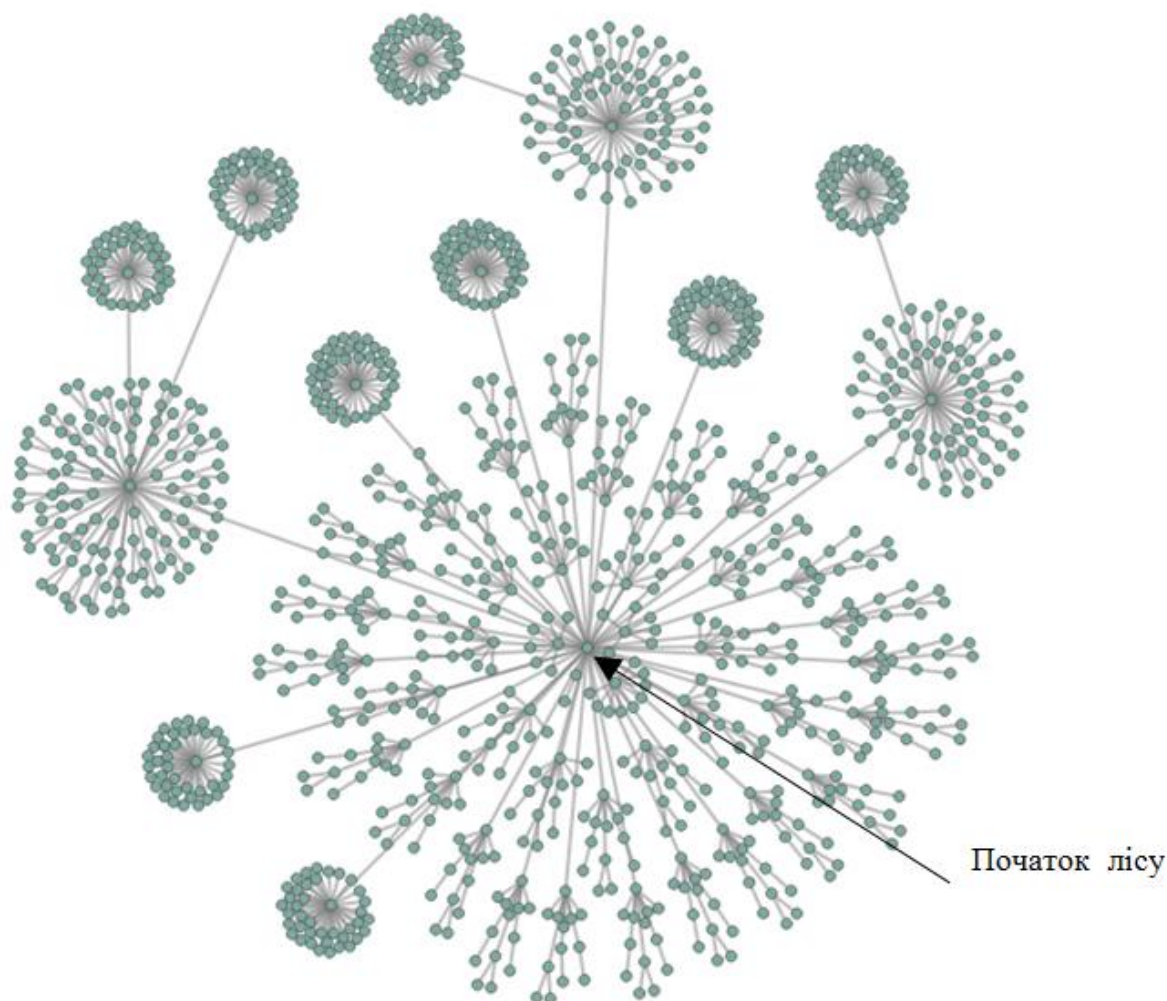


Рис. Д.11. Ліс дерев траєкторій зменшення ребер  
за ознаками поза межами (клас 2)

