

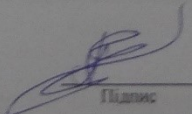
Хмельницький національний університет  
Факультет програмування та комп'ютерних і телекомунікаційних систем  
Кафедра комп'ютерних наук та інформаційних технологій

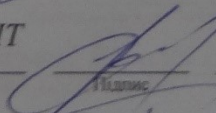
## ДИПЛОМНА РОБОТА МАГІСТРА

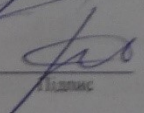
на тему Рекомендаційна система пошуку житла та співмешканців в  
бюджетному сегменті

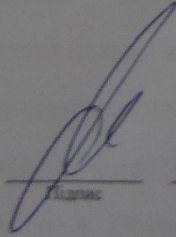
Галузь знань 12 – Інформаційні технології  
Шифр і назва галузі знань

Спеціальність 122 – Комп'ютерні науки  
Шифр і назва спеціальності

Виконав: студент 2 курсу, група КНм-19-1  
  
Підпис В.В. Плацидим  
Ініціали, прізвище

Керівник: к.ф-м.н., доцент кафедри КНІТ  
  
Підпис В.Ц. Михалевський  
Ініціали, прізвище

Нормоконтроль: к.т.н., доцент кафедри КНІТ  
  
Підпис Р.О. Багрії  
Ініціали, прізвище

До захисту допускаю:  
Зав. кафедри КНІТ, д.т.н., професор  
  
Підпис О.В. Бармак  
Ініціали, прізвище

7 12 2020 р.

ХМЕЛЬНИЦЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ  
 Факультет програмування та комп'ютерних і телекомунікаційних систем  
 Кафедра комп'ютерних наук та інформаційних технологій  
 Освітній ступінь магістр  
 Галузь знань 12 – Інформаційні технології  
 Спеціальність 122 – Комп'ютерні науки

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри комп'ютерних наук та інформаційних технологій

(підпис)

д.т.н., професор О.В. Бармак

« 7 » 09 2020 року

### ЗАВДАННЯ НА ДИПЛОМНУ РОБОТУ МАГІСТРА

1. Тема дипломної роботи магістра: «Рекомендаційна система пошуку житла та співмешканців в бюджетному сегменті»
2. Завдання видано студенту Плацідим Віталій Вікторович  
(прізвище, ім'я, по батькові)
3. Керівник роботи к.ф-м.н., доцент Міхалевський Віталій Цезарійович  
(прізвище, ім'я, по батькові)
4. Затверджені наказом університету від « 9 » 09 2020 р. № 22
5. Зміст пояснювальної записки (перелік задач) та вихідні дані:

Мета роботи – розробка рекомендаційної системи по пошуку співмешканця на базі інтегранційних даних. Об'єктом дослідження є порівняння методів рекомендаційної системи на базі машинного навчання. Предметом дослідження є набори даних отриманих предметної області в сфері надання послуг проживання та уподобань квартиронаймачі в сфері інтересів, місця розташування та інше.

## Реферат

Дипломна робота магістра присвячена розробці рекомендаційної системи пошуку житла та співмешканців в бюджетному сегменті. Розробка такого роду дозволить багатьом користувачам уникнути проблем, пов'язаних із дорогим сервісом служб, що падають подібні послуги, та на первинному етапі оцінити можливі ризики та переваги спільного проживання. Внаслідок роботи даної системи значно скоротиться час на пошуки, а також зменшиться ймовірність допущення помилок.

**Актуальність теми.** Сучасні методи обробки даних дають можливість широкого застосування новітніх технологій у різних сферах діяльності людини. Найчастіше використовуються різні види експертних систем та систем штучного інтелекту. Для певних предметних областей потрібен особливий підхід зі збору та обробки даних із застосуванням методів інтелектуального аналізу. Для цього необхідно розширювати загальні рамки для інтелектуальної системи рекомендацій, яка складає концепцію системи рекомендованих знань. Задачі пошуку, підбору і надання рекомендацій з прийняття рішень на основі ознак сумісності складають широкий клас експертних систем.

Також актуальність розробки структури інтелектуальної системи рекомендує визначається різними компонентами, в тому числі, парадигмою представлення знань, методами навчання та механізмами інформації. Найбільш цікавими і затребуваними є дослідження можливості отримання рекомендацій на основі даних про уподобання людини згідно рекомендацій співмешканця по кімнаті з орієнтацією на низькобюджетний сегмент аудиторії.

**Метою дослідження** є розробка рекомендаційної системи по пошуку співмешканця на базі інтегрованіх даних.

Для досягнення зазначеної мети поставлені наступні **задачі**:

- показати, що використання сучасних методів машинного навчання дозволяє розробити рекомендаційну систему з отриманням результатів на прийнятному рівні;

- провести дослідження рекомендаційних систем в предметній області та визначити основні фактори ефективності;

- провести аналіз факторів впливу та дієвості методів машинного навчання.

При цьому передбачається розв'язок таких **підзадач**:

- попередня обробки даних;
- формування очищених даних та визначення впливовості даних на результат;

- розробка структури рекомендаційної системи;

- аналіз моделей машинного навчання;

- тестування розробленої системи;

- програмна рекомендаційної системи.

**Об'єктом дослідження** є область послуг винаймання житла та надання рекомендацій щодо сумісності спільного проживання.

**Предметом дослідження** є набори даних, отриманих із предметної області надання послуг проживання та уподобань квартиронаймачів у сфері їхніх інтересів, місця розташування та інше.

Рекомендаційна система дозволяє створити навігацію для користувача. Крім того, рекомендаційна система може надавати іншу інформацію, що традиційно не визначається класичними рекомендаційними системами: про уподобання користувачів, критику тощо. Рекомендаційні системи можуть використовувати дані по-різному (пояснити, переконати, передбачити і т.д.), для різних речей (навести або рекомендувати), в прозорий та зрозумілий спосіб. Рекомендаційна система уникає деяких класичних недоліків: вона не має проблеми з розподілом, оскільки рекомендації не залежать від бази оцінок користувачів, не вимагає інженерних знань, і не повинна збирати інформацію про конкретного користувача, оскільки подібність суджень не залежить від

індивідуальних смаків і т.д. Несприйнятлива до статистичних аномалій, оскільки рекомендації базуються на знаннях, які оновлюються механізмами навчання. Рекомендаційна система має чітко визначену модель знань, яка розглядає інформацію про користувачів, елементи, домен, контекст і критику. Навчальний механізм дозволяє оновлювати ці знання, які спочатку визначаються за допомогою контекстної та доменних відомостей, і використовуються в перших наближених рекомендаціях. Потім рекомендаційна система використовує знання, отримані навчальним механізмом, особливо про користувачів, щоб підвищити її продуктивність.

Реалізація рекомендаційної системи показує універсальність фреймворку. Основними аспектами, які повинні гарантувати інтелектуальні методи, та будуть використовуватися для впровадження, є можливість аналізу, представлення різноманітних знань і навчання. Зокрема, здатність до навчання легко впроваджується, а аргументації визначаються ітераційним процесом.

У моделі визначаються знання про користувачів. Ця модель повинна дозволяти відповідати на такі запити: «Хто ця людина?», «Які персональні дані доступні?», «Яким є його виступ?», «Які проекти були призначені?», «Які завдання були здійснені?», «Які навички він/вона має?». Частина цієї інформації отримується шляхом запиту користувачів, але деякі з них отримані шляхом вивчення підходів. Наприклад, мережу друзів можна отримати за допомогою аналізу соціальних мереж або ідеологічної тенденції з використанням семантичних механізмів видобутку корисних даних.

У роботі представлено новий тип рекомендаційної системи, який називається інтелектуальною рекомендаційною системою. Система покращує якість рекомендацій завдяки представленню знань, а також механізмам навчання та інформації. Класичні рекомендаційні системи мають не всі ці характеристики одночасно. Розроблена система має кращу поведінку завдяки цим характеристикам, які використовуються одночасно.

**Достовірність** результатів забезпечується проведенням системного аналізу ефективності та тестування розробленої системи.

Є кілька ключових факторів, що визначають сумісність однієї людини з іншою: міжособистісна поведінка, ситуаційна обізнаність, комунікативні навички. Тут намагаємося побудувати систему, яка оцінює користувача за цими ключовими факторами не за допомогою тесту, а через набір питань і відповідей. Отже, використовуємо ці оцінки в якості вхідного набору даних до алгоритму машинного навчання, який базується на попередніх тенденціях, щоб давати відсоткову ймовірність сумісності користувача з іншим користувачем. Зі зростанням населення завжди є завдання для організації функціонування навчальних закладів та більш продуктивної роботи студентів та співробітників, враховуючи соціальне середовище людини та місце проживання. Людина може бути талановитою, але якщо вона зможе добре співпрацювати зі своїми однолітками, то завжди буде шанс більшої продуктивності. Це усталений факт, що людина є і завжди була соціальною істотою, і це допомогло у створенні спільнот однодумців. Багато разів, навіть коли немає великої кількості людей, зайнятих для виконання конкретного завдання, результат може бути не таким очікуваним, так як люди можуть бути несумісними в роботі один з одним. Це викликає зменшення продуктивності, перешкоджає успіху організації і в багатьох випадках веде до втрати дорогоцінних ресурсів. Мета полягає не в тому, щоб видалити несумісних людей із області діяльності, а в тому, щоб з'ясувати ідеальний сумісний інтерес для людини в іншому місці, який не тільки заощадить ресурси, а дозволить їх ефективно використовувати.

**Наукова новизна одержаних результатів.** В результаті проведеної роботи були отримані такі результати.

- Набули подальшого розвитку існуючі методи дослідження систем прогнозування та рекомендує у сфері надання послуг щодо підбору осіб для сумісного проживання, переносу даних, автоматизації процесів побудови рекомендаційної системи.

- Вперше запропоновано рішення для рекомендаційної системи на основі штучного інтелекту з використанням бази знань. Розроблено новий тип рекомендаційної системи (РС), що покращує якість рекомендацій завдяки представленню знань, а також механізмам навчання.

- Описано алгоритм і критерії пошуку сусідів по кімнаті для проживання з виконанням умов бюджетності та дотриманням особистих прав і свобод.

- Запропоновано рішення проблеми соціальних конфліктів (в тому числі зниження загальної ефективності великих інституцій) за допомогою правильного підбору людей для сумісної діяльності.

**Практична значимість** дослідження полягає в тому, що розглянуті набори даних мають реальне застосування та результати дослідження мають прийнятний рівень.

Критерії управління знаннями, визначені в роботі, досягнуті розробленим підходом. Підхід отримує два типи результатів: якісний (рекомендації) і кількісний (висновки). З цими результатами система відповідає критеріям. Подібні роботи не досягають критеріїв ефективності, оскільки вони не пояснюють, як отримані результати, які повинні бути обґрунтовані, чому використовувати рекомендовані навчальні ресурси. Крім того, подібні роботи не є переконливими та ефективними завдяки моделі знань, яка охоплює лише часткову інформацію про студентів або навчальні ресурси. Це не дозволяє переконати людину, адже визначити аргументи на основі знань неможливо.

Подальшу роботу повинна перевірити рекомендаційна система з іншими типами проблем з іншими інтелектуальними методами, такими як нечітка логіка, у випадках, які вимагають знань про домен і контекст. Крім того, необхідно провести більше експериментів, щоб визначити інше використання знань, що зберігаються в інтелектуальній рекомендаційній системі в контексті рекомендаційної системи (наприклад, для діагностики).

**Апробація результатів дипломної роботи.** Робота в повному обсязі була протестована у віртуальному середовищі, яке вміщувало базу пошукачів житла із

вимогами соціальності сумісності в бюджетному сегменті.

Основні наукові та практичні результати доповідалися на конференції: доповідь на тему «Рекомендаційна система пошуку житла та співмешканців в бюджетному сегменті» на XII Всеукраїнській науково-практичній конференції «Актуальні проблеми комп'ютерних наук АПКН-2020» (Хмельницький, 9-10 листопада 2020 року, Хмельницький національний університет).

За темою дипломної роботи магістра автором виконана одна наукова публікація: Плацідим В. В. Рекомендаційна система пошуку житла та співмешканців в бюджетному сегменті / Плацідим В. В., Міхалевський В. Ц. // Збірник наукових праць за матеріалами XII всеукраїнської науково-практичної конференції «Актуальні проблеми комп'ютерних наук АПКН-2020». – Хмельницький, 2020. – С. 227-228.

**Структура та обсяг роботи.** Дипломна робота магістра складається з завдання, реферату, змісту, вступу, 4 розділів, висновків, переліку посилань із 41 найменування та додатків. Загальний обсяг дипломної роботи магістра становить 74 сторінок, з них 66 сторінок основного тексту та 8 сторінок додатків. В роботі наведено 5 рисунків та 7 таблиць.

**Ключові слова:** рекомендаційна система, класифікація, інтелектуальна система рекомендацій, нечіткі когнітивні карти, набори даних.

## Зміст

Перелік скорочень .....	4
Вступ.....	5
Розділ 1	
Аналіз сучасного стану сфери наймання житла .....	11
1.1 Опис предметної області .....	11
1.2 Системи вибору співмешканця.....	14
1.3 Особливості рекомендаційної системи.....	16
1.4 Постановка задачі.....	17
Висновки до розділу 1 .....	18
Розділ 2	
Системи надання рекомендацій.....	19
2.1 Рамки інтелектуальної системи.....	19
2.2 Роль відгуків користувачів.....	21
2.3 Рекомендаційні системи.....	24
2.4 Механізм збору знань на основі алгоритмів навчання. ....	26
2.5 Модель знань в інтелектуальній системі рекомендацій .....	30
2.6 Розширений профіль користувача.....	33
Висновки до розділу 2 .....	34
Розділ 3	
Фактори впливу в рекомендаційній системі .....	35
3.1 Розширений профіль елемента .....	35
3.2 Контекстні та доменні знання.....	37
3.3 Нечіткі когнітивні карти.....	38
3.4 РС на основі НКК.....	39
3.5 Аналіз профілю пункту РС навчальних ресурсів .....	41
Висновки до розділу 3 .....	45

## Розділ 4

Розробка рекомендаційної системи.....	47
4.1 Базова архітектура системи.....	47
4.2 Системна платформа рекомендацій.....	48
4.3 Алгоритм спільної фільтрації.....	49
4.4 Рекомендація сусіда по кімнаті.....	52
4.5 Алгоритмічна реалізація.....	56
Висновки до розділу 4.....	60
Загальні висновки.....	61
Перелік посилань.....	63
Додатки	

**Перелік скорочень**

<b>Скорочення, термін, позначення</b>	<b>Пояснення</b>
АІС	Автоматизована інформаційна система
БД	База даних
ДРМ	Дипломна робота магістра
ІСР	Інтелектуальна система рекомендацій
НКК	Нечіткі когнітивні карти
ПК	Персональний комп'ютер
РС	Рекомендаційна система
СФ	Спільна фільтрація
ШІ	Штучний інтелект

## Вступ

В сьогоднішньому світі, коли багато людей шукають сусідів по кімнаті, щоб замінити тих, хто виїхав через втрату роботи або занепокоєння з приводу пандемії, знайти нового сусіда по кімнаті є серйозним завданням. Потрібно переконатися, що варіант пошуку хороший, особливо з урахуванням пересторог, що буде новий спалах коронавірусу взимку і місто зіткнеться з жорсткими карантинними обмеженнями. Потрібно буде знайти сусіда по кімнаті, з яким буде зручно залишатися вдома, і при нагоді дбати один про одного, якщо хтось захворіє.

Але що робити, якщо немає сусіда по кімнаті. Можна скористатися однією з багатьох служб надання відповідних послуг, або знайти його самостійно, поставивши запитання через соціальну мережу. У будь-якому випадку це необхідно, щоб бути залученим в процес опитування, тому що сусіди по кімнаті в значній мірі є фактором життя. Як пояснює Елін Бе, засновник і генеральний директор RoomZoom, визначення «чистої» однієї людини може кардинально відрізнитися від наступної, тому Весque включає в себе кілька питань навколо цього завдання в фірмовому алгоритмі для RoomZoom. «Ми чуємо від наших користувачів, що прибирання є джерелом розчарування номер один для сусідів по кімнаті» [1].

Те, про що конкретно потрібно запитати, буде залежати від власних звичок, але потрібно виходити за рамки загальних рівнів. Дізнайтеся про звичайні процедури та аспекти життя людини. Чи прибирають ліжко щоранку і щовечора миють посуд. Які хатні справи їм подобаються і які з них вони ненавидять. Можливо, зможете розділити завдання певним чином. Поділіться своїми звичками з ними теж. Чесність є ключовим фактом: не так важливо відношення до порядку в приміщенні як те, схожі чи несхожі стилі відношення до життя. Важливо також домовитися про графік прибирання і про те, хто що буде робити і коли.

З усіма цими питаннями може упоратись штучний інтелект та допомогти знайти відповідного сусіда по кімнаті.

**Актуальність теми.** Сучасні методи обробки даних дають можливість широкого застосування новітніх технологій у різних сферах діяльності людини. Найчастіше використовуються різні види експертних систем та систем штучного інтелекту. Для певних предметних областей потрібен особливий підхід зі збору та обробки даних із застосуванням методів інтелектуального аналізу. Для цього необхідно розширювати загальні рамки для інтелектуальної системи рекомендацій, яка складає концепцію системи рекомендованих знань. Задачі пошуку, підбору і надання рекомендацій з прийняття рішень на основі ознак сумісності складають широкий клас експертних систем.

