
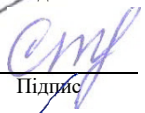



## КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА МАГІСТРА

на тему Метод оцінювання ефективності нейронних мереж різних типів за допомогою генетичного алгоритму з використанням візуальної аналітики

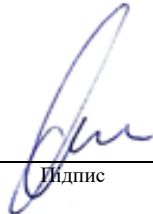
Галузь знань 12 – Інформаційні технології  
Шифр і назва галузі знань  
Спеціальність 122 – Комп'ютерні науки  
Шифр і назва спеціальності  
Освітня програма Комп'ютерні науки  
Назва освітньої програми

Виконав: студент 2 курсу, група КНм-21-1  Є.В. Майор  
Курс, група виконавця Підпис Ініціали, прізвище

Керівник: старший викладач кафедри КН  Т.К. Скрипник  
Науковий ступінь, посада Підпис Ініціали, прізвище

Нормоконтроль: к.т.н., доцент кафедри КН  Р.О. Багрій  
Науковий ступінь, посада Підпис Ініціали, прізвище

До захисту допускаю:

Зав. кафедри КН, д.т.н., професор  О.В. Бармак  
Підпис Ініціали, прізвище

08 грудня 2022 р.

ХМЕЛЬНИЦЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ

Факультет інформаційних технологій

Кафедра комп'ютерних наук

Освітній ступінь магістр

Галузь знань 12 – Інформаційні технології

Спеціальність 122 – Комп'ютерні науки

ЗАТВЕРДЖУЮ  
Завідувач кафедри комп'ютерних наук

  
\_\_\_\_\_  
(підпис)  
д.т.н., професор О.В. Бармак  
« 01 » вересня 2022 року

**ЗАВДАННЯ  
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ МАГІСТРА**

1. Тема кваліфікаційної роботи магістра: «Метод оцінювання ефективності нейронних мереж різних типів за допомогою генетичного алгоритму з використанням візуальної аналітики»

2. Завдання видано студенту Майору Євгену Віталійовичу  
(прізвище, ім'я, по батькові)

3. Керівник роботи ст. викладач кафедри КН Скрипник Тетяна Казимирівна  
(прізвище, ім'я, по батькові)

4. Затверджені наказом університету від « 21 » липня 2022 р. № 83

5. Зміст пояснювальної записки (перелік задач) та вихідні дані:

Мета кваліфікаційної роботи магістра – вирішення задачі оцінювання ефективності нейронних мереж різних типів за допомогою генетичного алгоритму з використанням візуальної аналітики. Зокрема, при оцінюванні ефективності обраної нейронної мережі за допомогою генетичного алгоритму має виконуватись покроковий пошук максимальної кількості некоректно розпізнаних зразків із тестової вибірки з подальшим візуальним поданням показників ефективності розпізнавання елементів векторів зображень обраною нейронною мережею. В якості образів що розпізнаються обрано цифрові світлинні клітин крові, хоча у цій якості можливе розпізнавання і інших образів різного характеру.

## Реферат

Кваліфікаційна робота магістра розв'язує науково-технічну задачу автоматизованого оцінювання ефективності нейронних мереж різних типів. Для розв'язання задачі відбувається аналіз векторів зображень із застосуванням генетичних алгоритмів, й які використовуються у якості вхідних даних для оцінок роботи нейромереж глибокого навчання, при цьому для оцінок ефективності нейромереж використовуються засоби візуальної аналітики.

**Актуальність теми.** У кінці 21 століття особливо бурхливо почали розвиватися штучні нейронні мережі. Вони можуть використовуватися у абсолютно будь-якій області, для вирішення як фінансових, так і задач пов'язаних з медициною. Область застосування різного типу нейронних мереж фактично необмежена. Штучні нейронні мережі здатні вирішувати певні задачі на рівні з людиною, проте при цьому маючи ряд переваг, як от менша затрата часу та ресурсів на виконання поставленої задачі.

Загалом, як згадувалось вище, штучні нейронні мережі здатні вирішувати велику кількість задач, проте процес вирішення виглядає як «чорний ящик» з вхідною та вихідною інформацією. Штучна нейронна мережа не представляє обґрунтування свого рішення.