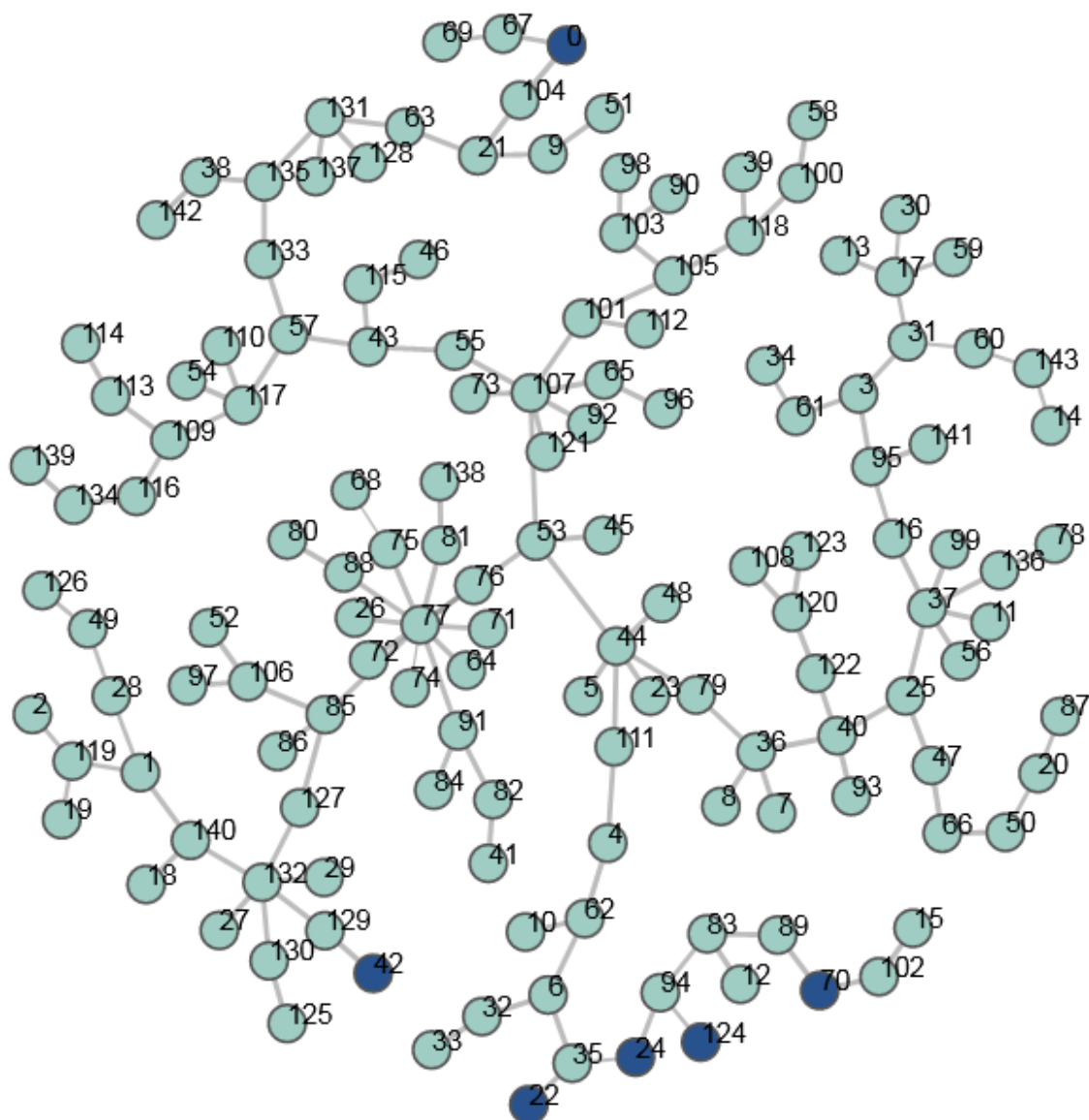


Рис. Д.12. МОД нетипових даних (клас 3)

Кількість ознак класу – 22.

Кількість ознак поза межами класу – 2295.

Кількість ознак належить даним класу та даним поза межами класу одночасно – 148.

Загальна кількість ознак – 2465.

Кількість ребер двочасткового графа – 9.