Також актуальність розробки структури інтелектуальної системи рекомендує визначається різними компонентами, в тому числі, парадигмою представлення знань, методами навчання та механізмами інформації. Найбільш цікавими і затребуваними є дослідження можливості отримання рекомендацій на основі даних про уподобання людини згідно рекомендацій співмешканця по кімнаті з орієнтацією на низькобюджетний сегмент аудиторії.

**Метою дослідження** є розробка рекомендаційної системи по пошуку співмешканця на базі інтеграційних даних.

Для досягнення зазначеної мети поставлені наступні **задачі**:

- показати, що використання сучасних методів машинного навчання дозволяє розробити рекомендаційну систему з отриманням результатів на прийнятному рівні;
- провести дослідження рекомендаційних систем в предметній області та визначити основні фактори ефективності;
- провести аналіз факторів впливу та дієвості методів машинного навчання.

При цьому передбачається розв'язок таких **підзадач**:

- попередня обробка даних;

- формування очищених даних та визначення впливовості даних на результат;
- розробка структури рекомендаційної системи;
- аналіз моделей машинного навчання;
- тестування розробленої системи;
- програмна рекомендаційної системи.

**Об'єктом дослідження** є область послуг винаймання житла та надання рекомендацій щодо сумісності спільного проживання.

**Предметом дослідження** є набори даних, отриманих із предметної області надання послуг проживання та уподобань квартиронаймачів у сфері їхніх інтересів, місця розташування та інше.

Рекомендаційна система дозволяє створити навігацію для користувача. Крім того, рекомендаційна система може надавати іншу інформацію, що традиційно не визначається класичними рекомендаційними системами: про уподобання користувачів, критику тощо. Рекомендаційні системи можуть використовувати дані по-різному (пояснити, переконати, передбачити і т.д.), для різних речей (навести або рекомендувати), в прозорий та зрозумілий спосіб. Рекомендаційна система уникає деяких класичних недоліків: вона не має проблеми з розподілом, оскільки рекомендації не залежать від бази оцінок користувачів, не вимагає інженерних знань, і не повинна збирати інформацію про конкретного користувача, оскільки подібність суджень не залежить від індивідуальних смаків і т.д. Несприйнятлива до статистичних аномалій, оскільки рекомендації базуються на знаннях, які оновлюються механізмами навчання. Рекомендаційна система має чітко визначену модель знань, яка розглядає інформацію про користувачів, елементи, домен, контекст і критику. Навчальний механізм дозволяє оновлювати ці знання, які спочатку визначаються за допомогою контекстної та доменних відомостей, і використовуються в перших наближених рекомендаціях. Потім рекомендаційна система використовує знання,

отримані навчальним механізмом, особливо про користувачів, щоб підвищити її продуктивність.

Реалізація рекомендаційної системи показує універсальність фреймворку. Основними аспектами, які повинні гарантувати інтелектуальні методи, та будуть використовуватися для впровадження, є можливості аналізу, представлення різноманітних знань і навчання. Зокрема, здатність до навчання легко впроваджується, а аргументації визначаються ітераційним процесом.

У моделі визначаються знання про користувачів. Ця модель повинна дозволяти відповідати на такі запити: «Хто ця людина?», «Які персональні дані доступні?», «Яким є його виступ?», «Які проекти були призначені?», «Які завдання були здійснені?», «Які навички він/вона має?». Частина цієї інформації отримується шляхом запиту користувачів, але деякі з них отримані шляхом вивчення підходів. Наприклад, мережу друзів можна отримати за допомогою аналізу соціальних мереж або ідеологічної тенденції з використанням семантичних механізмів видобутку корисних даних.

У роботі представлено новий тип рекомендаційної системи, який називається інтелектуальною рекомендаційною системою. Система покращує якість рекомендацій завдяки представленню знань, а також механізмам навчання та інформації. Класичні рекомендаційні системи мають не всі ці характеристики одночасно. Розроблена система має кращу поведінку завдяки цим характеристикам, які використовуються одночасно.

**Достовірність** результатів забезпечується проведенням системного аналізу ефективності та тестування розробленої системи.

Є кілька ключових факторів, що визначають сумісність однієї людини з іншою: міжособистісна поведінка, ситуаційна обізнаність, комунікативні навички. Тут намагаємося побудувати систему, яка оцінює користувача за цими ключовими факторами не за допомогою тесту, а через набір питань і відповідей. Отже, використовуємо ці оцінки в якості вхідного набору даних до алгоритму машинного навчання, який базується на попередніх тенденціях, щоб давати

відсоткову ймовірність сумісності користувача з іншим користувачем. Зі зростанням населення завжди є завдання для організації функціонування навчальних закладів та більш продуктивної роботи студентів та співробітників, враховуючи соціальне середовище людини та місце проживання. Людина може бути талановитою, але якщо вона зможе добре співпрацювати зі своїми однолітками, то завжди буде шанс більшої продуктивності. Це усталений факт, що людина є і завжди була соціальною істотою, і це допомогло у створенні спільнот однодумців. Багато разів, навіть коли немає великої кількості людей, зайнятих для виконання конкретного завдання, результат може бути не таким очікуваним, так як люди можуть бути несумісними в роботі один з одним. Це викликає зменшення продуктивності, перешкоджає успіху організації і в багатьох випадках веде до втрати дорогоцінних ресурсів. Мета полягає не в тому, щоб видалити несумісних людей із області діяльності, а в тому, щоб з'ясувати ідеальний сумісний інтерес для людини в іншому місці, який не тільки заощадить ресурси, а дозволить їх ефективно використовувати.

**Наукова новизна одержаних результатів.** В результаті проведеної роботи були отримані такі результати.

- Набули подальшого розвитку існуючі методи дослідження систем прогнозування та рекомендуму у сфері надання послуг щодо підбору осіб для сумісного проживання, переносу даних, автоматизації процесів побудови рекомендаційної системи.

- Вперше запропоновано рішення для рекомендаційної системи на основі штучного інтелекту з використанням бази знань. Розроблено новий тип рекомендаційної системи (РС), що покращує якість рекомендацій завдяки представленню знань, а також механізмам навчання.

- Описано алгоритм і критерії пошуку сусідів по кімнаті для проживання з виконанням умов бюджетності та дотриманням особистих прав і свобод.

-Запропоновано рішення проблеми соціальних конфліктів (в тому числі зниження загальної ефективності великих інституцій) за допомогою правильного підбору людей для сумісної діяльності.

**Практична значимість** дослідження полягає в тому, що розглянуті набори даних мають реальне застосування та результати дослідження мають прийнятний рівень.

Критерії управління знаннями, визначені в роботі, досягнуті розробленим підходом. Підхід отримує два типи результатів: якісний (рекомендації) і кількісний (висновки). З цими результатами система відповідає критеріям. Подібні роботи не досягають критеріїв ефективності, оскільки вони не пояснюють, як отримані результати, які повинні бути обґрунтовані, чому використовувати рекомендовані навчальні ресурси. Крім того, подібні роботи не є переконливими та ефективними завдяки моделі знань, яка охоплює лише часткову інформацію про студентів або навчальні ресурси. Це не дозволяє переконати людину, адже визначити аргументи на основі знань неможливо.

Подальшу роботу повинна перевірити рекомендаційна система з іншими типами проблем з іншими інтелектуальними методами, такими як нечітка логіка, у випадках, які вимагають знань про домен і контекст. Крім того, необхідно провести більше експериментів, щоб визначити інше використання знань, що зберігаються в інтелектуальній рекомендаційній системі в контексті рекомендаційної системи (наприклад, для діагностики).

## Розділ 1

### Аналіз сучасного стану сфери наймання житла

#### 1.1 Опис предметної області

Підготовка до від'їзду на навчання до університету чи коледжу - це важка справа. Вибір режиму навчання, прийняття рішення, де проживати, пошук роботи на неповний робочий день - це лише деякі проблеми, з якими зіткнеться молода людина. Також доводиться знаходити ідеального сусіда по кімнаті для проживання. Це може здатися майже неможливим.

Якщо знати, як підійти до ситуації, знайти когось, щоб розділити з ним спільний простір, може бути не надто важко. Повинно бути розуміння того, як ви живете самі і чого очікуєте від тих, хто житиме з вами, і які потрібно буде зробити дослідження. І якщо робити це правильно, зможете знайти нового сусіда по кімнаті в будь-який час [1]. Для цього потрібно дотримуватися певних правил та алгоритмів.

##### 1. Скласти список «кімнатних якостей».

Ніколи не дізнаєтеся, який тип сусіда по кімнаті хочете, поки не зробите деякі самореаблікування. Ти байдужий до безладу. Ти любиш чисту. Тебе дратує, коли все непорядковане. Ти тихий. Любиш пізно приходити додому з вечірок. Тобто, необхідно скласти список власних звичок і використовувати це в якості керівництва у пошуку [3].

Навряд чи ви знайдете людину, яка відповідає всім критеріям, але створення списку важливих ознак є гарною відправною точкою. Деякі люди просто не повинні жити разом, так що, щоб уникнути потенційно негативної ситуації, шукайте людей, які мають подібні звички, як ви. Найкращий кандидат – той, хто має подібні очікування [3].

##### 2. Почніть з друзів (і друзів друзів).

Якщо у вас є друг, який також шукає когось, щоб жити, це чудовий початок. Бути друзями не означає, що будете жити добре разом. Нехай друг знає

ваші звички і вирішить, чи буде ця система йому підходити. Якщо ні, запитайте його, чи знає він когось іншого, хто хоче жити з кимось.

Пам'ятайте, що стосунки сусіда по кімнаті не завжди будуються на дружбі. Іноді система ніколи не переростає в статус друга взагалі. Чи можете жити разом комфортно - це все, що має значення.

### 3. Запитайте друзів батьків.

Немає нічого поганого в тому, щоб попросити батьків запитати своїх друзів, чи знають вони когось, хто шукає сусіда по кімнаті. Ваші батьки можуть мати друга з сином або дочкою, схожими за віком або відвідувати ту саму школу чи вуз. Ваші батьки, ймовірно, більш пов'язані, ніж думаєте. Можливо, вони не зможуть допомогти знайти того, з ким жити, але вони можуть привести до нових друзів.

### 4. Подивіться на тематичні гуртожитки на території закладу.

Багато університетів вимагають, щоб студенти першого курсу жили в гуртожитку. Деякі школи обмежують нових учнів гуртожитками першокурсників і конкретними варіантами житла, а інші навіть не дають можливість вибрати власного сусіда по кімнаті. Вони просто зійдуться з іншим учнем, і немає ніякого власного вибору щодо сусіда, з яким збираєтеся жити.

Якщо ви першокурсник, який все ще повинен знайти когось, щоб жити, проконсультуйтеся щодо житла і вивчіть нові студентські ресурси для консультації. Багато студентів коледжів груп ідуть шляхом «навчання громад», які пов'єднують студентів зі спільними інтересами. Це не означає, що у будуть сформовані подібні життєві звички, але це гарне місце для початку. Нові студентські послуги можуть бути цінним ресурсом [5].

Життя в гуртожитку не є головним вибором кожного, але це відмінний спосіб завести друзів. Це також гарний спосіб познайомитися з майбутніми сусідами по кімнаті.

### 5. Зробіть пошук в Інтернеті.

Також можете перевірити пошукові системи, такі як [roomsurf.com](http://roomsurf.com), щоб допомогти розширити пошук сусіда по кімнаті. Зареєструйтеся, заповніть свій профіль, візьміть вікторину і знайдіть ідеальний інтерес для вас. Потім можете вибрати сусіда по кімнаті і відправити заявку в індивідуальну школу. Це дієвий спосіб знайти людину, з якою, можливо, насправді зможете жити. Додатки, такі як Roomie, також доступні для проведення пошуку потенційних сусідів по кімнаті.

Завжди можна прийняти рішення, щоб надіятися на випадок і не вибирати сусіда по кімнаті, Іноді це працює краще, ніж можна собі уявити, хоча іноді не так. Це, безумовно, найпростіший варіант, але він може бути стресовим. Тому, якщо збираєтеся порозумітися з новим сусідом по кімнаті, зменшити деякі занепокоєння і стрес, не бійтеся простягнути йому руку перед переїздом, щоб більше про нього дізнатися.

#### 6. Використання груп Facebook.

Для деяких Facebook може здатися справою минулого, але для інших це все ще відмінний спосіб зустрітися і зв'язатися з людьми. Багато університетів мають студентські групи Facebook, які можуть допомогти знайти сусіда по кімнаті [6].

Якщо шукати сусіда по кімнаті коледжу на Facebook, є одна ключова річ, на яку потрібно зважати: достовірна інформація. Описати тип середовища, яке шукаєте. Якщо не любите пізніх вечірків, скажіть прямо. Якщо хочете тиші після 7:00 вечора, заздалегідь спокійно перенесіть час для навчання, зробіть це відкрито. Ви повинні бути чесними щодо того, хто які має очікування і очікування. Спробуйте, і будете здивовані від рекомендацій, які отримаєте.

#### 7. Поштові листівки на території закладу.

Це може здатися дивним, але хороший старомодний друкований маркетинг може бути досить ефективним. Якщо вичерпали всі інші варіанти, роздрукуйте кілька листівок і повісьте їх у зонах гарної видимості навколо закладу. У листівці дайте зрозуміти, що шукаєте сусіда по кімнаті з певними якостями. Будьте чесні щодо того, кого і що хочете [4].

Якщо думка про незнайомих людей, які нав'язуються, неприємна, не хвилюйтеся – є речі, які можете зробити, щоб захистити себе. Якщо не хочете демонструвати особисту інформацію, створіть адресу електронної пошти спеціально для флаетра. Таким чином, можете відсівати відповіді, не даючи доступу до вашого номера телефону, адреси або облікових записів соціальних мереж [10].

Пошук ідеального сусіда по кімнаті може бути проблемою. Але якщо знаєте, де шукати і знаєте, що шукаєте, це не буде так важко. Це може здатися безнадійним завданням на початку, але якщо будете дотримуватися цих порад і застережень, обов'язково отримаєте результат, який вас задовольнить.

Ці критерії описані для того, щоб визначити специфіку отримання інформації про дані.

## **1.2 Системи вибору співмешканця**

Багато людей наважуються на проживання із сусідом по кімнаті, щоб збалансувати фінансові витрати на оренду. Але жити з кимось іншим може бути не тільки легко, але й досить жахливо.

Завдяки соціальним мережам та технологіям, є багато додатків, які допоможуть шукати ідеального сусіда по кімнаті. Надамо список деяких додатків.

Roomi використовує алгоритм, щоб визначитися із сусідом по кімнаті, який найкраще підходить для вас. Відповідаєте на питання про себе, про те, що шукаєте в ідеальному сусіді по кімнаті і Roomi потім працює, щоб з'єднати дві людини разом.

Roomi має робити швидкі перевірки фону користувачів, і дає можливість пов'язати облікові записи соціальних мереж, щоб обидва сусіди по кімнаті могли відчувати себе більш впевнено і безпечно в цьому процесі.

Після того можете використовувати готові повідомлення до потенційних «roomі», так що не доведеться обмінюватися будь-якою особистою контактною інформацією, поки не будете готові [3].

Roomster має списки в більш ніж 192 країнах і 18 мовами. система об'єднує потенційних сусідів по кімнаті, використовуючи риси особистості, пошук за ключовими словами та інтересами, щоб допомогти знайти ідеальну відповідність.

Користувачі додатка можуть відповідати на основі відгуків друзів, захоплень, інтересів і запитань, на які вони відповіли через свої профілі. Roomster дозволяє користувачам пов'язувати свої соціальні облікові записи, тому ця програма, як правило, має більше шансів, щоб знайти ідеальну відповідність.

Знайшовши варіант потенційного сусіда по кімнаті, який виглядає багатообіцяючим, можете зв'язатися з ними через поштову скриньку Roomster.

RoomEasy схожий на Tinder додатків для сусідів по кімнаті. З RoomEasy створюєте профіль, додаєте теги особистого опису зі своєї системи та переглядаєте списки сусідів по кімнаті та квартири. Також можете підключити свій профіль Facebook і подивитися, чи є із потенційним новим сусідом по кімнаті будь-які спільні друзі [6].

Як тільки знайдете те, що цікавить, «сподобаються» улюблені місця або потенційні профілі сусідів по кімнаті, і якщо вони «подобаться» вашим, можете відповідати. Після того, як співставите, можете підключитися через додаток чату, вбудований в RoomEasy.

SpareRoom стверджує, що це найшвидший додаток пошуку сусіда по кімнаті, відповідність з сусідом по кімнаті на цій платформі знаходиться кожні три хвилини. Що дійсно відрізняє SpareRoom від деяких інших програм для сусідів по кімнаті, це те, що в ньому є команда реальних людей, які екранують кожне оголошення на SpareRoom для гарантії, що списки безпечні та перевірені.

У цьому додатку навіть проводяться події, пов'язі з номером, де можете зустрітися з людьми у вашій громаді та пройти процес пошуку сусіда по кімнаті, щоб побачити, чи знайшли когось, з ким добре співпадає.

BunkUp - це досить крутий додаток, який допоможе знайти сусіда по кімнаті та квартиру. З BunkUp, як і іншими програмами, заповнюєте деталі про себе і те, що шукаєте в сусіда по кімнаті, а потім порівнюєте в «BunkedUp».