Загалом для оцінювання результатів, представлених нейронною мережею, варто застосовувати візуальну аналітику. Візуальне сприйняття інформації відіграє дуже важливу роль у житті людини, тому дані варто переводити у візуальне представлення, щоб мати змогу аналізувати та приймати рішення згідно з представленою інформацією. Особливо вдалим є застосування візуальної аналітики при великих масивах даних, коли аналіз вихідної інформації є ускладненим.

Своє застосування штучні нейронні мережі та візуальне представлення результатів роботи знайшло у задачі виявлення захворювань крові. Адже виявлення захворювань шляхом проведення аналізу крові є найпоширенішим способом діагностики. Завдяки проведенню аналізу крові лікарі можуть

виявляти захворювання ще до того, як захворювання перейде в прогресуючу стадію. Особливо це актуально для захворювань раком. Людська кров – багатокомпонентна і в залежності від її складу, типу клітин, які можуть переважати, лікар може точно виставити діагноз, призначити лікування та слідкувати за динамікою захворювання, коригуючи призначення для пацієнта. Тому використання штучних нейронних мереж з візуальним представленням результатів є особливо актуальним для діагностики захворювань, шляхом проведення аналізу крові.

**Мета і задачі роботи.** Мета кваліфікаційної роботи магістра – вирішення задачі оцінювання ефективності нейронних мереж різних типів за допомогою генетичного алгоритму з використанням візуальної аналітики. Зокрема, при оцінюванні ефективності обраної нейронної мережі за допомогою генетичного алгоритму має виконуватись покроковий пошук максимальної кількості некоректно розпізнаних зразків із тестової вибірки з подальшим візуальним поданням показників ефективності розпізнавання елементів векторів зображень обраною нейронною мережею. В якості образів що розпізнаються обрано цифрові світлини клітин крові, хоча у цій якості можливе розпізнавання і інших образів різного характеру. За результатом виконання роботи були *поставлені та вирішені наступні завдання:*

1. Досліджено сучасний стан візуальної аналітики й виконати аналіз існуючих нейронних мереж, зокрема нейромереж глибокого навчання, та відомих підходів до використання генетичних алгоритмів для дослідження ефективності використання нейронних мереж різних типів.

2. Розроблено метод оцінювання ефективності нейронних мереж різних типів за допомогою генетичного алгоритму з використанням візуальної аналітики.

3. Розроблено прикладну інформаційну систему для автоматизованого оцінювання ефективності нейронних мереж різних типів за допомогою генетичного алгоритму з використанням візуальної аналітики.

4. Проведено прикладне дослідження ефективності прикладної інформаційної системи автоматизованого оцінювання ефективності нейронних мереж різних типів за допомогою генетичного алгоритму з використанням візуальної аналітики.

**Об'єкт дослідження** – процеси навчання і використання нейронних мереж.

**Предмет дослідження** – моделі, методи та інформаційні технології для оцінювання ефективності нейронних мереж різних типів на основі засобів еволюційного моделювання та візуальної аналітики.

**Методи дослідження**, застосовані для вирішення поставлених завдань: для розв'язання поставлених задач використовуються основні положення методів аналізу даних й теорії множин, для реалізації інформаційної системи – методології проектування інформаційних систем і об'єктно-орієнтований підхід.

**Наукова новизна одержаних результатів.** В результаті роботи було вперше розроблено метод оцінювання ефективності нейронних мереж різних типів з використанням візуальної аналітики, який дозволяє візуально оцінити ефективність розпізнавання образів нейронною мережею через пошук за допомогою генетичного алгоритму максимальної кількості некоректно розпізнаних зразків із тестової вибірки, дозволяючи за вхідними даними у вигляді множини тестових іменованих зображень для обраної нейронної мережі одержувати вихідні дані у вигляді візуального подання показників ефективності розпізнавання елементів векторів зображень обраною нейронною мережею.

**Практичне значення одержаних результатів.** Розроблено прикладну інформаційну систему для автоматизованого оцінювання ефективності нейронних мереж різних типів за допомогою генетичного алгоритму з використанням візуальної аналітики, яка призначена для того, щоб візуально оцінити ефективність розпізнавання образів нейронною мережею через пошук за допомогою генетичного алгоритму максимальної кількості некоректно

розпізнаних зразків із тестової вибірки, дозволяючи за вхідними даними у вигляді множини тестових іменованих зображень для одержувати вихідні дані у вигляді візуального подання показників ефективності розпізнавання елементів векторів зображень обраною нейронною мережею.