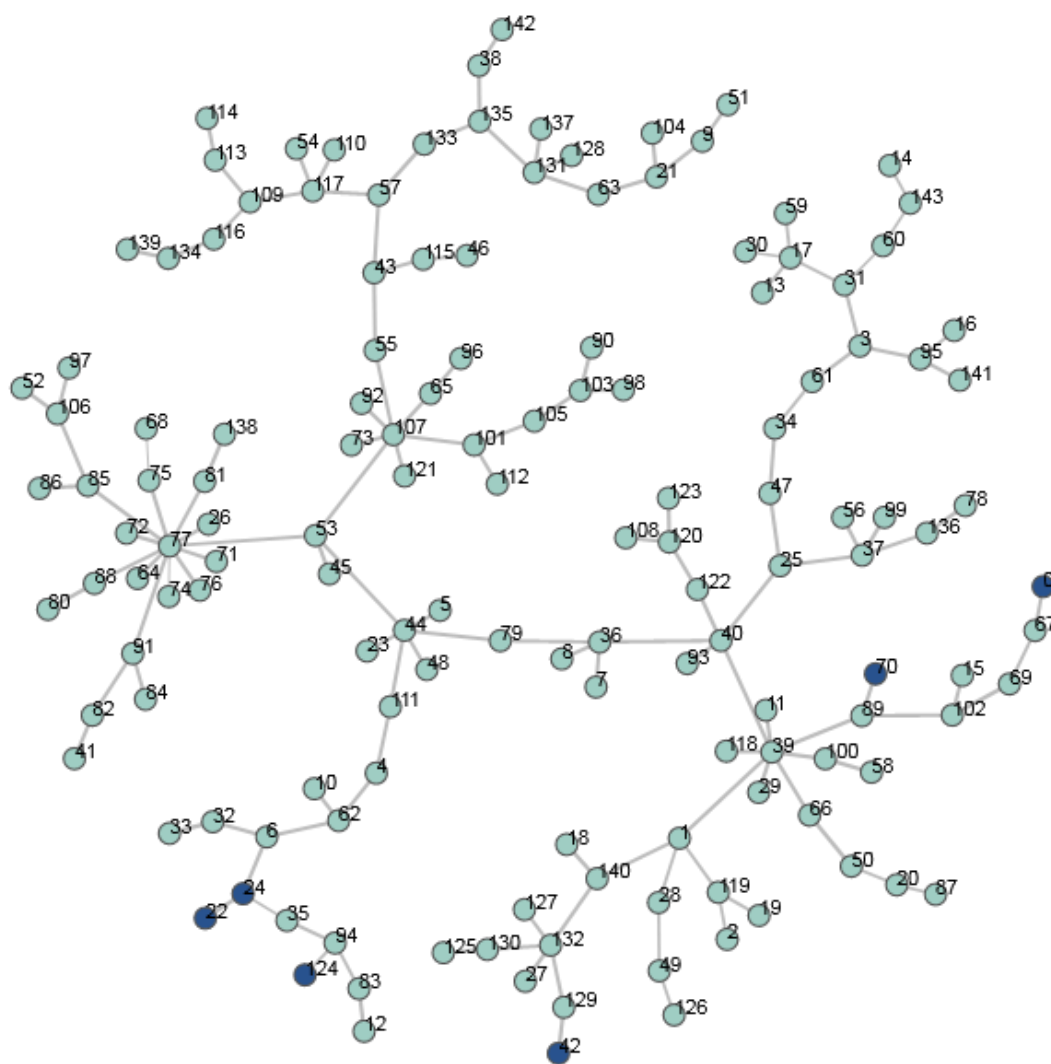


Рис. Д.13. МОД нетипових даних (клас 3), множина нетипових даних з редукцією ознак  $\langle 1405, 983 \rangle$  спільних для даних класу і даних поза межами класу

Важливість впливу ознаки для кортежів:

12 --> {0.1}; 20 --> {0.0667}; 116 --> {0.0667}; 424 --> {0.6333}; 698 --> {0.0667}; 740 --> {0.0333}; 983 --> {0.4333}; 1033 --> {0.3667}; 1405 --> {0.3}; 1536 --> {0.1}; 1608 --> {0.1667}; 1866 --> {0.4}; 1937 --> {0.1667}; 2267 --> {0.0333}.

Важливість впливу ознаки для унікальних наборів:

12 --> {0.0667}; 20 --> {0.0333}; 116 --> {0.0333}; 424 --> {0.2667}; 698 --> {0.0333}; 740 --> {0.0333}; 983 --> {0.3333}; 1033 --> {0.1667}; 1405 -->

{0.2667}; 1536 --> {0.0667}; 1608 --> {0.1}; 1866 --> {0.1667}; 1937 --> {0.0667}; 2267 --> {0.0333}.

Кардинальне число множини ознак зменшення ребер двочасткового графа: 14.

Максимальна довжина траєкторії: 3.

Мінімальна довжина траєкторії: 2.

Максимальна абсолютна величина редукції міжкласових ребер: 3.

Максимальна відносна величина редукції міжкласових ребер: 0.3333.

Базові ознаки з редукцією ребер більше одиниці: 1608 --> 2; 2267 --> 2; 1405 --> 2; 1866 --> 2;

Відношення унікальних наборів до траєкторій: 0.5667.