Можете шукати когось, щоб переїхати у відкритий простір, переїхати у вільну кімнату, яку пропонує хтось інший, або знайти нового сусіда по кімнаті, щоб шукати абсолютно нову квартиру. У BunkUp навіть є агенти, які допоможуть знайти нову квартиру.

З такою кількістю програм для пошуку сусідів по кімнаті легше, ніж будь-коли, знайти ідеального сусіда по кімнаті або, принаймні, хорошого.

### **1.3 Особливості рекомендаційної системи**

Основною метою рекомендаційної системи (РС, РС - Recommender Systems) було допомогти користувачам у прийнятті рішень. Були запропоновані різні методи рекомендації. З таких сфер, як штучний інтелект, дані та семантичний видобуток, отримання інформації, з'явилися підходи РС. РС традиційно класифікуються як контентні, спільні, засновані на знаннях і гібридні.

Система рекомендує знання лише наївно використовує знання. Система рекомендацій має інтелектуальну поведінку, якщо вона має наступний набір можливостей: представлення знань, можливості навчання та механізми інформації. Поєднання цих можливостей може багато в чому використовувати знання, оновлювати їх і виявити їх.

Виходячи з цих ідей, в даній роботі пропонується новий тип системи рекомендації, яка називається Інтелектуальною системою рекомендації (ІСР) і є розширенням РС на основі знань. ІСР розглядає алгоритми навчання, механізми представлення знань та інформації, серед інших аспектів. У цій роботі визначаємо РС описуємо компоненти і відносини між ними.

ІСР може використовувати будь-яку інтелектуальну техніку (нечітку логіку, онтологічні підходи і т.д.) для її реалізації. Крім того, надаємо приклад

застосування за допомогою НКК (Fuzzy Cognitive Maps), що використовувалися в різних доменах [1, 2, 3]. НКК засновані на теорії когнітивних карт, модельних систем на основі концепцій, які описують основні характеристики змодельованої системи (змінні або стани системи), і причинно-наслідковий зв'язок між ними. НКК засновані на нечіткій теорії логіки для визначення їх структури та процесу висновку з даного введення даних. НКК були застосовані до різних сфер, таких як підтримка групового рішення, політичний аналіз [2].

#### **1.4 Постановка задачі**

Метою дослідження є розробка рекомендаційної системи по пошуку співмешканця на базі інтегранційних даних.

Для досягнення зазначеної мети поставлені наступні задачі:

- показати, що використання сучасних методів машинного навчання дозволяє розробити рекомендаційну систему з отриманням результатів на прийнятному рівні;

- провести дослідження рекомендаційних систем в предметній області та визначити основні фактори ефективності;

- провести аналіз факторів впливу та дієвості методів машинного навчання.

При цьому передбачається розв'язок таких підзадач:

- попередня обробки даних;

- формування очищених даних та визначення їх впливовості на результат;

- розробка структури рекомендаційної системи;

- аналіз моделей машинного навчання;

- тестування розробленої системи;

- програмна рекомендаційної системи.

Така рекомендаційна система забезпечить позитивний результат пошуку співмешканця на базі інтегранційних даних.

## Висновки до розділу 1

Мета даної роботи полягає в тому, щоб розробити штучну систему, яка спрямована на перевірку сумісності між сусідами по кімнаті однієї або іншої статі, що розділяють спільну зону проживання. Є кілька ключових факторів, що визначають сумісність однієї людини з іншою. Міжособистісна поведінка, ситуаційна обізнаність, комунікативні навички є важливими. Тут намагаємося побудувати систему, яка оцінює користувача за цими ключовими факторами не за допомогою тесту, а через набір питань і відповідей. Отже, використання цих вхідних даних актуально до застосування в алгоритмі машинного навчання, який базується на попередніх тенденціях, щоб дати відсоткову ймовірність сумісності користувача з іншим користувачем.

Зі зростанням населення завжди є завдання для організації навчальних закладів, щоб зробити навчання та проживання студентів та їх співробітників більш продуктивними, і в таких випадках соціальне середовище для людини є важливим. Людина може бути талантом, але якщо вона зможе добре співпрацювати зі своїми однолітками, то завжди буде шанс більшої продуктивності. Це усталений факт, що людина є і завжди була соціальною, і це допомогло у створенні спільнот однодумців. Багато разів, навіть коли немає великої кількості людей, зайнятих над виконанням конкретного завдання, результат може бути не таким, як очікували, так як люди можуть бути несумісні в роботі один з одним. Це створює прогалини в продуктивності, перешкоджає успіху організації і в багатьох випадках втрату дорогоцінних ресурсів. Намір полягає не в тому, щоб видалити несумісних людей, а в тому, щоб з'ясувати ідеальний сумісний інтерес для людини в іншому місці, який не тільки заощадить ресурси, а також дозволить ефективно використовувати ресурси завдяки використанню різних методів класифікації машинного навчання.

## **Розділ 2**

### **Системи надання рекомендацій**

#### **2.1 Рамки інтелектуальної системи**

У даній роботі пропонуємо загальні рамки для інтелектуальної системи рекомендацій, яка розширює концепцію системи рекомендації знань. Інтелектуальна система рекомендацій використовує знання, вчиться, відкриває нову інформацію, виявляє переваги і критику. Для цього структура інтелектуальної системи рекомендує визначається наступними компонентами: парадигма представлення знань, методи навчання та механізми інформації. Крім того, має п'ять моделей знань про різні аспекти, які можемо розглянути під час рекомендації: користувачі, елементи, домен, контекст і критика. Поєднання компонентів використовує знання, оновлює їх і висновки. У даній роботі впроваджуємо одну інтелектуальну систему рекомендує на основі цього опису, використовуючи нечіткі когнітивні карти (НКК). Далі перевіряємо продуктивність інтелектуальної системи рекомендацій зі спеціалізованими критеріями, пов'язаними з утилізацією знань з метою перевірки універсальності та продуктивності фреймворку.

У літературі є багато ресурсів про РС. Багато робіт є про РС на основі знань або на основі інтелектуальних методів. У [4] представлена команда Recommender Systems (TRC), яка є РС на основі знань, яка допомагає організаціям визначити команду, необхідну для виконання завдання, що вимагає деяких навичок. TRC вирішує дві важливі проблеми. По-перше, система управляє семантичною неоднорідністю, яка виникає, коли дані, що описують одні і ті ж сутності, представлені по-різному. Система управляє спеціалізацією перевищення об'єктів найвищої схожості з користувачем, залишаючи з урахуванням неактуальності інформації. Крім того, вони розробляють онтологію, яка використовується для вирішення проблеми семантичної неоднорідності. У [5, 6] представлено огляд знань на основі РС в різних сферах, таких як ресторани, фільми. Крім того, вони

обговорюють сильні та слабкі сторони знань та спільної фільтрації РС, а також вводять гібридну РС, яка поєднує в собі два підходи. У їхньому підході РС на основі знань є початковим завантаженням спільного рушія фільтрації, тоді як потік даних невеликий, а спільний фільтр - це постфільтр РС на основі знань.

У [9] представлена робота з визначення профілю клієнтів. Крім того, представлені алгоритми генерації персоналізованих пропозицій щодо купівлі на основі спільних знань, контент-фільтрації та підходів на основі знань. Профіль створюється з природи користувача і розвивається відповідно до подій, що спостерігаються. Крім того, вони представляють деякі ідеї про РС на основі соціальної мережі і на теорії поведінки споживача. У [10] визначено систему рекомендацій академічних робіт. Досліджується обізнаність користувачів про ситуацію та система рекомендацій на основі нечіткого кластеризаційного аналізу та нечітких когнітивних карт. Вони використовують нечіткий кластеризаційний аналіз для опису кореляції між лексичною семантикою та НКК для визначення якісного розподілу інтересів користувачів. Нечіткий кластеризаційний аналіз представляє погляд на теорію інформаційної ентропії. Система здійснює кількісний опис інформації в базі даних і на основі цього генерує структуру даних дерева, яка перетворюється в структуру чистих даних, що використовується НКК для рекомендацій. Вони перевіряють обґрунтованість алгоритму, щоб рекомендувати сайти. У [12] пропонується система рекомендацій, заснована на нечіткій логіці. Ці системні зміни інформації для того, щоб надати рекомендації потенційним покупцям про продукцію, виходячи з їх особистих потреб. Ця персоналізована система рекомендації, керована нечіткою логікою техніки, видобуває інформацію про особливості портативних комп'ютерів, а також надає послуги потенційним покупцям, рекомендуючи оптимальні продукти на основі їхніх особистих потреб. Вони використовують концепцію Fuzzy Near Compactness для вимірювання подібності між потребами споживачів та функціями продукту. У [13] нечіткий лінгвістичний підхід для представлення оцінок користувачів і підхід до прийняття рішень Fuzzy Multicriteria використовуються для ранжування

відповідних елементів для користувача. Їх система справляється з невизначеністю і нечіткістю поведінки прийняття людських рішень. Для цього модель рейтингів користувачів вважає суб'єктивним, непостійним і розпливчастим характером сприйняття і думки користувача, використовуючи нечітку встановлену парадигму.

## 2.2 Роль відгуків користувачів

При виконанні досліджень користувачів зібрано коментарі користувачів. Як правило, користувачі стикаються з чотирма ситуаціями при наданні зворотного зв'язку на основі рекомендованого.

1. Рекомендовані місця були відвідані користувачем, хоча GPS траєкторії користувача не охопили ці місця (можливо, у них не було GPS-запису пристроєм під час попередніх відвідувань).

Тому такі користувачі впевнено можуть дати оцінку рекомендованим місцям, показаним на веб-картах.

2. Користувач не відвідав рекомендоване місце, однак, це місце містить деякі POIS, які є філіями підприємств (наприклад, інша гілка Starbucks), до якої користувач раніше мав доступ і був зацікавлений.

У цих випадках користувачі також можуть показати свою впевненість при наданні оцінки.

3. Користувач не був у рекомендованому місці, а розташування містить деякі об'єкти та категорії, які цікавлять користувача.

Чим більше категорій, які цікавлять користувача в рекомендованому регіоні, тим краще оцінка, яку користувач може дати регіону.

4. Користувач не відвідав рекомендовані місця, які не містять жодних об'єктів або категорій, яким знайома наша тема.

У цьому випадку суб'єкт зазвичай проводить відносно тривалий час, генеруючи свою оцінку на місцях, і його/її відношення у цій оцінці опускається нижче попередніх трьох ситуацій [5].

Отже користувачі, яких відібрали для участі в дослідженні, мають багаті знання та досвід подорожей. Таким чином, більшість оцінок, запропонованих на рекомендованих місцях, можуть бути охоплені першими трьома ситуаціями.

В підсумку, оцінка буде такою ж точною, ніби вони дійсно подорожувати в рекомендованих місцях.

Вивчається онтологічний підхід до рекомендації 2-х навчальних наукових робіт. Наукові роботи класифікуються з використанням онтології.

Алгоритми рекомендацій використовуються для рекомендації документів, побачених подібними людьми. Вони створюють профілі користувачів, що представляють профілі на основі антології дослідницьких питань. Крім того, вони використовують профільний підхід візуалізації, щоб отримати відгуки профілю.

Онтологічний висновок покращує профілювання користувачів, а зовнішні онтологічні знання використовуються для завантаження системи рекомендації. У [18] E-Learning PC представлена система, заснована на використанні методів веб-видобутку для створення агента, який може рекомендувати онлайн навчальні заходи або веб-сайти курсу, засновані на історії доступу студентів, щоб допомогти процесу онлайн-навчання.

Ці методи інтегровані на платформі PC. Крім того, вони представляють опитування про E-Learning PC в літературі. У [19] представлена нечітка система рекомендацій для стимулювання політичної участі та співпраці. Ядро рекомендацій засноване на модифікованому нечіткому алгоритмі, а техніка відображення використовується для візуалізації рекомендацій.

Крім того, такі методи розробляють рамки для eParticipation, що дозволяє аналізувати різні проекти та їх розвиток з метою оцінки участі громадян та розширення прав і можливостей.

Вивчається роль когнітивних зусиль прийняття рішень в РС, використовуючи індикатори про «якість інформації» і «якість обслуговування» для вивчення продуктивності РС в інтернет-книжковому магазині, відповідно до думки користувачів.

Система робить висновок, що інформаційна якість та РС впливає на процес прийняття рішень для покупок споживачів, і що платформа електронної комерції надає рекомендації та необхідну інформацію, але система рекомендацій не має значного впливу на рішення під час процесу прийняття рішень про покупки споживачів.

Спільні РС на основі фільтрів можуть бути покращені шляхом включення побічної інформації, такої як огляди природної мови.

Крім того, вони вводять модель відгуків на основі повторюваної нейронної мережі та вивчають її вплив на ефективність спільної фільтрації. Повторювана нейронна мережа має можливість виступати в якості утилізатора представлення елементів, які будуть рекомендовані. Персональна система рекомендацій представлена на основі точних моделей, які фіксують налаштування користувача. Пропонується підхід на основі зображень: вони використовують набір фотографій, пов'язаних з подорожами, вибраних користувачем, і виводиться окремий профіль подорожі. Це досягається шляхом відображення цих фотографій на сім основних факторів, які відображають різні аспекти подорожі. Дана модель є основою їх рекомендаційного алгоритму. В екосистемі навчання пропонується семантичний рекомендаційний підхід педагогічних ресурсів. Такий підхід базується на системі голосування, де кожен член екосистеми оцінює педагогічні ресурси, знайдені у своєму спільному просторі. Таким чином, вони визначають цілісну екосистему навчання, яка сприяє спільному навчанню, що дозволяє обмінюватися знаннями та/або навичками. Тут описані тенденції, концепції, методології, виклики та застосування на РС. Класичні методи, а також нові підходи, такі як Context-Aware РС і РС в соціальній мережі також мають місце.

## 2.3 Рекомендаційні системи

РС - це методи, які використовуються для надання пропозицій елементів користувачеві. Формально проблема рекомендацій може бути визначена корисною функцією «рес», яка прогнозує корисність елемента і набору елементів  $I$  для конкретного користувача  $u$  і набору користувачів  $U$ .  $Res$  є функція  $R \leftarrow U \times I$ , де  $R$  знаходиться в інтервалі  $[0,1]$ , і це корисна оцінка рекомендованого елемента.  $Res$  позначає можливість елемента задовольняти потреби користувачів. Таким чином, завдання прогнозування системи рекомендацій полягає у тому, щоб визначити цю оцінку утиліти для даного користувача та елемента. Загалом, дані та знання, доступні для РС, можуть бути різноманітними:

Таблиця 2.1 – Таксономія РС [4]

Тип	Опис
Підхід до рекомендацій на основі вмісту	У такому підході РС рекомендує елементи, подібні до тих, які користувач вибрав у минулому. Подібність обчислюється за характеристиками, пов'язаними з порівнянними елементами
Підхід до рекомендацій колаборативу	Такий підхід використовує думки спільноти користувачів або інформацію про минулу поведінку, щоб передбачити елементи, які будуть цікаві користувачеві
Демографічний рекомендаційний підхід	Він рекомендує предмети відповідно до демографічного профілю користувача. Ідея полягає в тому, що кожна демографічна ніша має різні рекомендаційні потреби
Корисний або заснований на знаннях рекомендаційний підхід	Такий підхід рекомендує предмети на основі знань про те, які характеристики елемента відповідають потребам і уподобанням користувачів. Є два

	випадки: на основі реєстру, де система використовує знання як про користувача, так і про елементи, для виконання рекомендацій на основі показників подібності. Рекомендації на основі обмежень використовують бази знань з набором рекомендаційних правил про те, як зіставити вимоги користувачів з характеристиками елемента
Підхід до рекомендацій на основі спільноти	Такий підхід заснований на ідеї, що люди мають більше впевненості в рекомендаціях від своїх друзів, ніж від анонімних осіб. Популярність соціальних мереж викликала інтерес до цих РС

*Елементи* є об'єктами, які потрібно рекомендувати. Вони визначаються їх складністю і своєю корисністю. Складність елемента визначається його структурою, представленням і залежністю інших елементів. Як правило, РС рекомендують один конкретний тип елемента (фільми, музика і т.д.).

*Користувачі* РС різноманітні по відношенню до своїх інтересів, цілей і т.д. РС персоналізувати рекомендації з інформацією про користувачів. Ця інформація може бути організована по-різному, а використовуваний метод рекомендації визначає інформацію в моделі користувача.

*Транзакції* визначають взаємодію між користувачами та РС. Транзакції – це дані, отримані під час взаємодії людини та РС. Типи інформації, яка використовується для методів створення рекомендацій, відрізняються. Наприклад, елемент, вибраний користувачем, опис контексту запиту. Крім того, транзакція може включати явний відгук користувача. Зазвичай це називається критикою, такою як його рейтинг елемента.

Запропонуємо методи рекомендації. Концепція критики важлива в наших рамках.

Система заснована на ідеї, що користувачі вказують свої запити як цілі, не задоволені рекомендованим поточним пунктом. РС на основі критики артикулює параметри, не змушуючи користувачів вказувати конкретні значення властивостей елемента.

*Рекомендація пункту.* Цей крок вибирає набір елементів  $r$ , які будуть представлені користувачеві. У першому циклі критики вибрані елементи базуються на запиті користувача  $q$  (схожість між вимогами та елементами кандидата).

*Рецензування елементів.* На цьому кроці користувач відгукується про рекомендований елемент, щоб прийняти рекомендацію або вибрати критику, яка перезапустить новий цикл критики. Якщо була обрана критика, далі враховуються лише пункти, які відповідають критеріям, визначеним у критиці (це зменшує набір кандидатів).