В якості вхідних даних для розпізнавання обрано цифрові світлини клітин крові, проте у цій якості можливе розпізнавання і інших образів різного характеру. Джерелом експериментальних даних є вибірка із 12 500 доповнених зображень клітин крові, які згрупованих по 4-х різних каталогах, відповідно до типу клітинки. Типи клітин що розрізняються: еозинофіли, лімфоцити, моноцити та нейтрофіли.

#### **Апробація результатів кваліфікаційної роботи магістра та публікації.**

Основні наукові і практичні результати кваліфікаційної роботи магістра доповідались у доповіді на тему «Інформаційна модель генетичного алгоритму навчання нейронної мережі» на XIV Всеукраїнській науково-практичній конференції «Актуальні проблеми комп'ютерних наук АПКН-2022» (18-19 листопада 2022 року) й у доповіді на тему «Використання генетичного алгоритму для оцінювання ефективності розпізнавання образів нейронною мережею» на 3rd International scientific and practical conference «Progressive research in the modern world». За темою роботи автором виконано наукові публікації:

1. Майор Є. В., Скрипник Т. К. Метод обрахунку ефективності нейронних мереж з використанням еволюційного алгоритму. Збірник наукових праць за матеріалами XIV Всеукраїнської науково-практичної конференції «Актуальні проблеми комп'ютерних наук АПКН-2022». Хмельницький, 2022. с. 181-184.

2. Майор Є. В., Скрипник Т. К., Мазурець О. В., Молчанова М. О., Собко О. В. Використання генетичного алгоритму для оцінювання ефективності розпізнавання образів нейронною мережею. Progressive research in the modern world. Proceedings of the 3rd International scientific and practical conference. BoScience Publisher. Boston, USA. 2022. Pp. 194-203. URL: <https://sci->

conf.com.ua/iii-mizhnarodna-naukovo-praktichna-konferentsiya-progressive-research-in-the-modern-world-1-3-12-2022-boston-ssha-arhiv/.

**Структура та обсяг роботи.** Кваліфікаційна робота магістра складається із реферату, завдання, змісту, переліку скорочень, вступу, 4-х розділів, висновків, переліку посилань із 41 найменування та 4-х додатків. Загальний обсяг кваліфікаційної роботи магістра становить 102 сторінок, з них 86 сторінок основного тексту та 16 сторінок додатків. У роботі наведено 38 рисунків та 2 таблиці.

**Ключові слова:** нейронна мережа, генетичний алгоритм, CNN, нейромережа, навчання нейронної мережі, образ, візуальна аналітика, метод навчання нейромереж, інформаційна система.

## Зміст

Перелік скорочень .....	4
Вступ.....	5
Розділ 1 Аналіз сучасного стану проблеми оцінювання ефективності нейронних мереж з використанням візуальної аналітики .....	10
1.1 Особливості використання нейронних мереж глибокого навчання для розпізнавання образів .....	10
1.2 Підходи до оцінки ефективності нейронних мереж.....	17
1.3 Використання генетичних алгоритмів оцінювання ефективності нейронних мереж .....	20
1.4 Сучасні методи візуального оцінювання масивів даних .....	23
1.5 Аналіз задачі ідентифікації зразків при діагностиці захворювань крові .....	27
1.6 Постановка завдання.....	29
Висновки до розділу 1 .....	31
Розділ 2 Кроки методу оцінювання ефективності нейронних мереж різних типів за допомогою генетичного алгоритму з використанням візуальної аналітики. ...	33
2.1 Опис методу оцінювання ефективності нейронних мереж різних типів за допомогою генетичного алгоритму .....	33
2.2 Формування нового покоління векторів зображень.....	36
2.3 Застосування генетичних операцій з дотриманням унікальності елементів у векторі зображень .....	38
2.4 Оцінка векторів зображень при виконанні генетичного алгоритму.....	40
2.5 Перевірка умов завершення еволюції при виконанні генетичного алгоритму .....	42
2.6 Формування елементів візуальної аналітики для візуалізації значень показників оцінки векторів зображень .....	44
2.7 Критерії оцінки елементів візуальної аналітики методу оцінювання ефективності нейронних мереж різних типів за допомогою генетичного алгоритму .....	47