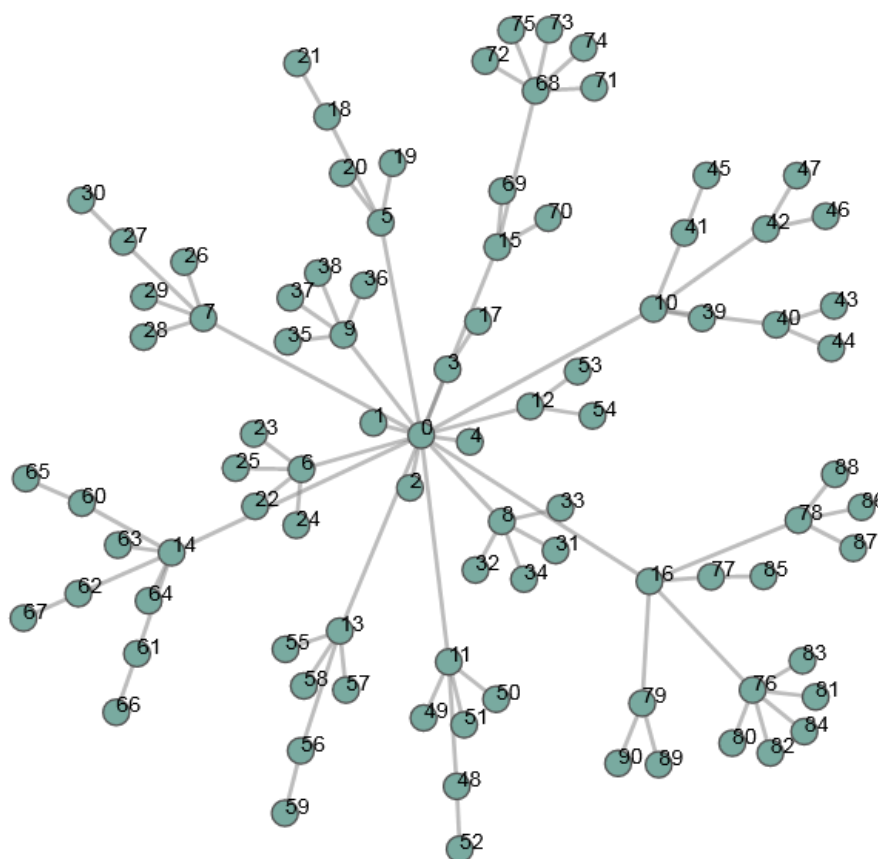


Рис. Д.14. Ліс дерев траєкторій зменшення міжкласових ребер (клас 3)

## ДОДАТОК Е

УКРАЇНА  
 МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ  
**ТЕРНОПІЛЬСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ  
 ПЕДАГОГІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ  
 ІМЕНІ ВОЛОДИМИРА ГНАТЮКА**  
 вул. М.Кривоноса, 2, м. Тернопіль, 46027,  
 тел. (0352)43-58-80, факс (0352)43-60-02  
 e-mail: info@tnpu.edu.ua, код ЄДРПОУ 02125544



UKRAINE  
 MINISTRY OF EDUCATION AND  
 SCIENCE OF UKRAINE  
**TERNOPIL VOLODYMYR HNAIUK  
 NATIONAL PEDAGOGICAL UNIVERSITY**  
 2 M. Kryvonosa st., Ternopil, 46027, Ukraine  
 tel. +38 0352 43 60 67, fax: +38 0352 43 60 02  
 e-mail: info@tnpu.edu.ua

Від " 25 " 05 2022 р. № 38/-33/23 На № " " " 20 р.

## ДОВІДКА

впровадження результатів дисертаційної роботи  
 Манзюка Едуарда Андрійовича  
 на тему: «Теоретичні та прикладні засади інтелектуальної інформаційної технології отримання  
 довірчих рішень за людиноцентрованим підходом»

Для забезпечення відповідності сучасним вимогам викладання навчальних дисциплін у Тернопільському національному педагогічному університеті на кафедрі інформатики та методики її навчання для спеціальності 122 Комп'ютерні науки використано результати дисертаційної роботи Манзюка Е.А. «Теоретичні та прикладні засади інтелектуальної інформаційної технології отримання довірчих рішень за людиноцентрованим підходом». Зокрема, в навчальних дисциплінах «Штучний інтелект та ігрова діяльність» та «Аналіз алгоритмів».

При викладанні цих навчальних дисциплін використано інтелектуальну інформаційну технологію отримання довірчих рішень з встановленням сегменту інформації, яку визначено як типу з встановленням рішень стосовно неї використовуючи метод групового прийняття рішень з формуванням групованості та ієрархії делегування рішень. Також було використано комплексний метод визначення відповідності онтології довіри до інтелектуальних інформаційних технологій та структурованого домену, який об'єднуючи метод синтаксичного, структурного та семантичного рівня визначення відповідності дозволяє на основі опрацювання інформації дати оцінку важливості складових елементів декомпозиції концепту довіри. Метод структурного визначення відповідності онтології та структурованого домену за концептом довіри дозволяє встановлювати відповідність на рівні структурних доменних та міждоменних інформаційних зв'язків елементів порівняння. Метод семантичного визначення відповідності онтології та структурованого домену за концептом довіри дозволяє визначати інформаційні властивості як узагальнення множини текстових дескрипторів інформації з домену порівняння та сформувати інформаційні сутності встановлення відповідності в їх межах, що забезпечує реалізацію гнучкого механізму встановлення ступеня відповідності використовуючи рівень описових дескрипторів з формуванням ієрархії поетапного узагальнення інформації. Використано розроблену онтологію довіри до інтелектуальних систем прийняття рішень з формування множини складових концепту довіри та встановленого рівня важливості кожного із структурних складових відносно загальної сукупності. Складові довіри спроектовано на рівень прикладних рішень інтелектуальних інформаційних систем. В подальшому ці принципи лягли в основу запропонованих методів отримання довірчих рішень та аналізу складнокласифікованої інформації.

Використання зазначених результатів дозволило підвищити якість викладання дисциплін.

Проректор з наукової роботи та  
 міжнародного співробітництва

Завідувач кафедри інформатики  
 та методики її навчання



проф. Г. І. Фальфушинська

доц. Г.Р. Генсерук

«ЗАТВЕРДЖУЮ»

**Декан**

факультету комп'ютерних наук та  
кібернетики Київського національного  
університету імені Тараса Шевченка,  
член-кореспондент НАН України,  
доктор фізико-математичних наук,  
професор



Дмитро́лій АНІСИ́МОВ

05 2022р.