РС розширює ідеї класичної РС з цією концепцією, тому що вона намагається зрозуміти користувачів, відкрити свої інтереси і т.д. шляхом створення знань, міркувань і т.д. Під час цього процесу використовуємо поняття «критика блоку» і «складні критики». Критика одиниць працює над однією конкретною властивістю елемента, система визначає запити на зміну властивості одного елемента. Наприклад, критика одиниць в РС ПК може призвести до того, що користувач зацікавлений в ПК з більшою пам'яттю, ніж зазвичай рекомендований ПК; «більше пам'яті» є критикою над функцією пам'яті. Існують критики, які працюють над кількома властивостями, які називаються складеними критиками. Наприклад, складна критика в нашому РС для домену ПК може призвести до зниження ціни, швидшого процесора та більшої пам'яті. Складні критики важливі, тому що вони зменшують кількість циклів критики і дозволяють швидше переходити в простір елемента.

## **2.4 Механізм збору знань на основі алгоритмів навчання.**

Фреймворк для інтелектуальної системи рекомендації. У цьому розділі визначаємо основні складові РС. Різниця щодо рекомендаційного підходу на основі знань полягає в тому, що в РС є основні елементи:

- Явне моделювання знань, які є представниками всіх знань, необхідних для рекомендації.
- Механізм інформації, щоб отримати інформацію зі збережених знань.
- Система критичності, заснована на можливості автоматичного висновку РС.

РС не тільки рекомендує предмети на основі конкретних знань про те, які функції елемента відповідають потребам і уподобанням користувачів, таким як рекомендаційний підхід на основі знань; система використовує рейтинг таких елементів як спільний підхід і вона виявляє аспекти, інтереси, властивості, які користувач хотів би знати про елементи (система критичності), використання рейтингу елементів і т.д. Таким чином, система змішує класичну ідею РС на основі подібності, щоб вивести, скільки користувачеві потрібно елементів і понять критичності, та автоматично виводить цілі користувача, які не задовольняють пункт, який зараз розглядається.

РС використовує всі знання, які отримуються автоматично (за допомогою механізму навчання) і моделюються належним чином для того, щоб використовуючи механізми інформації, вивести наскільки користувачеві потрібен товар, якщо цілі користувача задоволені поточними елементами. В основному, два аспекти повинні бути визначені в нашому РС. Два аспекти є його архітектурою і знаннями для моделювання. Загальна архітектура показана на рис. 2.1.

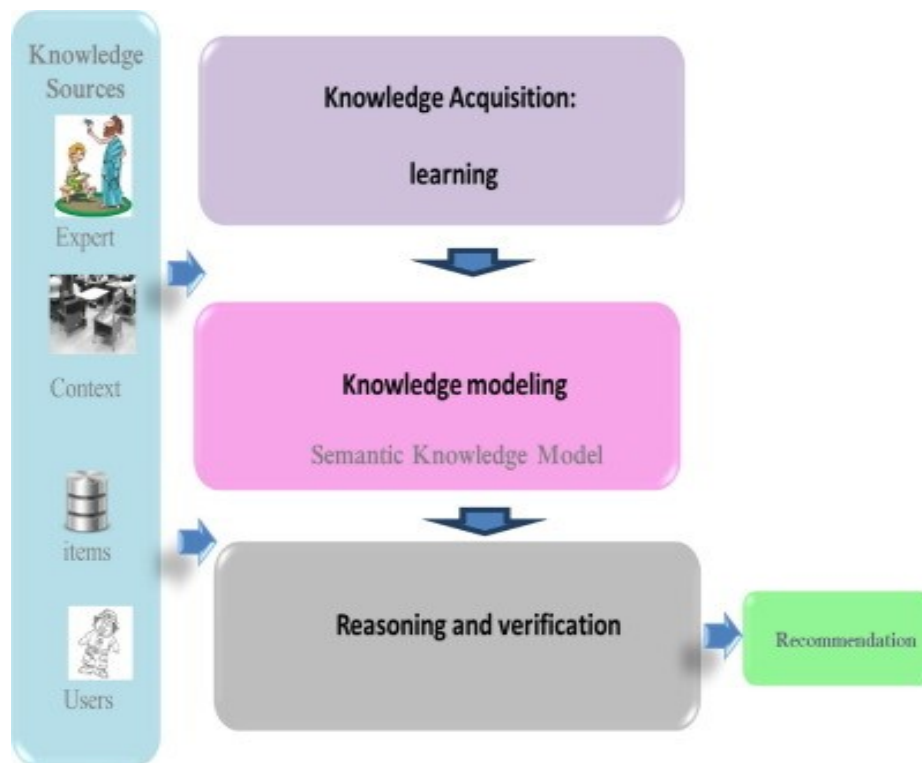


Рисунок 2.1 – Архітектура РС [4]

Основним компонентом є семантична модель знань, в якій зберігаються різні типи знань, які вона використовує для рекомендації предметів. Ці знання потрібно оновити, оскільки для цього потрібні механізми навчання. Нарешті, для того, щоб використовувати знання, система використовує механізм інформації, який відповідає за рекомендацію предметів, використовуючи всі наявні знання. Тепер перерахуємо різні складові архітектури:

**Моделювання знань:** основним аспектом було визначення парадигми представлення знань. Є багато парадигм: аналогії, нечіткі правила, концептуальні карти тощо. Основними моментами для вибору є можливості представлення всіх наявних знань, а також можливість визначення механізмів інформації з ними. Загалом, парадигма рекомендацій вимагає різних типів знань, таких як модель користувача, контекстна модель, модель домену, рекомендована модель елемента, а також іншої інформації про поведінку між користувачами-елементами, які зберігають рейтинги, критики тощо (називаємо це критичною моделлю).

**Отримання знань:** цей етап визначений для вивчення поточних ситуацій тощо. Є багато підходів (під наглядом, без нагляду і т.д.).

Але головний момент полягає в тому, щоб визначити підхід, який дозволяє знайти всі наявні знання в даний момент. Загалом, потенційно можуть бути використані різні методи машинного навчання, відповідно до контексту, наприклад: інформація, доступна в Інтернеті, та інформація в реальному часі. Джерела знань різноманітні і їх можна структурувати (наприклад, транзакційна база даних, або сховище даних, організації), напівструктуровані (наприклад, xml-файли) або неструктуровані (наприклад, GPS-стеження за інформацією, аудіопотоки т.д.), дані, які представляють інформацію про користувачів, контекст і т.д.

Знання набуваються за допомогою навчальних механізмів на основі видобутку даних, семантичного значення (видобуток тексту, онтологічний видобуток) та інших методів. Механізми навчання, які будуть використовуватися, залежать від моделі знань і джерела даних.

Наприклад, якщо модель знань є онтологією, а джерелом даних є Інтернет, можемо використовувати семантичні методи видобутку для вилучення знань. Крім того, в цьому випадку завдання науки про дані є важливими для того, щоб вивчити, очистити, трансформувати і зменшити дані, перш ніж застосовувати методи навчання для вилучення знань.

**Механізм інформації:** відповідно до вибору парадигми існують конкретні механізми інформації, які можуть бути використані. Головний момент полягає в тому, що ці механізми повинні допускати висновки. Користувачеві потрібно, якщо цілі користувача не задоволені поточними елементами, враховувати всі наявні знання. Існують основні механізми інформації, які можуть бути використані: індукція, викрадення та відрахування.

Кожен з них може бути використаний для різних завдань, таких як аналіз того, чому рекомендація може бути надана, прогнозування елемента, який може бути цікавим для користувача і це означає, що система дозволяє різні види міркувань: знайти «релакс» або «компроміс» (наприклад, Що робити, якщо вимоги користувача не можуть бути виконані?), знайти «діагноз» (наприклад,

Чому рекомендується певний пункт?), провести «перевірку» і «репараційно-налагодження» (наприклад, Що робити, якщо вимоги користувача є непослідовними?), і так далі. Ідея полягає в тому, щоб визначити логічні пояснення про різні аспекти, які будуть розглянуті під час процесу рекомендацій, використовуючи наявні знання. Є класичні відповіді РС тільки на деякі з них.

**Система критичності:** це автоматична система, щоб надати переваги користувача, не питаючи користувачів про них, тільки використовуючи знання, що зберігаються в РС.

У кожному циклі рекомендацій сесії є етап інформації, де аспекти виводяться прийняти або критикувати. Ці цикли тривають до тих пір, поки не буде проведена рекомендація. Механізми навчання надають знання, необхідні як процедура зворотного зв'язку, щоб вивести переваги користувачів. Вони надають знання, необхідні для того, щоб вивести їх на рейтинг предметів, побудованих протягом ряду рекомендаційних циклів.

Якщо спрацьовує новий цикл, то далі враховуються єдині пункти, які відповідають критеріям, визначеним критикою (скорочення встановлених кандидатом пунктів з метою скорочення простору пошуку: кандидатів). Загалом цей процес триває до тих пір, поки механізм аргументації не визначить, що користувач може прийняти рекомендацію і вичерпав всі можливості, або припиняє цикли рекомендацій.

## **2.5 Модель знань в інтелектуальній системі рекомендацій**

Основною складовою РС є знання. РС повинен використовувати всі наявні знання, і для цього всі досягнення повинні бути використані в різних доменах (таких як отримання інформації, видобуток даних), щоб витягнути ці знання. Класично, РС оцінює схожість між властивостями елемента та параметрами користувача або оцінює оцінки для елементів, які не були помічені користувачем. РС використовує знання щоб присвоїти оцінки елементам, присвоїти переваги

користувачів і зіставити властивості елемента з параметрами користувача. Для цього система визначає різні типи знань:

**Розширений профіль користувача** (включаючи його думки, критики тощо): Зазвичай інформація, яка моделюється про користувача, полягає в його перевагах, його особистій інформації (вік, стать, професія, освіта) тощо. Тут пропонуємо поширитися новою інформацією про його думку, критику; відносини з іншими користувачами (його/її подруги, груп і т.д.). Профілі моделі користувача, з рештою семантичної моделі РС, повинні надати переваги та потреби користувачів.

**Розширений профіль елемента:** система являє собою повний опис елемента на основі чотирьох вимірів:

1. загальний опис продукту (назва, гілки, які виробляють предмети і т.д.);
  2. функціональна інформація про елемент (його функції тощо);
  3. структурна інформація про елемент (його складові, взаємозв'язки між ними, залежність тощо);
  4. оперативна інформація про пункт (як можна використовувати тощо).
- Деякі з цих відомостей можуть бути вивчені або викинуті з інформації, що зберігається.

**Контекст і знання домену:** важливо знати домен, де будуть використовуватися елементи, контекст, де людина збирається прийняти рішення і т.д. Контекстне знання — це всі знання, які пояснюють ситуацію. Знання домену — це знання дисципліни, людської діяльності тощо. Цей тип знань в даний час не розглядається, або РС повинні бути налаштовані для використання в певному контексті, змінюючи частину його структури. Тут пропонуємо змоделювати явно ці аспекти.

**Критичні знання:** Це знання, які повинні бути виявлені, виходячи з операцій над РС (відносини між користувачами і елементами). Транзакція може описувати контекст рекомендації, може посилатися на вибраний елемент і може включати відгуки, які надав користувач. Як правило, ці знання описують знання

на основі поведінки, і повинні бути виявлені за допомогою техніки машинного навчання для отримання цікавих моделей. Ці знання зазвичай представляють інтереси користувачів. У нашому РС ці знання повинні бути вивчені або виявлені.

У нашому випадку схожість між властивостями елемента і уподобаннями користувача, або оцінкою оцінок для елементів, є результатом процесу висновку про використовувану модель знань (наприклад, якщо модель знань є онтологією, то можемо застосувати онтологічні інформації).

Загалом, РС повинна використовувати знання, доступні в даний момент, не погіршуючи його продуктивність. Тобто, залежно від домену застосунку та сценарію використання, можуть бути доступні лише частини попередніх знань, і РС має продовжувати виконувати рекомендації. Таким чином, визначення різних типів знань є важливими, але РС надійна для того, щоб працювати з наявними знаннями. Основна відмінність РС на основі знань полягає в тому, що це вимагає інженерії знань, а РС використовує механізми навчання з різних джерел: баз даних продуктів, соціальних медіа тощо. система може використовувати різні методи машинного навчання, семантичного видобутку, щоб побудувати знання, які потрібні.

Таблиця 2.2 – Профіль користувача в РС

<b>Ознака</b>	<b>Опис</b>
Персональні дані	Ім'я, адреса, ID, статевий вік, статус відносин, особистість
Фізичні особливості	Розмір, вага, фізичні дефекти
Тип користувача	Студент, наукові дослідження тощо
Мови	
Деякі смаки, уподобання	Можемо запитати явно у користувача, але деякі з цих відомостей можуть бути
Освіта	Рівень освіти: к.мед.н.
Дохід	

Соціокультурні аспекти	Моделі поведінки, потреби, культурна поведінка
Економічні аспекти	Дохід, купівельні звички і т.д.
Політичні аспекти	Ідеологічна тенденція тощо.
Найвпливовіші сектори	Мережі друзів і т.д.
Технологічні навички	
Інтелектуальні можливості	
Розроблені проекти	
Посади	

Наприклад, якщо модель знань є онтологією, то можемо застосувати злиття і вирівнювання онтологій (два типи семантичних методів видобутку) для збагачення моделі. Таким чином, РС уникає проблеми отримання знань про знання на основі РС. Крім того, система не має проблеми з розгоном або холодним запуском, оскільки РС може давати висновки про користувачів або елементи, навіть якщо система ще не зібрала достатньої інформації. Її рекомендації не залежать тільки від оцінок користувачів (випадку спільної роботи РС), або від збору інформації про конкретного користувача або елемента (випадок РС на основі контенту), оскільки система містить цю інформацію.

## 2.6 Розширений профіль користувача

У цій моделі визначаються знання про користувачів. Ця модель повинна дозволяти відповідати на такі запити: «Хто ця людина?», «Які персональні дані доступні?», «Яким є його виступ?», «Які проекти були призначені?», «Які завдання були здійснені?», «Які навички він/вона має та визначає профілі користувачів?».

Частина цієї інформації отримується шляхом запиту користувачів, але деякі з них отримані шляхом вивчення підходів. Наприклад, мережу друзів можна

отримати за допомогою аналізу соціальних мереж або ідеологічної тенденції з використанням семантичних механізмів видобутку корисних даних.

## **Висновки до розділу 2**

Критерії управління знаннями, визначені в розділі, добре досягнуті нашим підходом. Підхід отримує два типи результатів: якісний (рекомендація) і кількісний (висновки). За цими результатами система відповідає критеріям. Інші роботи не досягають критеріїв ефективності, оскільки вони не пояснюють, як отримані результати, і не обґрунтовують, як використовувати рекомендовані навчальні ресурси. Крім того, відомі дослідження не є переконливими та ефективними завдяки моделі знань, яка охоплює лише часткову інформацію про студентів або навчальні ресурси. Це не дозволяє переконати людину, адже визначити аргументи на основі знань неможливо.

Подальші роботи повинні перевірити систему в інших типах проблем з іншими інтелектуальними методами, такими як нечітка логіка, у випадках, які вимагають великих знань про домен і контекст. Крім того, необхідно провести більше експериментів, щоб визначити інше використання знань, що зберігаються в даних (наприклад, для діагностики).

## Розділ 3

### Фактори впливу в рекомендаційній системі

#### 3.1 Розширений профіль елемента

У цій моделі визначаємо набір функцій, які представляють елемент. Існують різні типи характеристик, які можуть описувати елемент:

*Загальні або об'єктивні* характеристики: функціональна інформація, структурна інформація, описова інформація.

*Специфічні або суб'єктивні* характеристики: рівень використання, оцінка, утиліта.

Ці характеристики можуть бути представлені абстрактними поняттями або атрибутами, які можна описати своїми властивостями, які можуть бути такими:

- Інційні або статичні (власні).
- Динаміка (зміна властивостей).

У нашому випадку будемо характеризувати кожен елемент за чотирма (4) розмірами:

*Описовий:* інформація про його основні характеристики. Відповісти на питання: «Що це таке?»

*Структурний:* елементи, які складають елемент (сутності, атрибути, процеси), зв'язки та обмеження між ними тощо. Система відображає незмінну структуру. Відповісти на питання: «Який її склад?»

*Функціональний:* специфічні функції елементів. Відповісти на питання: «Що система робить або дозволяє?»

*Експлуатаційний:* як її можна використовувати, взаємодіяти з нею або інтегруватися з іншими системами. Відповісти на питання: «Чи можна його використовувати раз чи повторно?»

Таблиця 3 визначає різні атрибути, які описують елемент у системі (перша літера поруч із елементом показує, що атрибут статичний (I) або динамічний (D),

а друга, що атрибут описовий (D), структурний (S), функціональний (F) або операційний (O)).

Таблиця 3.1 – Профіль елемента в РС

Загальні атрибути	Суб'єктивні атрибути
Ідентифікатор елемента (I, D)	Рівень використання (D, O)
Ім'я (I, D)	Утиліта (D, O)
Тип елемента (I, D)	Пунктуація/кваліфікація (D, O)
Опис (I, D)	Тип проблем, де можна використовувати (D, O)
Локалізація (I, D)	Повторне використання (D, O)
Автор пункту (I, D)	Розширення (D, O)
Дата розробки (I, D)	Сумісність (D, O)
Постачальник (I, D)	
Розмір (I, D)	
Версія (I, D)	
Формат (I, D)	
Компоненти (I, S)	
Зв'язок між компонентами (I, S)	
Обмеження (I, S)	
Технічні вимоги (I, S)	
Мета (I, F)	
Кришка вимог (I, F)	

Деякі суб'єктивні атрибути визначаються тут, але вони дійсно належать до критичних знань, через знання, засновані на судженні користувачів. У нашому випадку ці рішення винесені з використанням механізмів інформації щодо знань, які зберігаються, та транзакційної інформації користувачів.