Висновки до розділу 2 .....	50
Розділ 3 Інформаційна система оцінювання ефективності нейронних мереж різних типів за допомогою генетичного алгоритму .....	52
3.1 Архітектура модулів інформаційної системи оцінювання ефективності нейронних мереж різних типів .....	52
3.2 Формування рекомендованої комбінації засобів розробки інформаційної системи .....	54
3.3 Опис експериментальних даних для розпізнавання нейронними мережами .....	61
3.4 Особливості нейронної мережі глибокого навчання .....	62
Висновки до розділу 3 .....	63
Розділ 4 .....	65
Дослідження ефективності інформаційної технології автоматизованого розпізнавання образів нейронною мережею .....	65
4.1 Розробка прикладних компонентів інформаційної системи .....	65
4.2 Прикладне тестування інформаційної системи .....	70
4.3 Дослідження ефективності інформаційної системи на основі методу оцінювання ефективності нейронних мереж різних типів за допомогою генетичного алгоритму з використанням візуальної аналітики .....	73
Висновки до розділу 4 .....	79
Загальні висновки .....	81
Перелік посилань .....	83
Додатки	

## Перелік скорочень

Скорочення, термін, позначення	Пояснення
ІС	Інформаційна система
ІТ	Інформаційні технології
КРМ	Кваліфікаційна робота магістра
КН	Комп'ютерні науки
КНІТ	Комп'ютерні науки та інформаційні технології
СКБД	Система керування базами даних
SQL	Structured query language
ПП	Програмний продукт
ШНМ	Штучна нейронна мережа
ГА	Генетичний алгоритм
ШІ	Штучний інтелект
ХНУ	Хмельницький національний університет
IDE	Інтегроване середовище розробки
CLR	Common Language Runtime
ВА	Візуальна аналітика

## Вступ

Кваліфікаційна робота магістра розв'язує науково-технічну задачу автоматизованого оцінювання ефективності нейронних мереж різних типів. Для розв'язання задачі відбувається аналіз векторів зображень із застосуванням генетичних алгоритмів, й які використовуються у якості вхідних даних для оцінок роботи нейромереж глибокого навчання, при цьому для оцінок ефективності нейромереж використовуються засоби візуальної аналітики.

**Актуальність теми.** У кінці 21 століття особливо бурхливо почали розвиватися штучні нейронні мережі. Вони можуть використовуватися у абсолютно будь-якій області, для вирішення як фінансових, так і задач пов'язаних з медициною. Область застосування різного типу нейронних мереж фактично необмежена. Штучні нейронні мережі здатні вирішувати певні задачі на рівні з людиною, проте при цьому маючи ряд переваг, як от менша затрата часу та ресурсів на виконання поставленої задачі.

Загалом, як згадувалось вище, штучні нейронні мережі здатні вирішувати велику кількість задач, проте процес вирішення виглядає як «чорний ящик» з вхідною та вихідною інформацією. Штучна нейронна мережа не представляє обґрунтування свого рішення.

Загалом для оцінювання результатів, представлених нейронною мережею, варто застосовувати візуальну аналітику. Візуальне сприйняття інформації відіграє дуже важливу роль у житті людини, тому дані варто переводити у візуальне представлення, щоб мати змогу аналізувати та приймати рішення згідно з представленою інформацією. Особливо вдалим є застосування візуальної аналітики при великих масивах даних, коли аналіз вихідної інформації є ускладненим.

Своє застосування штучні нейронні мережі та візуальне представлення результатів роботи знайшло у задачі виявлення захворювань крові. Адже

виявлення захворювань шляхом проведення аналізу крові є найпоширенішим способом діагностики. Завдяки проведенню аналізу крові лікарі можуть виявляти захворювання ще до того, як захворювання перейде в прогресуючу стадію. Особливо це актуально для захворювань раком. Людська кров – багатокomпонентна і в залежності від її складу, типу клітин, які можуть переважати, лікар може точно виставити діагноз, призначити лікування та слідкувати за динамікою захворювання, коригуючи призначення для пацієнта. Тому використання штучних нейронних мереж з візуальним представленням результатів є особливо актуальним для діагностики захворювань, шляхом проведення аналізу крові.