### ДОВІДКА

впровадження результатів дисертаційної роботи  
«Теоретичні та прикладні засади інтелектуальної інформаційної технології  
отримання довірчих рішень за людиноцентрованим підходом»  
Манзюка Едуарда Андрійовича

У навчальному процесі при викладанні дисциплін на кафедрі теоретичної кібернетики факультету комп'ютерних наук та кібернетики Київського національного університету імені Тараса Шевченка для спеціальності 122 Комп'ютерні науки використано результати дисертаційної роботи Манзюка Е.А. «Теоретичні та прикладні засади інтелектуальної інформаційної технології отримання довірчих рішень за людиноцентрованим підходом». Зокрема, в навчальних дисциплінах «Методи обробки мультимедійної інформації», «Розпізнавання образів та аналіз сцен», «Нейромережі та нейрообчислення», «Робототехніка та методи штучного інтелекту», «Кластеризація та класифікація інформації», «Згорткові нейронні мережі для візуального розпізнавання».

При викладанні цих навчальних дисциплін використовуються такі матеріали досліджень, проведених автором:

- онтологія довіри до інтелектуальних інформаційних систем, в якій визначено складові елементи довіри щодо рішень сформованих інтелектуальною інформаційною системою на основі етичних принципів за людиноцентрованим підходом; отримана декомпозиція концепту довіри дозволяє сформулювати складові довіри та розробляти інформаційні

технології із забезпечення довіри до рішень отриманих інтелектуальними системами;

- інтелектуальна інформаційна технологія отримання довірчих рішень, яка відображає рух інформаційних потоків при формуванні рішень на основі сукупності вхідної інформації та забезпечує отримання рішень за складовими довіри з виділенням сегментів інформації, яка представляється у вигляді типових даних з відповідністю складовим довіри та нетипових даних як складнокласифікованої інформації в умовах невизначеності прийняття рішень з належними показниками якості класифікації;

- метод проектування ментальної моделі прийняття рішень сформованою людиною з використанням інформаційних технологій візуальної обробки інформації на рівень інтелектуальних інформаційних систем та утворення формальної моделі, який дозволяє результати опрацювання інформації людиною спроектувати на рівень прийняття інтелектуальними інформаційними системами, розширюючи, таким чином множину елементів системи прийняття рішень;

- метод аналізу сегменту складнокласифікованої інформації за просторовою групуваністю у гіперпросторі ознак, який використовує локальне просторове зміщення та в зоні виділення сегменту нетипової інформації визначає множину нетипових ознак і викидів на основі критерію розмежованості інформації;

- система критеріїв довіри на основі етичних принципів людиноцентрованого підходу до інтелектуальних інформаційних технологій, яка визначає сукупність складових довіри на рівні прикладних інтелектуальних інформаційних систем та покладена в основу інтелектуальної інформаційної технології отримання довірчих рішень

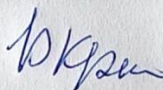
Використання зазначених результатів дозволило підвищити якість викладання зазначених дисциплін.

Завідувач

кафедри теоретичної кібернетики,

член-кореспондент НАН України,

доктор фізико-математичних наук, професор



Юрій КРАК



«Затверджую»

Проректор з наукової роботи

Синюк О.М.

2022р.

### ДОВІДКА

про впровадження в навчальний процес Хмельницького національного університету дисертаційної роботи доцента кафедри комп'ютерних наук Манзюка Едуарда Андрійовича

«Теоретичні та прикладні засади інтелектуальної інформаційної технології отримання довірчих рішень за людиноцентрованим підходом»

Результати отримані доцентом кафедри комп'ютерних наук Хмельницького національного університету Манзюком Едуардом Андрійовичем при виконанні ним докторської дисертації, впроваджено на кафедрі комп'ютерних наук Хмельницького національного університету, де вони використовувались у навчальному процесі та науково-дослідній роботі.

Дисертаційна робота Манзюка Е.А. виконувалась в межах держбюджетної науково-дослідної роботи Хмельницького національного університету: «Розроблення інформаційної технології прийняття контрольованих людиною критично-безпекових рішень за ментально-формальними моделями машинного навчання» (№ держ. реєстрації - 0121U112025).

Результати дисертаційної роботи Манзюка Е.А. впроваджені та використовуються в навчальному процесі на кафедрі комп'ютерних наук для спеціальності 122 Комп'ютерні науки, зокрема, в навчальних дисциплінах «Інтелектуальний аналіз даних», «Формальні методи розроблення критичних інформаційних технологій», «Інтелектуальна обробка інформаційних моделей», «Методи вирішення слабоформалізованих задач», «Методи та засоби аналізу великих та малих даних», «Методи, засоби та алгоритми в задачах обчислювального інтелекту та комп'ютерного зору», «Моделі та методи інтелектуального аналізу текстової інформації та машинного навчання».