### 3.2 Контекстні та доменні знання

Два додаткових знання, що дають більшу семантичну інформацію в нашому РС, є наступні:

**Знання про контекст:** в даному випадку необхідно виявити всю інформацію, специфічну для контексту, в якому надається рекомендація.

**Знання домену:** це дійсні знання, що використовуються в даній сфері людської діяльності, в спеціалізованій дисципліні і т.д. Як правило, експерти використовують і розвивають свої власні знання домену. В РС система відноситься до конкретної області/домену, де система буде використовуватися.

Критична модель. Поведінка користувача змодельована для того, щоб визначити його переваги, думки, тенденції і т.д. [10]. Модель представляє думки, критики.

Таблиця 3.2 – Критична модель в РС

Атрибут	Критичний тип
Шаблони поведінки	Блок і складні критики
Тенденції	Спрямована або заміна
Думки	Спрямована або заміна
Налаштування	Блок і складні критики
Пунктуація	Блок і складні критики

Зокрема, зберігається думка користувача (критика) щодо рекомендованих елементів, в результаті процесу висновку, процесу навчання, розрахунку (оцінки) або запиту користувачів. Ця модель орієнтується (простір критики до продуктів) для того, щоб використовуватися під час процесу рекомендацій і представляє виявлені переваги. Таким чином, РС може рекомендувати пункти, які задовольняють поточну критику, схожі на попередню рекомендацію,

задовольняють більшість попередніх критиків і т.д. система виключає переваги користувача і працює через цикл рекомендацій щодо його побудови.

Приклад специфікації РС в інтелектуальній техніці. Однією з переваг системи є те, що її впровадження може здійснюватися з використанням будь-яких інтелектуальних методик. Інтелектуальна парадигма (онтуї, заснована на еволюційному процесі і т.д.) може бути обрана відповідно до джерела інформації, доступних інструментів і т.д.

### 3.3 Нечіткі когнітивні карти

Когнітивні карти є спрямованими графіками, які моделюють реальну систему як набір понять і причинно-наслідковий зв'язок між ними. Кожна концепція є вузлом на графіку і являє собою характеристику/стан системи. Причинно-наслідкові зв'язки є позитивними або негативними ознаками з питомою вагою. Значення вузла є ступенем активації концепції в даний момент часу. Це значення визначається як сума всіх значень понять у попередньому стані та вхідних краях.

Зокрема, система визначається  $n$  поняттями (математично це  $n$ -вектор стану  $A$ ), а  $n * n$  зважена матриця  $E$ . Кожен елемент  $E_{ij}$  матриці є значенням ваги між поняттями  $C_i$  і  $C_j$  (він вимірює, скільки  $C_i$  спричинює  $C_j$ ). Рівень активації  $A_i$  для кожної концепції  $C_i$  обчислюється таким шляхом:

$$A_i = f\left(\sum_{j=1}^n A_j E_{ji}\right) + A_i^{\text{old}} \quad (3.1)$$

Тут  $A_i$  - рівень активації  $C_i$  в момент часу  $t+1$ ,  $A_j$  - рівень активації  $C_j$  в момент часу  $t$ ,  $A_i^{\text{old}}$  - рівень активації  $C_i$  в момент часу  $t$ , і  $f$  - порогова функція. Таким чином, новий вектор стану  $A$  визначається зміною рівня активації однієї концепції за рахунок інших понять. РС починається з  $A_0 = S_0$  і неодноразово

обчислює  $A_i$ , до зближення системи (наприклад, коли  $A^{\text{new}} = A^{\text{old}}$ ) або інші критерії зупинки. Останнім значенням вектора стану  $A$  є відповідь на питання «що, якщо?»

РС були розширені Коском, враховуючи нечітку логіку і теорії мережі. Цей підхід називався НКК, і часто визначається поняттями, які можуть бути визначені як нечіткі набори, і причинно-наслідкові зв'язки між поняттями, які можуть бути визначені нечіткими наслідками. Також порогова функція зважених сум може бути нечіткою. Існують різні алгоритми навчання для НКК в літературі. Є два приклади алгоритмів навчання. Один базується на думці експертів, а інший базується на історичних даних. Тому необхідно застосовувати різні алгоритми навчання.

### 3.4 РС на основі когнітивних карт

Розглянемо НКК на основі двох рівнів. Перший рівень містить поняття, що представляють знання про критику продуктів, уподобання користувачів, рекомендації, інші поняття. Другий рівень представляє опис поточної ситуації: інформацію про елементи і користувачів, контекст і т.д. Вони визначені відповідно до наших моделей, представлених у розділі 2. Таким чином, перший рівень – це знання, згенеровані нашою системою, які можна використовувати по-різному: рекомендувати, знаходити інформацію про користувачів, продукти тощо.

На цьому рівні існують поняття, що отримані з понять другого рівня або з понять на одному рівні. В основному вони представляють поняття, пов'язані з рекомендаціями (система може рекомендувати різні речі, наприклад, цікаві предмети, подібні предмети), або додатково інші типи понять про інформацію, що міститься в продуктах або предметах (наприклад, думки користувачів або пунктуація елемента). Загалом атрибути критичної моделі належать до цього рівня і вони зменшують простір пунктів кандидата.

На цьому рівні поняття представляють різні атрибути профілів користувачів і елементів, розширені знаннями про контекст і домен. Вони згруповані за знаннями, які представлені (користувачі, продукти і т.д.).

Взаємозв'язок між поняттями відбувається відповідно до причинно-наслідкового зв'язку між ними. Вони визначають залежні відносини серед понять. У цьому випадку навчальний процес адаптує взаємозв'язки між поняттями: видалення, оновлення або додавання. Таким чином, НКК переналаштований відповідно до якості наданих рекомендацій.

Розглянемо початковий НКК. На першому рівні можемо побачити поняття, перераховані, як переваги, юзабіліті, рівень використання («nivel the uso» іспанською мовою) і т.д. На другому рівні поняття визначаються в розділі 2 про профіль користувачів, визначений в таблиці 2 (мови («ідіома»), тип користувача («tipo de usuario» іспанською мовою) тощо), а також профіль елемента, визначений у таблиці 3 («Nombre» іспанською мовою), локалізація тощо), серед інших. Початкові значення дуг були визначені групою експертів з навчальних ресурсів, і вони були адаптовані за допомогою механізмів навчання інструменту НКК Designer Tool.

Зокрема, бачимо, що в НКК подібність виявиться через взаємозв'язки між поняттями профілю елемента та профілю користувачів з поняттями, що виносяться (особливо, з поняттями «Предмет інтересу» та «Елемент, який віддає перевагу користувачеві»). Рекомендації та концепції переваг є прикладами елементів критичної моделі, включеної в модель НКК, які також є прикладами. Таким чином, всі елементи різних моделей природно включені в НКК.

### 3.5 Аналіз профілю пункту РС навчальних ресурсів

Виходячи з цієї ж ідеї попереднього розділу, нам потрібно адаптувати профіль елемента до контексту застосування РС. У цьому випадку нам потрібно порівняти елементи, які будуть рекомендовані для стандарту в домені навчального ресурсу (LR). Зокрема, використовуємо стандарт LOM-IEEE. LOM-IEEE визначає 9 категорій: (a) Загальна категорія (GC): загальна інформація про LR, (b) Категорія життєвого циклу (LC): метадані, пов'язані з історією та поточним станом LR, (c) Категорія метаданих: інформація про самі метадані, (d) Технічна категорія (TC): метадані про технічні вимоги LR, (e) Освітня категорія: метадані для освітнього використання LR, (f) Категорії прав: метадані про права власності та інтелектуальні матеріали, (g) Категорія відношення: метадані, які використовуються для встановлення зв'язків між LPC, (h) Категорія анотації: анотації та коментарі до LR та (i) Категорія класифікації: LR класифікація, як класифікація.

Загальна категорія стандарту LOOM-IEEE включає дев'ять типів метаданих, таких як: Ідентифікатор (ID), Назва, Мова, та інше. Технічна категорія включає формат, розмір, розташування і т.д. Освітня категорія групує метадані: Тип інтерактивності («Активний», «Неактивний»), LR Type (вправи, моделювання, анкета, слайд, експерименти, лекція тощо), Рівень інтерактивності (низький, високий і т.д.), Контекст, Складність, Типовий час навчання, та інше.

Аналіз профілю елемента РС навчальних ресурсів. Показуємо два приклади впровадження профілю користувача та елемента моделі РС. У цьому випадку дослідження використали два стандарти домену навчання для визначення цих профілів: стандарт LOM для профілів елементів і стандарти IMS для профілю користувача. Підтверджуємо, що загальні профілі користувачів і елементів, визначені в розділі 2, є частиною цих стандартів. Таким чином, НКК виконання РС, визначені в розділі 2 є правильним.

Оцінимо можливості наших РС на базі НКК з точки зору методів навчання та механізмів інформації. У попередніх розділах визначили моделі знань, які використовуються РС на базі НКК. Модель знань на основі НКК визначається поняттями, які представляють інформацію про користувачів, предмети, домен, контекст і критику (Модель знань в інтелектуальній системі рекомендацій, приклад специфікації РС в інтелектуальній техніці, кейс студії). У цьому розділі оцінюємо можливості навчання та інформації.

Навчальний процес. Цей процес базується на двох кроках:

1. Визначення початкових значень ваг: воно включає в себе присвоєння початкових значень (ваг) взаємозв'язків між поняттями людських експертів. Призначення ваг відносин виходить з середніх ваг, встановлених кількома експертами.

2. Коригування ваги на основі початкових експериментів: використовуючи НКК, згенерований на першому кроці, взяли зразок реальних прикладів, в яких заздалегідь знали для кожного випадку, як рекомендувати студентів і навчальні ресурси. Запускають систему рекомендації на основі НКК і її результати порівнюються з реальними випадками, щоб визначити, чи забезпечують ваги, надані експертами, бажаний вихід, або чи потрібно їх коригувати, щоб отримати бажаний вихід.

РС можуть бути використані в двох випадках: рекомендувати LR для даного студента, і вивести аспекти якості в LR. Потрібно перевірити обидві можливості. Щоб рекомендувати LR, нам потрібно лише вивести поняття, пов'язані з уподобаннями, і, щоб вивести якість навчального ресурсу, нам потрібні лише поняття, пов'язані з характеристиками навчальних ресурсів.

Таблиця 3.3 – Поняття в кожному конкретному випадку

Предмет інтересу	Рекомендувати навчальні ресурси	Для забезпечення якості навчального ресурсу
Пунктуація	X	
Елемент, який віддає перевагу користувачу	X	
Налаштування	X	
Використовувати рівень	X	
Юзабіліті		X
Сумісності		X
Подібний користувач	X	

Якщо хочемо вивчити переваги (перший випадок), то треба зберегти всі концепції студента і деякі поняття про навчальні ресурси (такі як ідентифікатор елемента, тип, мета). Атрибути, пов'язані з освітніми характеристиками предмета, є важливими в даному випадку. Для визначення уподобань студента нам потрібні всі його поняття, але для визначення якості навчальних ресурсів потрібні лише студентські поняття про його фізичні особливості (стать, інвалідність тощо).

НКК ітератує, поки значення інферентних концепцій не стабілізуються. Перший стовпець відповідає підсумкам пари LR і студента. У цьому випадку НКК ітерації проводилися 10 разів. На прикладі бачимо, що значення, отримані для вияву концепцій, вказують на те, що LR рекомендується (має хорошу пунктуацію і перевагу), система повинна бути корисною для студента, є аналогічні студенти, які використовували цей LR, і учень буде мати хороший рівень взаємодії з LR. Можемо здійснювати аналогічне тлумачення понять для решти результатів.

Оцінимо можливості навчання. Зокрема, можливості інформації дозволяють різним типам висновків не тільки рекомендувати, але і випускати інші

види інформації, такі як якість навчального ресурсу. З моделями та результатами, отриманими у відповідних розділах.

Тепер порівнюємо підхід НКК на основі РС з іншими РС на основі знань. Для того, щоб визначити критерії порівняння, визначаємо деякі питання про те, як знання управляються різними підходами в контексті навчальних ресурсів. Ці питання такі: «Як можна оцінити РС?», «Як можемо виміряти якість РС?». Загалом, будемо використовувати показники, які намагаються визначити, як використовуються знання в РС. З цієї причини пропонуємо наступні критерії:

**Термін дії:** якщо РС дає пояснення, щоб дозволити користувачам перевірити рекомендацію. Наприклад: «Я рекомендую цей будинок, тому що у вас четверо дітей. Через кількість дітей я не можу рекомендувати маленьку квартиру».

**Осмислення:** визначає, чи ґрунтуються пояснення/рекомендації на глибокому знанні про сферу інтересів.

**Ефективність:** визначає, чи зменшує РС зусилля з прийняття рішень користувачів. У нашому випадку цікавою мірою ефективності є когнітивні зусилля.

**Переконливість:** система визначає, чи може РС змінити поведінку користувачів. У цьому сенсі рекомендації переконливо спрямовані на зміну поведінки користувача.

**Ефективність:** визначає, чи допомагають рекомендації користувачам приймати якісні рішення.

**Прозорість:** якщо РС надає інформацію користувачеві, щоб зрозуміти інформації, які система використовує для рекомендації.

Також порівнюємо РС з іншими розробками, використовуючи ці показники, щоб визначити, як знання експлуатуються в кожній РС.

Загалом РС дає хороші результати. Система дає гарне пояснення своїх рекомендацій і порад, заснованих на процесі отримання висновку і моделі знань про сферу інтересів.

Завдяки цьому, ця інформація може переконати користувачів у прозорий спосіб та допомогти їм у процесах прийняття рішень. Це єдиний критерій, де РС

не є хороша в ефективності, тому що користувачеві потрібно налаштувати введення і інтерпретувати процес висновку РС.

РС на основі НКК збільшує зусилля з прийняття рішень користувачів, що пов'язано з технікою, яка використовується для тестування РС (НКК), а не для РС-фреймворку, тому користувачеві потрібно знати теорію НКК, щоб зрозуміти процес, за яким слідує РС.

Багато розробок не дають пояснень щодо їхніх рекомендацій, оскільки їхні рекомендації не базуються на моделі знань. Розробка визначення має проблему ефективності, як і робота аналізу, тому що вона заснована на тій же техніці, але вона не має навчального процесу, і користувачі повинні оновлювати вручну когнітивну карту (прозорість). Крім того, модель знань проста. Система не розглядає аспект як контекст і критику, а його профілі користувачів і елементів прості. Ці обмеження в моделі знань або існування моделі знань зменшують їх переконливі можливості і з тих же причин в деяких випадках рекомендації не допомагають користувачам приймати якісні рішення. Потрібно підкреслити, що використовуємо ту ж техніку, що і приклад РС, але його представлення знань просте і не має механізму навчання. Структура РС впроваджує деякі аспекти, такі як представлення знань, механізми навчання та інформації, що покращують процес рекомендації.

Загалом, рамки РС є єдиними, які добре охоплюють різні критерії, а решта мають проблеми, оскільки вони неоднозначні в процесі висновку (прозорості), що впливає на переконання користувачів. Крім того, РС можуть бути використані в різних контекстах.

Оцінка дозволяє визначити перевагу різних можливостей РС (вчитися, розуміти і т.д.), і порівняння в цьому розділі дозволяє визначити перевагу щодо того, як знання управляються в нашій РС. Ці різні порівняння та оцінки дозволяють мати цілісне уявлення про підхід РС.

### **Висновки до розділу 3**

В цьому розділі розглянули новий тип РС, що покращує якість рекомендацій завдяки представленню знань, а також механізмам навчання. Класичні системи мають не всі ці характеристики одночасно. У розділі 3 визначили, що система має кращу поведінку завдяки цим характеристикам, що використовуються одночасно.

Крім того, РС може надавати цікаву інформацію, що традиційно не визначається класичними РС, про уподобання користувачів, критику тощо. РС можуть використовувати знання по-різному (пояснити, переконати, передбачити і т.д.), для різних речей (навести або рекомендувати), в прозорий спосіб. РС уникає деяких класичних недоліків в РС: система не має проблеми з розсіюванням, оскільки рекомендації не залежать від бази оцінок користувачів, не вимагає глибоких знань, і не повинна збирати інформацію про конкретного користувача, оскільки його подібність суджень не залежить від індивідуальних смаків і т.д. Система несприйнятлива до статистичних аномалій, оскільки рекомендації базуються на знаннях, які оновлюються механізмами навчання. РС має чітко визначену модель знань, яка розглядає знання про користувачів, елементи, домен, контекст і критику. Навчальний механізм дозволяє оновлювати ці знання, які спочатку визначаються за допомогою контекстної та доменних відомостей, і використовуються в перших етапах рекомендацій. Потім РС використовує знання, отримані навчальним механізмом, особливо про користувачів, щоб підвищити свою продуктивність.

Реалізація РС за допомогою НКК показує універсальність фреймворку. Основними аспектами, які повинні гарантувати інтелектуальні методи, що будуть використовуватися для впровадження РС, є можливості інформації, представлення різноманітних знань і навчання. Зокрема, здатність до навчання НКК легко використовується РС, а аргументації визначаються ітераційним процесом.