При викладанні цих навчальних дисциплін було використано такі матеріали досліджень, проведених автором:

1) онтологію довіри до інтелектуальних інформаційних систем, в якій визначено складові елементи довіри щодо рішень сформованих інтелектуальною інформаційною системою на основі етичних принципів за людиноцентрованим підходом; отримана декомпозиція концепту довіри дозволяє сформувати складові довіри та розробляти інформаційні технології із забезпечення довіри до рішень отриманих інтелектуальними системами;

2) інтелектуальна інформаційна технологія отримання довірчих рішень, яка дозволяє: забезпечити реалізацію етичних принципів в сукупності методів, які було розроблено з метою практичної імплементації складових довіри; сформувати сегмент інформації з визначеними довірчими рішеннями стосовно неї, які приймаються інтелектуальними інформаційними системами на основі ієрархічного групового методу прийняття рішень; сформувати сегмент складнокласифікованої інформації стосовно якої існує множина альтеративних рішень і така інформація є недовірчою; в сегменті складнокласифікованої інформації із застосуванням метода групованості елементів інтелектуальної системи прийняття рішень отримати належні якісні показники з прийнятих рішень;

3) комплексний метод визначення відповідності онтології довіри та структурованого домену дозволяє встановити відповідність складових онтології та структурованого корпусу на основі синтаксичного, структурного та семантичного методів встановлення відповідності, які за комплексним підходом дозволяють визначити складові довіри за важливістю відносно загальної сукупності;

4) метод проектування ментальної моделі сформованої людиною з використанням методів візуалізації інформації на машинний рівень, який дозволяє сформувати сегменти довірчої інформації та встановити її розподілення з візуальним представленням.

Використання зазначених результатів дозволило підвищити якість викладання вказаних дисциплін.

Завідувач  
кафедри комп'ютерних наук,  
д.т.н., професор



О.В. Бармак

## ДОВІДКА

впровадження результатів дисертаційної роботи  
Манзюка Едуарда Андрійовича «Теоретичні та прикладні засади  
інтелектуальної інформаційної технології отримання довірчих рішень за  
людиноцентрованим підходом»

Фірмами, учасниками ГО "ІТ-кластер Хмельницького" в процесі розв'язання практичних задач з розробки інтелектуальних інформаційних систем було застосовано результати дисертаційної роботи Манзюка Е.А., які полягають у вирішенні науково-практичної проблеми забезпечення довіри до рішень прийнятих інтелектуальними інформаційними системами при обробці інформаційних потоків. В процесі розв'язання здобувачем поставленої задачі отримано такі результати наукових досліджень та практичних рішень:

- Застосовано інформаційну технологію отримання довірчих рішень, яка дозволяє забезпечити сегментацію потоку інформації з визначенням сегменту довірчих рішень та сегменту інформації, яку можна визначити як складнокласифіковану. За результатами використання запропонованої інформаційної технології сегмент інформації рішення щодо якої визначаються як довірчі склав 78%.

- Використано метод аналізу складнокласифікованої інформації з визначенням множини інформативних ознак, які мають найбільший вплив на просторову групованість інформації та дозволяють встановити дані в межах зони розмежування інформації. Ці дані було визначено як перехідні з недостатнім вмістом інформації для класифікації відомими методами. Відносно загальної кількості ознак складнокласифікованої інформації найбільший вплив мали ознаки з кількісним вмістом від 1.5% до 4.2% відносно загальної кількості.

У фірмах, учасниках ГО "ІТ-кластер Хмельницького" вказані результати використано при розробці інтелектуальних інформаційних систем обробки потоків текстової інформації.

Голова правління  
ГО "ІТ-кластер Хмельницького"



Сергій ЯЦИШЕН

## ДОВІДКА

впровадження результатів дисертаційної роботи

Манзюка Едуарда Андрійовича

Під час розробки програмних інформаційних систем ТОВ «ДЕВЛУП.ПРО» застосовано результати дисертаційної роботи Манзюка Е.А. «Теоретичні та прикладні засади інтелектуальної інформаційної технології отримання довірчих рішень за людиноцентрованим підходом». В межах дисертаційної роботи розв'язано науково-прикладну задачу забезпечення довіри до рішень прийнятих за допомогою інтелектуальних інформаційних систем при обробці інформації, яка піддається класифікації. Манзюком Е.А. були одержані особисто та використано на підприємстві ТОВ «ДЕВЛУП.ПРО» такі результати наукових досліджень:

- Впроваджено інтелектуальну інформаційну технологію забезпечення отримання довірчих рішень з формуванням сегменту довірчої інформації та сегменту складнокласифікованої інформації. При обробці інформації частка інформації з довірчими рішеннями склала 86% в межах блоку вхідної інформації. На загальному блоці інформації отримано якісні показники покращення класифікації за параметром точності на 1.7%, повноти на 4.2%.

- Використано метод проекції ментального представлення розподілу інформації на рівень прийняття рішень інтелектуальними інформаційними системами, який дозволив встановити форму візуального контролю над прийняттям рішень та доповнити множину елементів інтелектуальної системи.

Використання інтелектуальної інформаційної технології дозволило визначити архітектуру програмних систем та забезпечити необхідний довіру до інтелектуальних система прийняття рішень при обробці інформації згідно з людиноцентрованим підходом.