## Розділ 4

### Розробка рекомендаційної системи

#### 4.1 Базова архітектура системи

Системна структура складається з трьох частин (показано на рисунку 4.1). Активний вхід інформації про користувача, алгоритм рекомендацій та рекомендований вивід. Це чітка структура для впровадження системи.

Вхідна інформація активного користувача містить оцінки різних елементів. У частині алгоритму рекомендацій у нас є база даних налаштувань користувача. Найбільш загальне налаштування, яке представляє систему рекомендує, показано на рисунку 4.1. База даних представлена як матриця  $n$  користувачів і елементів  $m$ . Матриця оцінок користувача зазвичай розріджена, оскільки користувач не оцінює всі елементи. Вихід системи - це люди, які можуть сподобатися, і які мають однаковий інтерес.



Рисунок 4.1 – Базова архітектура системи [4]

Використовуємо алгоритм спільної фільтрації. Мета алгоритму спільної фільтрації полягає в тому, щоб запропонувати нові елементи або передбачити корисність певного елемента для конкретного користувача на основі попередніх уподобань користувача та параметрів інших однодумців. Тут визначаємо  $n$  користувачів  $U = \{u_1, u_2, u_3, \dots, u_n\}$  і список  $m$  елементів  $L = \{i_1, i_2, i_3, \dots, i_n\}$ . Кожен користувач інтерфейсу користувача має список елементів  $I_{u,i}$ , яким користувач висловив свою перевагу. Перевага може бути явно надана користувачем як оцінка рейтингу, як правило, в межах певної числової шкали. Якщо, існує відмінність

користувача  $u_a \in U$ , то його називають активним користувачем, для якого завданням алгоритму спільної фільтрації є пошук предмета подібності, який може бути двох форм.

		<i>Items</i>					
		<i>1</i>	<i>2</i>	<i>...</i>	<i>i</i>	<i>...</i>	<i>m</i>
<i>Users</i>	<i>1</i>	5	3		1	2	
	<i>2</i>		2				4
	<i>:</i>			5			
	<i>u</i>	3	4		2	1	
	<i>:</i>					4	
	<i>n</i>			3	2		
<i>a</i>		3	5		?	1	

Рисунок 4.2 – Матриця оцінок користувачів [5]

Прогнозування є числовим значенням,  $P_{a,j}$  виражає прогнозовану схожість пункту  $j \notin I_{u,a}$  для активного користувача  $u_a$ . Це прогнозоване значення знаходиться в такому ж масштабі, як і цінності думок, надані  $u_a$ .

Рекомендація - це список  $N$  елементів,  $I_r \subset I$ , що активний користувач сподобає найбільше. Звертаємо увагу, що рекомендований список повинен бути на елементах, ще не придбаних активним користувачем, тобто  $I_r \cap I_{u_a} = \Phi$ .

## 4.2 Системна платформа рекомендацій

З огляду на джерело даних зустрічі, можемо розділити систему на три компоненти:

- 1) Збір даних і очищення даних.
- 2) Впровадження алгоритму.
- 3) Аналіз результатів.

Для системи сподіваємося використовувати відносини між користувачами та групами, щоб імітувати любов людей до квартир та будинків. Таким чином, залишаємося ідентифікаторами користувачів та ідентифікаторами груп для зручності обчислень. Щоб отримати детальну інформацію про користувачів або групи, можемо надіслати запит URL-адреси, щоб задовольнити API та отримати відповідь з детальною інформацією.

Всього дані включали 18212 груп і 1294827 користувачів. Однак близько 50% користувачів приєднуються лише до однієї групи. Ці зразки менш корисні в нашому алгоритмі, тому намагаємося видалити їх перед обробкою даних. Порівнюємо результат між даними, перш ніж видаляти цих користувачів і дані після видалення цих користувачів і виявити, що видалення не має великого значення. Причина може бути в тому, що користувачі лише з однією групою менше мають схожість з іншими користувачами, за винятком користувача, що має точно таку ж групу.

### **4.3 Алгоритм спільної фільтрації**

У цьому розділі вводимо алгоритм спільної фільтрації та кроки для реалізації алгоритму. Різні методи вводяться і порівнюються в цій частині.

Системи спільної фільтрації (СФ) працюють, збираючи відгуки користувачів у вигляді оцінки для елементів у вказаному домені та використовуючи подібність у рейтинговій поведінці між кількома користувачами у визначенні того, як рекомендувати елемент. Методи СФ можна додатково розділити на два різних методи:

- 1) Підходи на основі сусідства.
- 2) Спільна фільтрація на основі границь.

У методах, заснованих на сусідстві, підмножина користувачів вибирається на основі їх схожості з активними користувачами. Прогноз базується на

аналогічності ваги та рейтингів відомих користувачів. Кроки спільної фільтрації на основі границь можна підсумувати таким чином:

1) Призначте вагу всім користувачам щодо подібності з активним користувачем.

2) Виберіть  $K$  користувачів, які мають найвищу схожість з активним користувачем, можна брати їх околиці.

3) Порівняйте прогноз із зваженої комбінації рейтингів обраних сусідів.

На кроці 1 вага  $w_{a,u}$  є мірою подібності між користувачем, тобто вами і активним користувачем  $a$ .

Найбільш часто використовуваною мірою подібності є коефіцієнти кореляції Пірсона між рейтингами двох користувачів, визначеними як:

$$w_{a,u} = \frac{\sum_{i \in I} (r_{a,i} - \bar{r}_a)(r_{u,i} - \bar{r}_u)}{\sqrt{\sum_{i \in I} (r_{a,i} - \bar{r}_a)^2 \sum_{i \in I} (r_{u,i} - \bar{r}_u)^2}} \quad (4.1)$$

Де  $I$  набір елементів, оцінених обома користувачами,  $r_{u,i}$  це рейтинг, де елемент  $i$  даний користувачем  $u$ , і  $\bar{r}_u$  є середнім рейтингом, наданим користувачем  $u$ .

Ще однією поширеною подібністю є косинусбаза подібності. Можемо розглядати рейтинги двох користувачів як вектор в  $m$ -вимірному просторі, а також обчислюємо схожість, виходячи з косинуса кута між ними:

$$w_{a,u} = \cos(\vec{r}_a, \vec{r}_u) = \frac{\vec{r}_a \cdot \vec{r}_u}{\|\vec{r}_a\|_2 \times \|\vec{r}_u\|_2} \quad (4.2)$$

При обчисленні схожості з косинусом не можемо мати негативних оцінок, а неоцінені елементи розглядаються як такі, що мають оцінку «нуль». Емпіричні дослідження показали, що кореляція Пірсона, як правило, працює краще, тому в системі використовуємо кореляцію Пірсона для обчислень подібності. Є також

кілька інших засобів подібності, які використовуються в літературі, включаючи кореляцію рангу Спизмана, кореляцію Кендалл, визначають квадратні відмінності, ентропію та скориговану схожість косинусу.

На кроці 3 прогнози, як правило, обчислюються як середньозважені відхилення від середнього

$$p_{a,i} = \bar{r}_a + \frac{\sum_{u \in K} (r_{u,i} - \bar{r}_u) \times w_{a,u}}{\sum_{u \in K} w_{a,u}} \quad (4.3)$$

Тут  $p_{a,i}$  - передбачення для активного користувача  $a$  для елемента  $i$ ,  $w_{a,u}$  - це схожість між користувачами  $a$  і  $u$ , а  $K$  - набір більшості подібних користувачів.

Спільна фільтрація на основі елементів. При застосуванні до мільйонів користувачів і елементів звичайні сусідські СФ algorithms не добре масштабуються, через обчислювальну складність для подібних користувачів. Як альтернатива, Лінден запропонував *item to item* спільної фільтрації, де замість того, щоб відповідати аналогічним користувачам, вони відповідають оціненим користувачем елементам з подібними елементами. На практиці такий підхід призводить до швидших онлайн-систем, і часто призводить до поліпшення рекомендацій. При такому підході, подібності між парами елементів  $i$  і  $j$  обчислюються в автономному режимі за допомогою кореляції Пірсона,

$$w_{i,j} = \frac{\sum_{u \in U} (r_{u,i} - \bar{r}_i)(r_{u,j} - \bar{r}_j)}{\sqrt{\sum_{u \in U} (r_{u,i} - \bar{r}_i)^2 \sum_{u \in U} (r_{u,j} - \bar{r}_j)^2}} \quad (4.4)$$

Тут  $U$  є набором всіх користувачів, які оцінили обидва елементи  $i$  і  $j$ ,  $r_{u,i}$  є рейтингом користувача  $u$  на пункті  $i$ ,  $\bar{r}_i$  є середнім рейтингом елемента серед користувачів. Тепер, рейтинг для елемента  $i$  для користувача  $a$  можна передбачити за допомогою простого середньозваженого значення, як в:

$$p_{a,i} = \frac{\sum_{j \in K} r_{a,j} w_{i,j}}{\sum_{j \in K} |w_{i,j}|}, \quad (4.5)$$

де  $K$  - це сусідній набір елементів  $k$ , оцінених як найбільш схожих на  $i$ .

#### 4.4 Рекомендація сусідів по кімнаті

Результат рекомендації користувача відображається в таблиці 1. Використовуємо активного користувача (USER ID: 6). Колонка 1 показує групи активного користувача. Другий стовпець - це рекомендація сусідів по кімнаті, а третій стовпець - значення ваги.

Рекомендуватимемо користувачів на основі косинусподібності і кореляції Пірсона. Можна побачити, що результати двох методів точно однакові. Це тому, що у великих даних метод кореляції схожий на подібність на основі косинуса. Однак, що стосується часу виконання, то схожість на косинусі набагато швидша, ніж кореляція Пірсона.

Використовуючи базу даних Neo4j Graph, можемо мати більш чітке спостереження за результатом. Мережа зв'язків відображається у функції. Сині вузли є користувачами, а сірі вузли - групами. Краї показують, що користувачі знаходяться в групах. У центрі мережі знаходиться активний користувач (ID 6). Сірі вузли навколо активного користувача – це групи, в яких знаходиться активний користувач. Бачимо, що більшість рекомендацій розділяє одну або кілька груп з активним користувачем, що доводить правильність алгоритму.

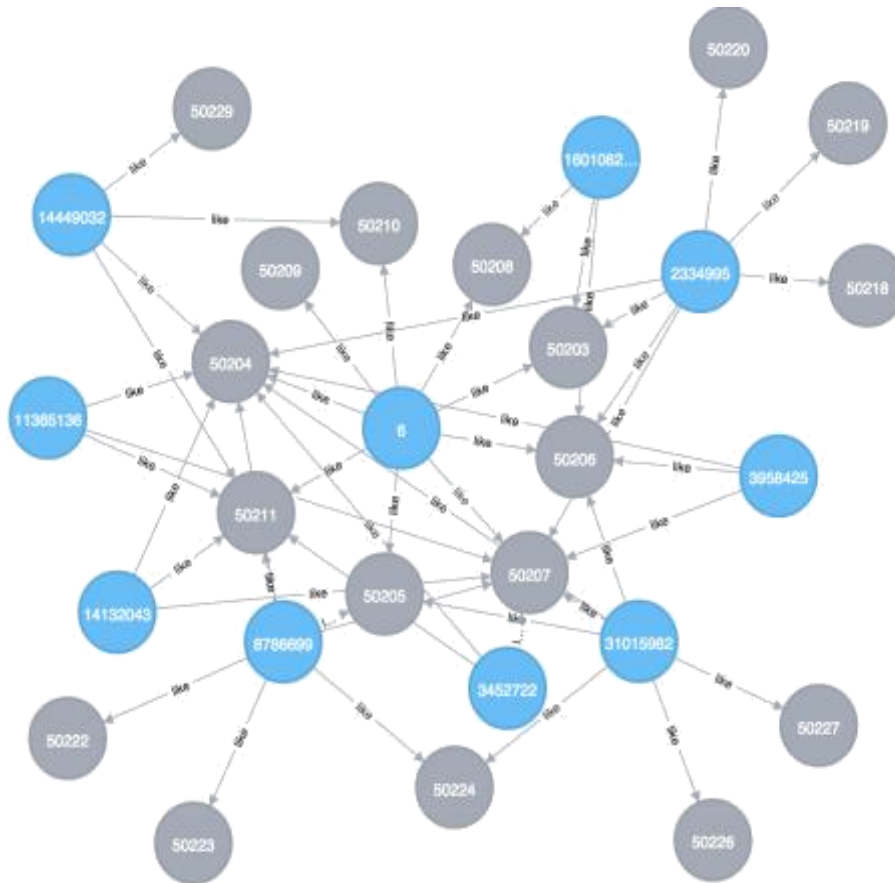


Рисунок 4.3 – Мережа користувачів і груп [6]

Аналітика фільтрації спільної роботи. Для групових (квартир) рекомендацій порівнюємо результати сусідства на основі СФ і елемент на основі СФ.

Бачимо, що дві рекомендації абсолютно різні. Результат сусідства на основі СФ має відношення до оригінальної групи. Однак, на основі елемента СФ не є точним, тому що оцінки груп є 1 або 0. Отже, розрахована вага кожної групи становить або 1, або 0. Таким чином, не можемо вказати різницю між різними групами. Однак цей алгоритм стане в нагоді, якщо рейтинг не закріплений за двома значеннями. Порівнюємо задіяний час двох алгоритмів і знаходимо, що сусідство на основі СФ потребує 93.882164 секунд, а на основі елемента СФ потрібно лише 4.41963 секунд. Це буде особливо корисно в додатку.

В інформатиці штучний інтелект (ШІ) , який іноді називають машинний інтелект, є інтелектом, попередньо відправленим машинами, по відношенню до природного інтелекту, що відображається людьми. Провідні машинні розвідувальні текстові книги визначають цю сферу як дослідження «інтелектуальних ботів»: пристроїв, які сприймають своє оточення і вживають заходів, які максимально визначають їх шляхи у досягненні своїх цілей. Машинне навчання - це застосування штучного інтелекту, яке є науковим вивченням алгоритмів і різних математичних моделей, які дозволяють обчислювальним системам виконувати конкретне завдання. Приходячи до цільової проблеми, можна чітко сказати, що спостерігається зростання випадків соціальних конфліктів, недовіри і зниження загальної ефективності великої інституції, незважаючи на наявність величезного і ефективного людського ресурсу. Тут людей, що працюють разом, не можна звинувачувати, оскільки коли вони працюють індивідуально, то можуть працювати мирно і бути продуктивними. Вибір правильного набору людей завжди був проблемою для організації, тому запропонуємо рішення цієї постійно зростаючої проблеми. У міру збільшення популяції збільшуються так само шанси вибору наборів несумісних груп.

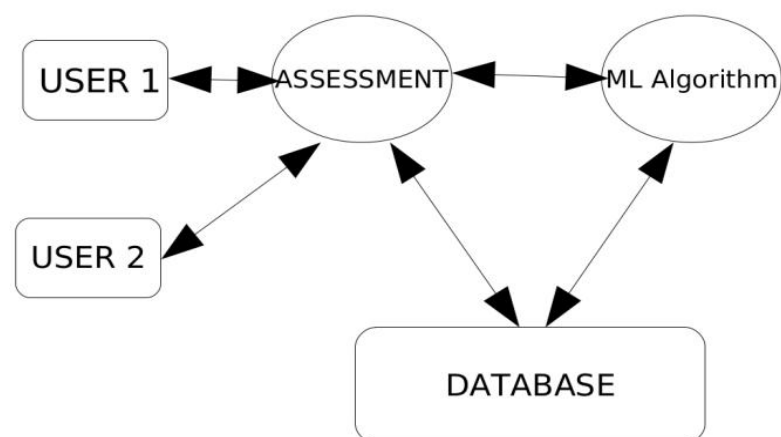


Рисунок 4.4 – Схема потоку даних [4]

Рисунок показує потік даних продукту, який дозволить людям перевірити, чи сумісні вони з певною групою або певною організацією. Тут наше програмне

забезпечення не слід плутати з суміхальною сумісністю, яка спрямована на пошук ідеального партнера по життю. Програмне забезпечення створено, щоб створити групи людей, які можуть добре працювати разом і можуть показати кращі результати, ніж поєднання їх індивідуальних ознак. Спочатку пропонуємо дві моделі користувача. Тут користувачеві буде поставлено набір з сорока семи питань, і ці питання будуть пов'язані з його загальною поведінкою і його здатністю вирішувати проблеми день за днем. Кожне питання буде мати варіанти від одного до п'яти. Шкала в загальному: 1=Не згоден, 3=Нейтрально, 5=Погоджуюсь. Аналогічно другий користувач також відповість на це питання, і їхні відповіді будуть записані. При запису відповідей модель класифікації машинного навчання буде класифікувати відповіді, введені користувачами за п'ятиначною шкалою «один» означає найменшу соціальність і «п'ять» є найбільшою соціальністю. Тут справа в тому, що дві людини, які мають однаковий бал визначають найвищу сумісність, а люди, які мають великі різниці балів, покажуть найменші сумісні відносини. Попередньо навчили модель, щоб скоротити час виконання на веб-додатку, і кожен раз, коли користувач запускає програму, система не повинна чекати занадто довго, поки програма буде генерувати вихід. Після створення виводу результати будуть зберігатися в базі даних SQL для подальшого використання. Вивід буде відображатися користувачам, які взяли оцінку через веб-сторінку у вигляді графічного представлення.

Набір даних відноситься до тесту великої п'ятірки особистості. Риси особистості великої п'ятірки, які також називають факторами моделі (FFM) і моделі OCEAN, є таксономією, або кластеризацією, для різних ознак особистості. Коли факторний аналіз (статистична методика) застосовується до даних опитування особистості, деякі слова, які використовуються для опису аспектів особистості, часто застосовуються до однієї і тієї ж людини. Наприклад, хтось, описаний як сумлінний, швидше за все, буде описаний як «завжди попередньо прописаний», а не «брудний». Тому ця теорія заснована на зв'язку між словами, але не на нейропсихологічних експериментах. Ця теорія використовує

дескриптори спільної мови і тому пропонує п'ять широких вимірів, які зазвичай використовуються для опису особистості людини і психіки. Попередня обробка даних може вплинути на спосіб інтерпретації результатів остаточної обробки даних. Цей аспект слід ретельно враховувати, коли інтерпретація результатів є ключовим моментом, наприклад, при багатоваріатній обробці хімічних даних (хіміометрії).

#### 4.5 Алгоритмічна реалізація

У математиці та інформатиці алгоритм визначається як серія інструкцій для вирішення класу проблем або виконання обчислень. Алгоритми є однозначними характеристиками для виконання розрахунків, обробки даних, автоматизованих міркувань та інших завдань. Модель, в якій кожне рішення засноване на порівнянні двох чисел в постійний час, називається моделлю дерева рішень. Система була введена для встановлення обчислювальної складності сортування та пошуку. Найпростіша ілюстрація цієї нижньої зв'язаної техніки полягає в проблемі пошуку найменшого числа серед  $n$  чисел, використовуючи тільки порівняння. В цьому випадку модель дерева рішень є бінарним деревом. Алгоритми цієї проблеми пошуку можуть призвести до  $n$  різних результатів (оскільки будь-яке з  $n$  заданих чисел може виявитися найменшим). Відомо, що глибина бінарного дерева з  $n$  вітками становить принаймні журнал  $n$ , що дає нижню межу Омега (журнал  $n$ ) для пошуку проблеми.

1) Лінійна регресія: У статистиці лінійна регресія - це моделювання зв'язку між скалярною відповіддю (або залежною кількістю) і однією або кількома незалежними змінними. Випадок однієї пояснювальної кількості називається простою лінійною регресією. Для кількох пояснювальних кількостей процес називається кількома лінійними регресіями. Цей термін відрізняється від багатоваріантної лінійної регресії, де оцінюється кілька корелюючих залежних змінних, а не, як в даному прикладі, одна скалярна кількість.

Таблиця 4.1 – Фрагмент набору даних, в якому ext 1 до ext 10, за винятком ext 3, є залежними змінними, а ext 3 - незалежною змінною

EXT1 (шумні)	EXT2 (не розмовляють)	EXT3 (дружні)	EXT4 (смиренні)	EXT5 (говірні)	EXT6 (скромні)	EXT7 (екстраверти)	EXT8 (тихі)	EXT9 (егоцентр)	EXT10 (консервативні)
4	1	5	2	5	1	5	2	4	1
3	5	3	4	3	3	2	5	1	5
2	3	4	4	3	2	1	3	2	5
2	2	2	3	4	2	2	4	1	4
3	3	3	3	5	3	3	5	3	4
3	3	4	2	4	2	2	3	3	4
4	3	4	3	3	3	5	3	4	3
3	1	5	2	5	2	5	2	3	2
2	2	3	3	4	2	2	2	4	4
1	5	3	5	2	3	2	4	5	4
3	3	2	3	3	2	4	3	3	5
3	1	5	3	5	1	5	5	5	3
4	1	5	4	5	1	4	1	5	2

З огляду на дані  $n$  одиниць, модель регресії формує гіпотезу про те, що зв'язок між залежною змінною  $y$  і  $p$ -вектором регресорів  $x$  лінійний. Цей зв'язок моделюється через термін порушення або змінну помилки, незаслужену випадкову змінну, яка додає «шум» до лінійного зв'язку між залежною змінною та регресорами. Таким чином, модель приймає форму

$$y = tx + c \quad (4.5)$$

У виразі  $y$  є незалежною змінною,  $t$  є нахил рівняння,  $x$  є набір залежних змінних,  $c$  є постійним значенням. Значення середнього та стандартного відхилення для набору даних у лінійної регресії становить 0,4793 та 0,013 відповідно.

2) Логістична регресія: Логістична регресія - це навчальна модель, яка в базовій формі використовує логістичну функцію, щоб зробити бінарну залежність кількістю, хоча існує багато більш складних розширень. В аналізі регресії

логістична регресія визначає параметри логістичної моделі (форма двійкової регресії). Математично, двійкова модель має залежну кількість з двома можливими значеннями, такими як pass/fail, яка відображається змінною індикатора, де 2 значення позначені як «0» та «1». У логістичній моделі, лог-коефіцієнт (логарифм коефіцієнтів) для значення з написом «1» - це поєднання однієї або декількох незалежних кількостей («предикторів»); незалежними кількостями можуть бути двійкова кількість (два класи, закодовані змінною індикатора) або неперервна змінна (будь-яке реальне значення). Значення середнього та стандартного відхилення для набору даних у логістичній регресії становить 0,4793 та 0,013 відповідно.

3) Лінійний дискриційний аналіз: нормальний дискримінтний аналіз або дискрим-інтенантна функція. Аналіз є методом зменшення розмірності, який зазвичай використовується для контрольованих проблем класифікації. Система використовується для моделювання відмінностей у групах, тобто для розділення двох або більше класів. система використовується для проекту функцій у просторі вищого виміру в простір меншого виміру. Для ілюстрації, припустимо, у нас є два класи, і повинні відокремити їх оптимально. Класи можуть мати кілька функцій. Використання лише однієї функції для їх класифікування може призвести до деякого перекриття, як показано на малюнку нижче. Таким чином, будемо продовжувати нарощувати кількість функцій для правильної класифікації. Значення середнього та стандартного відхилення для набору даних у логістичній регресії становить 0,4802 та 0,020 відповідно.

4) Наївний алгоритм Байеса: У штучному інтелекті класифікатори Naive Bayes - це група простих «абабілістичних інструментів класифікації», заснованих на застосуванні теореми Байеса, що має сильну (naive) незалежність і припущення між функціями. Вони в основному є одними з простих мережевих моделей. Але вони завжди можуть поєднуватися з моделями оцінки щільності ядра і досягати більш високих рівнів точності. Значення середнього та стандартного відхилення для набору даних у алгоритмі Naive Bayes становить 0,474 та 0,018 відповідно.

5) Підтримка векторних машин: У машинному навчанні допоміжні векторні машини контролюються моделями навчання з асоціативними алгоритмами навчання, які аналізують дані, що використовуються при визначенні класифікації.

Таблиця 4.2 – Порівняння алгоритмів

<b>Алгоритми</b>	<b>Середнє значення</b>	<b>Стандартне відхилення</b>
Linear Regression	0.4793	0.013
Logistic Regression	0.4793	0.013
Linear Discriminant Analysis	0.4802	0.020
Naive Byes	0.4740	0.018
Support Vector Machine	0.4869	0.018

З огляду на набір навчальних прикладів, кожен з яких належить до однієї або іншої з категорій, алгоритм навчання створює модель, яка призначає нові приклади категорії або належить іншій, що робить її не-бабілістичною моделлю двійкової лінійної класифікації (хоча такі методи, як масштабування Платта, існують для використання в умовах професійної класифікації). Значення середнього та стандартного відхилення для набору даних у алгоритмі становить 0,486900 та 0,018436 відповідно.

Результати в значній мірі пояснюють, що в порівнянні з іншими умовно використовуваними алгоритмами, такими як підтримка векторних машин і рішень дерев з глибиною 4, алгоритм працює краще в області дисперсії і означає абсолютну помилку, однак різниця невелика, коли справа доходить до вимірювання часу виконання для великих наборів даних.

## Висновки до розділу 4

Використовуючи траєкторії, зібрані суб'єктами, ми оцінили систему рекомендацій. Що стосується рекомендації пошуку друга, рішення дало кращі результати, ніж базові методи подібності. Більше того, три запропоновані функції показали свої переваги у вимірюванні схожості між користувачами. Продуктивність системи була вдосконалена крок за кроком, коли запропоновані функції були враховані та застосовані. Що стосується рекомендації щодо місцезнаходження, провели дослідження користувачів місць інтересів та проведення часу.

У поєднанні з методом на основі вмісту, підхід значно поліпшився. Крім того, це дослідження показало ефективність системи в залежності від масштабу набору даних про користувача. При більшій кількості даних про людину система, швидше за все, проаналізує інтереси користувача точно і, отже, може надати йому більш персоналізовані рекомендації.

## Загальні висновки

При виконанні проекту було проведено аналіз ринку систем прийняття рішень та надання рекомендацій з пошуку житла та співмешканців в бюджетному сегменті

Мета полягала в тому, щоб розробити штучну розумну систему, яка спрямована на перевірку сумісності між сусідами по кімнаті однієї або іншої статі, що розділяють спільну зону проживання. Є кілька ключових факторів, що визначають сумісність однієї людини з іншою людиною. Міжособистісна поведінка, ситуаційна обізнаність, комунікативні навички. Тому в роботі побудовано систему, яка оцінює користувача за цими ключовими факторами не за допомогою тесту, а через набір питань і відповідей. Ці вхідні дані використані для алгоритму машинного навчання, який базується на попередніх тенденціях, щоб дати процентну ймовірність сумісності користувача з іншим користувачем. Зі зростаючим населенням завжди є завдання організації функціонування навчальних закладів та продуктивної роботи студентів чи співробітників, оцінюючи соціальне середовище осіб.

В роботі проведено дослідження та розроблено систему рекомендацій сусіда по кімнаті. Система використовує дані певної особи, намагається передбачити зацікавленість конкретного користувача в сумісному проживанні з точки зору його інтересів та інтересів інших користувачів. У цій системі кожному користувачу рекомендовано групу потенційних друзів, які можуть розділяти смаки подорожей, спорту або розваг, а також список місць, які можуть відповідати інтересам користувача. Це крок до розуміння кореляції між користувачами та розташуваннями за допомогою просторових даних, створених користувачами. Крім того, це крок до інтеграції систем рекомендацій в спільноти в Інтернеті.

Запропоновано для цього моделювати інтереси різних користувачів і вивести подібність серед користувачів. Метод на основі вмісту в алгоритм

спільної фільтрації на основі користувача, який використовує результати роботи системи як міру подібності для оцінки рейтингу користувача на фоні спільних даних.

Отже, в деякій мірі, розв'язано проблему рекомендаційних систем простого прогнозування і запропоновано користувачам кращу систему рекомендацій.

Основні наукові та практичні результати доповідалися на на XII Всеукраїнській науково-практичній конференції «Актуальні проблеми комп'ютерних наук АПКН-2020» (Хмельницький, 9-10 листопада 2020 року, Хмельницький національний університет). Тема доповіді: «Рекомендаційна система пошуку житла та співмешканців в бюджетному сегменті».

За темою дипломної роботи магістра автором здійснена одна наукова публікація.

### Перелік посилань

1. J. Aguilar, Different dynamic causal relationship approaches for cognitive maps, *Appl. Soft Comput.* 13 (1) (2013) 271–282, Elsevier.
2. J. Aguilar, A Survey about fuzzy cognitive maps paper, *Int. J. Comput. Cognit.* 3 (2) (2005) 27–33, Yang's Scientific Research Institute.
3. J. Aguilar, Dynamic random fuzzy cognitive maps, *Revista Computación y Sistemas, Revista Iberoamericana de Computación* 7 (2004) 260–271.
4. M. Ayub, A. Cian, M. Caliusco, E. Reynares, Developing an ontology-based team recommender system using EDON method: an experience report, *SADIO: Electron. J. of Inform. Operat. Res.* 13 (2014) 1–13.
5. R. Burke, Integrating Knowledge-based and Collaborative-filtering Recommender Systems, *AAAI Technical Report WS-99-01*, pp. 69–72.
6. R. Burke, Knowledge-based recommender systems, in: A. Kent (Ed.), *Encyclopedia of Library and Information Systems*, 69 (32), Marcel Dekker Publisher, 2000.
7. J. Contreras, J. Aguilar, The HKK designer tool, in: M. Glykas (Ed.), *Fuzzy Cognitive Maps: Advances in Theory, Methodologies, Tools and Application*, Springer, 2010, pp. 71–88.
8. D. Jannach, M. Zanker, A. Felfernig, G. Friedrich, *Recommender Systems: An Introduction*, Cambridge University Press, New York, 2011.
9. W. Liu, L. Gao, Recommendation system based on fuzzy cognitive map, *J. Multimedia* 9 (7) (2014) 970–976.
10. B. Ojokoh, M. Omisore, O. Samuel, T. Ogunniyi, A fuzzy logic based personalized recommender system, *Int. J. Comput. Sci. Inform. Technol. Secur. (IJCSITS)* 2 (5) (2012) 1008–1015.
11. K. Palanivel, R. Sivakumar, Fuzzy multicriteria decision-making approach for Collaborative recommender systems, *Int. J. Comput. Theory Eng.* 2(1) (2010) 57-63.

12. Rodriguez, J. Gago, L. Rifo'n, R. Rodrı'guez, A recommender system for non-traditional educational resources: a semantic approach, *J. Univ. Comput. Sci.* 21 (2015) 306–325.
13. F. Ricci, L. Rokach, B. Shapira, P. Kantor (Eds.), *Recommender Systems Handbook: A Complete Guide for Research Scientists and Practitioners*, Springer, New York, 2011.
14. L. Rifon, A. Canas, V. Roris, J. Gago, M. Iglesias, A recommender system for educational resources in specific learning contexts, in: *8th International Conference on Computer Science & Education (ICCSE)*, 2013, pp. 371–376.
15. E. Stuart, N. Shadbolt, D. De Roure, Ontological user profiling in recommender systems, *ACM Transact. Inform. Syst.* 22 (1) (2004) 54–88.
16. R. Sikka, A. Dhankhar, C. Rana, A survey paper on e-learning recommender system, *Int. J. Comput. Appl.* 47 (2012) 27–30.
17. L. Tera'n, *SmartParticipation: A Fuzzy-Based Recommender System for Political Community-Building*, Springer, Switzerland, 2014.
18. C. Tsai, H. Chuang, The role of cognitive decision effort in electronic commerce recommendation system, *Int. Schol. Sci. Res. Innovat.* 5 (10) (2011) 36–40.
19. Almahairi, K. Kastner, K. Cho, A. Courville, Learning distributed representations from reviews for collaborative filtering, in: *9th ACM Conference on Recommender Systems (RecSys '15)*, 2015, pp. 147–154.
20. J. Neidhardt, R. Schuster, L. Seyfang, H. Werthner, Eliciting the user's unknown preferences, in: *8th ACM Conference on Recommender systems (RecSys '14)*, 2014, pp. 309–312.
21. C. Mediani, M.H. Abel, Semantic recommendation of pedagogical resources within learning ecosystems, in: *2016 International Conference on Industrial Informatics and Computer Systems (CIICS)*, 2016, pp. 1–5.
22. M. Mendonc, N. Perozo, J. Aguilar, An approach for multiple combination of ontologies based on the ants colony optimization algorithm, in: *Asia-Pacific Conference on Computer Aided System Engineering (APCASE)*, 2015, pp. 140–145.