Керівник  
ТОВ «ДЕВЛУП.ПРО»



Олександр ГАЛИЦЬКИЙ

## ДОВІДКА

впровадження результатів дисертаційної роботи

Манзюка Едуарда Андрійовича

«Теоретичні та прикладні засади інтелектуальної інформаційної технології отримання довірчих рішень за людиноцентрованим підходом»

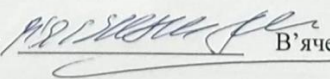
Здобувач наукового ступеня доктора наук Е.А. Манзюк провів науко-практичні дослідження результати яких було використано в розробці інтелектуальних інформаційних систем для формування рішень щодо класифікації вхідної інформації та забезпечення довіри до рішень прийнятих інтелектуальною системою. В процесі вирішення здобувачем наукової проблеми із забезпечення довіри до рішень прийнятими інтелектуальними системами отримані наступні результати:

1) Метод проєкції представлення людини на основі аналізу інформації з використанням візуальних інформаційних систем та наступною проєкцією на технічний рівень інтелектуальних систем прийняття рішень, що дозволило розробити механізм контролю класифікації інформації та інтегрувати можливості людини щодо прийняття рішень в інтелектуальну інформаційну систему. Така система інтеграції дозволила значною мірою підвищити довіру до рішень прийнятих системою та ефективно впровадити систему контролю над класифікацією інформації.

2) Інформаційну технологію отримання довірчих рішень із забезпеченням довіри до інтелектуальних систем прийняття рішень та виділення сегменту інформації, яка є типовою та інформацією, яку визначено як складнокласифіковану. Частка інформації рішення відносно якої згідно запропонованих та реалізованих принципів довіри є довірчими становлять близько 84%. Відносно частки складнокласифікованої інформації було визначено множину ознак, які найбільше впливають на розмежування інформації, що становлять відносно множини загальних ознак близько 3%.

Використання інтелектуальної інформаційної технології дозволило практично втілити систему принципів в архітектуру програмних систем за забезпечити необхідний рівень довіри до інтелектуальних система прийняття рішень при обробці інформації.

Керівник «Avivi»



В'ячеслав АСКЕРОВ



**ДОВІДКА**

впровадження результатів дисертаційної роботи

Манзюка Едуарда Андрійовича

«Теоретичні та прикладні засади інтелектуальної інформаційної технології  
отримання довірчих рішень за людиноцентрованим підходом»

Здобувачем наукового ступеня доктора наук Е.А. Манзюком на підприємстві ТОВ «ТЕРРАЛАБ АЙ ТІ» було здійснено впровадження інтелектуальної інформаційної технології отримання довірчих рішень, яка базується на розроблених методах реалізації етичних принципів визначених за людиноцентрованим підходом. В процесі розв'язання наукової проблеми, яка полягає у забезпеченні довіри до рішень прийнятих інтелектуальними інформаційними системами були одержані наукові та практичні результати. Результати досліджень, які знайшли практичну реалізацію:

- Впроваджено інтелектуальну інформаційну технологію забезпечення довіри до рішень, які прийняті складовими інтелектуальних інформаційних систем. Запропоновані методи в сукупності дозволяють сформувати сегмент інформації, використовуючи яку системи прийняття рішень отримують надійний результат, що складає 79%. Відносні цього сегменту даних рішення є довірчими.

- Впроваджено метод групового прийняття рішень, який дозволив на загальному об'ємі вхідної інформації отримати результати класифікації за якими приймалися рішення відповідно до показників, які склали за результатами впровадження: точність 86%, повнота 96%.

- Впроваджено метод аналізу сегменту складнокласифікованої інформації, який дозволив провести аналіз ознак та визначити множину найбільш впливових ознак серед сегменту приграничних даних. Серед множини спільних ознак сукупність таких ознак склала 2.5%.

- Впроваджено метод проєкції представлення людини про розподіл інформації в просторі візуальної формування розподілу, що дозволило визначити об'єм інформації з прогностичним довірчим формуванням рішень. Також це дозволило створити механізм контролю вхідної інформації та на етапі аналізу формувати апріорну прогностичну оцінку результату системи прийняття рішень.

Директор ТОВ «ТЕРРАЛАБ АЙ ТІ»



Ярослав ПІДГАЙЧУК

### ДОВІДКА

про впровадження результатів дисертаційної роботи  
Манзюка Едуарда Андрійовича «Теоретичні та прикладні засади  
інтелектуальної інформаційної технології отримання довірчих рішень за  
людиноцентрованим підходом»

В процесі виробничої діяльності ТОВ "Науково-технічна фірма «Інфосервіс»" знайшли застосування наступні результати дисертаційної роботи Манзюка Едуарда Андрійовича «Теоретичні та прикладні засади інтелектуальної інформаційної технології отримання довірчих рішень за людиноцентрованим підходом»:

- інформаційна технологія отримання довірчих рішень, яка забезпечує формування сегменту довірчих рішень, що в результаті практичного застосування становлять близько 86% від загальної об'єму інформації;

- метод аналізу складнокласифікованої інформації за множиною ознак, які значною мірою впливають на розмежування інформації і відносно множини спільних ознак класів було визначено близько 3,5% найбільш впливових ознак, які встановлені як викиди;

- метод формування кортежів ознак даних, які представляють вхідну інформацію та розмежовують складнокласифіковану інформацію з пошуком множини локальних мінімумів, за критерієм розмежування покращення складає у відносному представленні 63%;

- метод проектування ментальної моделі прийняття рішень сформованою людиною з використанням інформаційної технології візуальної обробки інформації на рівень інтелектуальної інформаційної системи дозволив візуалізувати розподіл інформації з отриманням формальної моделі.