23. Горелик А. Л., Скрипкин В. А. Методы распознавания. — 4-е изд. — М.: Высшая школа, 1984, 2004. — 262 с.
24. Горбань А.Н. Обучение нейронных сетей. — М.: СССР-США СП «Параграф», 1990. — 160 с.
25. Корнєєв В.В., Гарєєв А.Ф., Васютін С.В., Райх В.В. Базис даних. Інтелектуальна обробка інформації // Нолідж. — 2016. — С. 97–127.
26. Сергієнко В.П. Комп'ютерні технології в тестуванні: навч. посіб. / В. П. Сергієнко, М. П. Малежик, Т. В. Сіткар. — Луцьк: «Волиньполіграф», 2012. — 290 с.
27. Засоби штучного інтелекту: навч. посіб. / Р. О. Ткаченко, Н. О. Кустра, О. М. Павлюк, У. В. Поліщук ; М-во освіти і науки України, Нац. ун-т «Львів. політехніка». — Львів: Вид-во Львів. політехніки, 2014. — 204 с.
28. Системи штучного інтелекту: навч. посіб. / Ю. В. Нікольський, В. В. Пасічник, Ю. М. Щербина ; за наук. ред. В. В. Пасічника ; М-во освіти і науки, молоді та спорту України. — 2-ге вид., виправл. та доповн. — Львів: Магнолія-2006, 2013. — 279 с.
29. Системи штучного інтелекту: навч. посіб. / Г.Ф. Іванченко ; Держ. вищ. навч. закл. "Київ. нац. екон. ун-т ім. В.Гетьмана". - К.: КНЕУ, 2011. - 382 с.
30. Системи штучного інтелекту: нечітка логіка, нейронні мережі, нечіткі нейронні мережі, генетичний алгоритм : монографія / В. П. Лисенко, В. М. Решетюк, В. М. Штепа, Н. А. Заєць, В. О. Мірошник, А. О. Дудник. - Київ : НУБіП України, 2014. - 332 с.
31. Recommender Systems Handbook / Ricci F., Rokach L., Shapira B., Kantor P.V. — Springer, 2011. — 875 p.
32. Введение в искусственные нейронные сети [Електронний ресурс]. Режим доступу: <https://www.osp.ru/os/1997/04/179189/>
33. В чем суть искусственного интеллекта [Електронний ресурс]. Режим доступу: <https://polygant.net/ru/blog/v-chem-sut-iskusstvennogo-intellekta/>

34. Recipe1M+: A Dataset for Learning Cross-Modal Embeddings for Cooking Recipes and Food Images [Электронный ресурс]. Режим доступа: [im2recipe.cdail.mit.edu](http://im2recipe.cdail.mit.edu)
35. Нейронные сети: распознавание образов и изображений с помощью ИИ [Электронный ресурс]. Режим доступа: [center2m.ru/ai-recognition](http://center2m.ru/ai-recognition)
36. Інформаційна система [Электронный ресурс]. – Режим доступа: [https://uk.wikipedia.org/wiki/Інформаційна\\_система](https://uk.wikipedia.org/wiki/Інформаційна_система)
37. Постановка задачи и виды рекомендательных систем [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://nagornyy.me/courses/recommendation-systems/introduction-to-recommendation-systems/>
38. Анатомия рекомендательных систем [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://habr.com/ru/company/lanit/blog/420499/>
39. Застосування нейронних мереж [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://academyfx.ru/article/blogi/2436-nejronnye-seti-v-trejdunge-na-foreks>
40. Рекомендаційна\_система [Электронный ресурс]. – Режим доступа: [https://uk.wikipedia.org/wiki/Рекомендаційна\\_система](https://uk.wikipedia.org/wiki/Рекомендаційна_система).
41. Топ фреймворки для веб-разработки [Электронный ресурс] // JETRUBY BLOG. – 2018. – Режим доступа: <https://jetruby.com/ru/blog/top-freimworki-2018/>

# Додатки

## Додаток А

### Фрагмент програмного коду

```

pic_path = '/home/stratospark/Downloads/soup.jpg'
pic = img.imread(pic_path)
preds = predict_10_crop(np.array(pic), 0)[0]
best_pred = collections.Counter(preds).most_common(1)[0][0]
print(ix_to_class[best_pred])
plt.imshow(pic)
french_onion_soup
checkpointer = ModelCheckpoint(filepath='model4b.{epoch:02d}-
{val_loss:.2f}.hdf5', verbose=1, save_best_only=True)
csv_logger = CSVLogger('model4b.log')
corrects = collections.defaultdict(int)
incorrects = collections.defaultdict(int)
root_dir = 'food-101/images/'
rows = 17
cols = 6
fig, ax = plt.subplots(rows, cols, frameon=False, figsize=(15, 25))
fig.suptitle('Random Image from Each Food Class', fontsize=20)
sorted_food_dirs = sorted(os.listdir(root_dir))
for i in range(rows):
    for j in range(cols):
        try:
            food_dir = sorted_food_dirs[i*cols + j]
        except:
            break
        all_files = os.listdir(os.path.join(root_dir, food_dir))
        rand_img = np.random.choice(all_files)
        img = plt.imread(os.path.join(root_dir, food_dir, rand_img))
        ax[i][j].imshow(img)
        ec = (0, .6, .1)
        fc = (0, .7, .2)
        ax[i][j].text(0, -20, food_dir, size=10, rotation=0,
                     ha="left", va="top",
                     bbox=dict(boxstyle="round", ec=ec, fc=fc))
plt.setp(ax, xticks=[], yticks=[])
plt.tight_layout(rect=[0, 0.03, 1, 0.95])

```

```
preds_top_5 = {k: [y[0] for y in v] for k, v in top_5_per_ix.items()}
%%time
right_counter = 0
for i in range(len(y_test)):
    guess, actual = preds_top_1[i][0][0], y_test[i]
    if guess == actual:
        right_counter += 1

print('Top-1 Accuracy, 10-Crop: {0:.2f}%'.format(right_counter / len(y_test) *
100))
Top-1 Accuracy, 10-Crop: 86.97%
CPU times: user 28 ms, sys: 0 ns, total: 28 ms
Wall time: 27.3 ms
%%time
top_5_counter = 0
for i in range(len(y_test)):
    guesses, actual = preds_top_5[i], y_test[i]
    if actual in guesses:
        top_5_counter += 1
```

**Додаток Б**  
**Ксерокопії наукових публікацій, виконаних при роботі над**  
**дипломною роботою магістра**

*(ксерокопії титульної сторінки, сторінки змісту та всіх сторінок із публікацією)*

Перелік наукових публікацій:

1. Плацідим В. В. Рекомендаційна система пошуку житла та співмешканців в бюджетному сегменті / Плацідим В. В., Міхалевський В. Ц. // Збірник наукових праць за матеріалами XII всеукраїнської науково-практичної конференції «Актуальні проблеми комп'ютерних наук АПКН-2020». – Хмельницький, 2020. – С. 227-228.

Міністерство освіти і науки України  
Хмельницький національний університет



**ЗБІРНИК НАУКОВИХ ПРАЦЬ**  
за матеріалами XII всеукраїнської науково-практичної конференції  
«Актуальні проблеми комп'ютерних наук АПКН-2020»

*9-10 листопада 2020*

Хмельницький 2020

<b>Пирогов П. А., Чумаченко Д. І.</b> Визначення ймовірності захворювання хворобами серця на основі методів Data Mining.....	225
<b>Плацідим В. В., Міхалевський В. Ц.</b> Рекомендаційна система пошуку житла та співмешканців в бюджетному сегменті.....	227
<b>Придачук Ю. Р., Залуцька О. О., Кравчук Я. О.</b> Параметри моделі тестового завдання при автоматизованому формуванні тестів	229
<b>Прокопов Р. І., Манзюк Е. А., Скрипник Т. К.</b> Інформаційна система для визначення подібності документів .....	232
<b>Протоковський А. О., Форкун Ю. В.</b> Методологія розрахунку рекомендацій в рекомендаційних системах.....	237
<b>Пупченко О. О., Цололо С. О.</b> Пересування колісного транспорту із використанням сплайнів в ігрових додатках на Unreal Engine .....	242
<b>Рибчинський Б. О., Доброловський В. В., Медведчук В. Ю.</b> Прогнозування завантаженості ресторану з використанням штучного інтелекту..	247
<b>Римар П. В., Волошанов О. В.</b> Розробка мобільного додатку «МуMoney».....	249
<b>Римар П. В., Наскальний Д. С.</b> Веб-додаток для прослуховування радіостанцій .....	253
<b>Савенко Б. О., Каштальян А. С.</b> Модель антивірусних інтелектуальних приманок в комп'ютерній мережі.....	257
<b>Савінський В. В.</b> Social Platform for Making Labeled Audio Datasets for Speech Synthesis of Human Voice.....	261
<b>Сафоник А. П., Міщанчук М. М.</b> Оптимізація маршруту MESH мережі засобами штучної нейронної моделі .....	265
<b>Слободзян В. О., Мазурець О. В.</b> Аналіз результатів автоматизованого пошуку ключових термінів у навчальних матеріалах.....	269
<b>Смірнов О. П., Омельчук Р. В., Кисіль Т. М.</b> Моніторинг у реальному часі за допомогою інтелектуальних агентів .....	275

УДК 004.4

Плаціднм В. В., Міхалевський В. Ц.

*Хмельницький національний університет*

## **РЕКОМЕНДАЦІЙНА СИСТЕМА ПОШУКУ ЖИТЛА ТА СПІВМІШКАНЦІВ В БЮДЖЕТНОМУ СЕГМЕНТІ**

*Проведено дослідження можливості отримання рекомендацій на основі даних про уподобання людини з рекомендацій співмешканця по кімнаті з орієнтацією на студентську аудиторію. Рекомендаційна система уникає деяких класичних недоліків: вона не має проблеми з розподілом, оскільки рекомендації не залежать від бази оцінок користувачів, не вимагає інженерного процесу знань, і не повинна збирати інформацію про конкретного користувача, оскільки подібність суджень не залежить від індивідуальних смаків і т.д. Несприйнятлива до статистичних аномалій, оскільки рекомендації базуються на знаннях, які оновлюються механізмами навчання. Рекомендаційна система має чітко визначену модель знань, яка розглядає знання про користувачів, елементи, домен, контекст і критику.*

*A study of the possibility of obtaining recommendations based on data on the preferences of the person from the recommendations of a roommate with a focus on the student audience. The recommendation system avoids some classic shortcomings: it has no problem with distribution, because the recommendations do not depend on the user rating base, does not require an engineering knowledge process, and should not collect information about a particular user, because the similarity of judgments does not depend on individual tastes, etc. . Not susceptible to statistical anomalies, as the recommendations are based on knowledge that is updated by learning mechanisms. The recommendation system has a clearly defined knowledge model that considers knowledge of users, elements, domain, context, and critique.*

Навчальний механізм дозволяє оновлювати ці знання, які спочатку визначаються за допомогою контекстних та доменних відомостей, і використовуються в перших висновках. Потім рекомендаційна система використовує знання, отримані навчальним механізмом, особливо про користувачів, щоб підвищити його продуктивність.

Відповідно до вибору парадигми існують конкретні механізми міркування, які можуть бути використані. Головний момент полягає в тому, що ці механізми повинні допускати висновки. Користувачеві потрібно враховувати всі наявні знання, якщо цілі користувача не задоволені поточними елементами. Існує три основні механізми міркування, які можуть бути використані: індукція, викрадення та відрахування. Кожен з них може бути використаний для різних завдань, таких як аналіз того, чому рекомендація може бути надана, прогнозування елемента, який може бути цікавим для користувача і це означає, що він дозволяє різні види міркувань: знайти «релакс» або «компроміс» (наприклад, Що робити, якщо вимоги

користувача не можуть бути виконані?), знайти «діагноз» (наприклад, Чому рекомендується певний пункт?), провести «перевірку» і «репарацію-налагодження» (наприклад, Що робити, якщо вимоги користувача є непослідовними?), і так далі. Ідея полягає в тому, щоб визначити логічні пояснення про різні аспекти, які будуть розглянуті під час процесу рекомендацій, використовуючи наявні знання. Класичні відповіді рекомендаційної системи є тільки на деякі з них.

Причинно-наслідкові зв'язки є позитивними або негативними ознаками з питомою вагою. Значення вузла є ступенем активації концепції в даний момент часу. Це значення визначається як сума всіх значень понять у попередньому стані та вхідних краях.

Зокрема, система визначається  $n$  поняттями (математично це  $n$ -вектор стану  $A$ ), а  $n * n$  зважена матриця  $E$ . Кожен елемент  $E_{ij}$  матриці є значенням ваги між поняттями  $C_i$  і  $C_j$  (він вимірює, скільки  $C_i$  спричинює  $C_j$ ). Рівень активації  $A_i$  для кожної концепції  $C_i$  обчислюється так:

$$A_i = f\left(\sum_{j=1}^n A_j E_{ji}\right) + A_i^{\text{old}} \quad (1)$$

Тут  $A_i$  є рівень активації  $C_i$  в момент часу  $t+1$ ,  $A_j$  є рівень активації  $C_j$  в момент часу  $t$ ,  $A_i^{\text{old}}$  є рівень активації  $C_i$  в момент часу  $t$ , і  $f$  є порогова функція. Таким чином, новий вектор стану  $A$  визначається зміною рівня активації однієї концепції за рахунок інших понять.

Реалізація рекомендаційної системи показує універсальність фреймворку. Основними аспектами, які повинні гарантувати інтелектуальні методи, що будуть використовуватися для впровадження, є можливості міркування, представлення різноманітних знань і навчання. Зокрема, здатність до навчання легко використовується, а аргументації визначаються ітераційним процесом.

Представлено новий тип рекомендаційної системи, який називається «Інтелектуальна рекомендаційна система». Система покращує якість рекомендацій завдяки представленню знань, а також завдяки механізмам навчання та міркування. Класичні рекомендаційні системи мають не всі ці характеристики одночасно; наприклад, не можуть використовувати ту саму техніку, яку використовували для реалізації нашого прикладу. Отже, пропонується система має кращу поведінку завдяки характеристикам, що використовуються одночасно.

#### Перелік посилань

1. D. Jannach, M. Zanker, A. Felfernig, G. Friedrich, Recommender Systems: An Introduction, Cambridge University Press, New York, 2011.
2. W. Liu, L. Gao, Recommendation system based on fuzzy cognitive map, J. Multimedia 9 (7) (2014) 970–976.
3. B. Ojokoh, M. Omisore, O. Samuel, T. Ogunniyi, A fuzzy logic based personalized recommender system, Int. J. Comput. Sci. Inform. Technol. Secur. (IJCSITS) 2 (5) (2012) 1008–1015.

30.11.2020

result\_2717525230769724278.html

Mon Nov 30 17:01:21 EET 2020, Петровський Сергій Степанович, Хмельницький національний університет, ХНУ

**Anti-Plagiarism v-15.257****Максимальне співпадіння з одним документом 1.0%**

Словники перевірки: en\_US, ru\_RU, ua\_UA. Помилки в документах: 5%

ID: 81734 Назва: Рекомендаційна система пошуку житла та співмешканців в бюджетному сегменті Додано в БД: 2020-11-30 Автора: Плацідим Віталій Вікторович Керівники: Міхалевський В.Ц. Консультанти: Опоненти:	Документ		Сумарний збіг по Базі Даних	
	Символи	Лексеми	Символи	Лексеми
	86367	701	619 (1%)	7 (1%)

## Джерело плагіату

ID	Опис	Наявність плагіату в документі	
		Символи	Лексеми

**РІШЕННЯ КАФЕДРИ КОМП'ЮТЕРНИХ НАУК ТА ІНФОРМАЦІЙНИХ  
ТЕХНОЛОГІЙ ПРО ДОПУСК КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ РОБОТИ ДО ЗАХИСТУ**

Підтверджуємо ознайомлення з результатом звіту подібності щодо роботи, генерованого системою виявлення текстових збігів/ідентичності/схожості:

Назва: Рекомендаційна система пошуку житла та співмешканців в бюджетному сегменті

Автор: Плацідим В.В.

Спеціальність: 122 Комп'ютерні науки

Науковий керівник: к.ф.-м.н., доц. Міхалевський В.Ц.

Після аналізу звіту подібності зроблено такий висновок:

№	Висновок	Позначка про відповідність
1	Запозичення, виявлені в роботі, є законними і не є плагіатом (далі – зазначаються підстави віднесення запозичень до правомірних). Робота приймається до захисту.	<b>відповідає</b>
2	Виявлені запозичення не є плагіатом, розміщені в розділах, які не описують безпосередньо авторське дослідження, але кількість цитат перевищує обсяг, виправданий поставленою метою роботи (далі – зазначаються детальні та аргументовані підстави віднесення запозичень до правомірних). Робота приймається до захисту, але має бути відкоригована. Відкоригований варіант має бути поданий на кафедру за 2 дні до захисту, разом із заявою щодо самостійності виконання письмової роботи та ідентичності друкованої та електронної версії роботи	
3	Робота містить навмисні текстові спотворення, передбачувані спроби укриття запозичень або інші прояви академічного плагіату. Робота містить фабрикацію або фальсифікацію даних. Робота не допускається до захисту.	
4	Інше:	

Підтвердження: Виявлені запозичення не є плагіатом, т.я. розміщені в розділах, які не описують безпосередньо авторське дослідження, складають 3.75% та мають посилання на приведений список літературних джерел.

Робота приймається до захисту.

02.12.2020

Дата

Підпис керівника

Підпис завідувача кафедри

Хмельницький національний університет  
 Факультет програмування та комп'ютерних і телекомунікаційних систем  
 Кафедра комп'ютерних наук та інформаційних технологій

**ВІДГУК ОПОНЕНТА**  
**на дипломну роботу магістра**

Магістра *гр. КНм-19-1 Плацідима Віталія Вікторовича*

На тему: Рекомендаційна система пошуку житла та співмешканців в бюджетному сегменті

**1. Актуальність і значення теми**

*В магістерській роботі було проведено дослідження можливості отримання рекомендацій на основі даних про уподобання людини з рекомендацій співмешканця по кімнаті з орієнтацією на низькобюджетний сегмент аудиторії.*

*Рекомендаційна система має чітко визначену модель знань, яка розглядає інформацію про користувачів, елементи, домен, контекст і критику. Навчальний механізм дозволяє оновлювати ці знання, які спочатку визначаються за допомогою контекстної та доменних відомостей, і використовуються в перших наближених рекомендаціях.*

**2. Оцінка якості та достовірності проведених досліджень**

*Достовірність результатів забезпечується проведенням системного аналізу ефективності та тестування розробленої системи.*

**3. Оцінка запропонованих заходів та пропозицій, практичної цінності та ефективності**

*Рекомендаційна система дозволяє створити навігацію для користувача. Крім того, рекомендаційна система може надавати цікаву інформацію, що традиційно не визначається класичними рекомендаційними системами, про уподобання користувачів, критику тощо.*

**4. Загальний висновок та оцінка**

*Робота виконана в повному обсязі. Пояснювальна записка оформлена в відповідності з нормами. За своєю структурою, практичними цінностями, поставленій меті та вирішеними задачами робота відповідає вимогам вищої школи і вимогам, що пред'являються до освітньо-кваліфікаційного рівня «магістр», а її автор заслуговує присвоєння кваліфікації магістра з комп'ютерних наук та інформаційних технологій.*

Робота заслуговує на оцінку *«задовільно»*.

Опонент *Масведжен Н.К., к.т.н., доцент кафедри ІТ та музеєвого масшталовування та агробізнесу*