У ТОВ "Науково-технічна фірма «Інфосервіс»" вказані результати використовуються при розробці програмного забезпечення для створення інтелектуальних інформаційних технологій в сервісах для отримання довірчих рішень в системах пошуку інформації.

Директор



Павлишин В.В.

## ДОВІДКА

впровадження результатів дисертаційної роботи

Манзюка Едуарда Андрійовича

«Теоретичні та прикладні засади інтелектуальної інформаційної технології отримання довірчих рішень за людиноцентрованим підходом»

Здобувач наукового ступеня доктора наук Е.А. Манзюк на підприємстві ТОВ «Джі Ем Хост» проводив роботу з впровадження інтелектуальної інформаційної технології отримання довірчих рішень на основі сукупності етичних принципів. В процесі розв'язання наукової проблеми забезпечення довіри до рішень прийнятих інтелектуальними інформаційними системами були одержані наукові та практичні результати, які знайшли практичне застосування:

- Інтелектуальна інформаційна технологія забезпечення довіри до рішень прийнятих інтелектуальними інформаційними системами на основі впровадження сукупності етичних принципів на рівень прикладних систем. Практичне застосування розробленої технології дозволило отримати сегмент інформації з довірчими рішенням близько 83%. За якісними оцінками класифікації вхідної інформації підвищення точності склало близько 1.3% та повноти 3.8%.

- Метод аналізу сегменту складнокласифікованої інформації в зоні розмежування дозволив визначити множину ознак, які впливають на розподіл даних в гіперпросторі, і становить в межах 3% від загальної множини ознак. Зміна ознак дозволила покращити розподіл інформації за критерієм розмежованості інформації на 30%. Такий перерозподіл даних в приграничній зоні розмежування визначає інформацію, яка є важливою з точки зору розподілу рішень класифікації.

- Метод проекції представлення людини про розподіл інформації з використанням інформаційних технологій візуалізації інформації на рівень використання інтелектуальним інформаційним систем прийняття рішень дозволив визначити механізм контролю прийняття рішень щодо класифікації інформації.

Керівник ТОВ «Джі Ем Хост»



Андрій ГАРМАТЮК

## ДОВІДКА

впровадження результатів дисертаційної роботи

Манзюка Едуарда Андрійовича

В процесі виконання виробничих завдань ПрАТ "Мікросистема" знайшло застосування результатам наукових розробок здобувача наукового ступеня доктора наук Манзюка Е.А. за темою дисертаційної роботи «Теоретичні та прикладні засади інтелектуальної інформаційної технології отримання довірчих рішень за людиноцентрованим підходом». В роботі вирішено науково-практичну проблему забезпечення довіри стосовно рішень, які приймаються інтелектуальними системами в складі інформаційних технологій. Відповідно за наявності довіри до рішень у користувачів, які використовують сервіси, що мають інтелектуальні системи прийняття рішення, формується довіра за сукупністю ознак до інформаційної технології з інтелектуальними системами. Такий напрямок наукових досліджень дозволив отримати науково-практичні результати, які знайшли впровадження:

- Впроваджено розроблену інтелектуальну інформаційну технологію отримання довірчих рішення за сукупністю етичних принципів, які визначені за людиноцентрованим підходом.
- Впроваджено метод сегментування інформації за складовими довіри до рішень прийнятими системами прийняття рішень, який дозволив сформувавши сегмент інформації рішення щодо якої є довірчими в межах 76%.
- Впроваджено метод групового прийняття рішень системами прийняття рішень, який дозволив отримати якісні показники класифікації інформації, що мають наступні значення повноти 97% та точності 95%.
- Впроваджено метод аналізу складнокласифікованої інформації, який дозволяє визначити ознаки з множини спільних ознак при однокласовій класифікації, а також множини ознак, які відносяться до класу та ознак поза межами класу. В межах множини спільних ознак частка найбільш впливових ознак становить близько 3%.
- Впроваджено метод проекції ментального представлення на рівень прийняття рішень інтелектуальними системами прийняття рішень. Це дозволило створити механізм контролю з розподілу інформації та контролю рішень прийнятими системами прийняття рішень.

Використання інтелектуальної інформаційної технології та структурних методів дозволило сформувавши архітектурні рішення в програмних системах для забезпечення отримання довірчих рішень за людиноцентрованим підходом.

Директор ПрАТ "Мікросистема"



Олександр НЕЙКО