**Мета і задачі роботи.** Мета кваліфікаційної роботи магістра – вирішення задачі оцінювання ефективності нейронних мереж різних типів за допомогою генетичного алгоритму з використанням візуальної аналітики. Зокрема, при оцінюванні ефективності обраної нейронної мережі за допомогою генетичного алгоритму має виконуватись покроковий пошук максимальної кількості некоректно розпізнаних зразків із тестової вибірки з подальшим візуальним поданням показників ефективності розпізнавання елементів векторів зображень обраною нейронною мережею. В якості образів що розпізнаються обрано цифрові світлинні клітин крові, хоча у цій якості можливе розпізнавання і інших образів різного характеру. За результатом виконання роботи були *поставлені та вирішені наступні завдання:*

1. Досліджено сучасний стан візуальної аналітики й виконати аналіз існуючих нейронних мереж, зокрема нейромереж глибокого навчання, та відомих підходів до використання генетичних алгоритмів для дослідження ефективності використання нейронних мереж різних типів.

2. Розроблено метод оцінювання ефективності нейронних мереж різних типів за допомогою генетичного алгоритму з використанням візуальної аналітики.

3. Розроблено прикладну інформаційну систему для автоматизованого оцінювання ефективності нейронних мереж різних типів за допомогою генетичного алгоритму з використанням візуальної аналітики.

4. Проведено прикладне дослідження ефективності прикладної інформаційної системи автоматизованого оцінювання ефективності нейронних мереж різних типів за допомогою генетичного алгоритму з використанням візуальної аналітики.

**Об'єкт дослідження** – процеси навчання і використання нейронних мереж.

**Предмет дослідження** – моделі, методи та інформаційні технології для оцінювання ефективності нейронних мереж різних типів на основі засобів еволюційного моделювання та візуальної аналітики.

**Методи дослідження**, застосовані для вирішення поставлених завдань: для розв'язання поставлених задач використовуються основні положення методів аналізу даних й теорії множин, для реалізації інформаційної системи – методології проектування інформаційних систем і об'єктно-орієнтований підхід.

**Наукова новизна одержаних результатів.** В результаті роботи було вперше розроблено метод оцінювання ефективності нейронних мереж різних типів з використанням візуальної аналітики, який дозволяє візуально оцінити ефективність розпізнавання образів нейронною мережею через пошук за допомогою генетичного алгоритму максимальної кількості некоректно розпізнаних зразків із тестової вибірки, дозволяючи за вхідними даними у вигляді множини тестових іменованих зображень для обраної нейронної мережі одержувати вихідні дані у вигляді візуального подання показників ефективності розпізнавання елементів векторів зображень обраною нейронною мережею.

**Практичне значення одержаних результатів.** Розроблено прикладну інформаційну систему для автоматизованого оцінювання ефективності нейронних мереж різних типів за допомогою генетичного алгоритму з

використанням візуальної аналітики, яка призначена для того, щоб візуально оцінити ефективність розпізнавання образів нейронною мережею через пошук за допомогою генетичного алгоритму максимальної кількості некоректно розпізнаних зразків із тестової вибірки, дозволяючи за вхідними даними у вигляді множини тестових іменованих зображень для одержувати вихідні дані у вигляді візуального подання показників ефективності розпізнавання елементів векторів зображень обраною нейронною мережею.

В якості вхідних даних для розпізнавання обрано цифрові світлини клітин крові, проте у цій якості можливе розпізнавання і інших образів різного характеру. Джерелом експериментальних даних є вибірка із 12 500 доповнених зображень клітин крові, які згрупованих по 4-х різних каталогах, відповідно до типу клітинки. Типи клітин що розрізняються: еозинофіли, лімфоцити, моноцити та нейтрофіли.

**Апробація результатів кваліфікаційної роботи магістра та публікації.** Основні наукові і практичні результати кваліфікаційної роботи магістра доповідались у доповіді на тему «Інформаційна модель генетичного алгоритму навчання нейронної мережі» на XIV Всеукраїнській науково-практичній конференції «Актуальні проблеми комп'ютерних наук АПКН-2022» (18-19 листопада 2022 року) й у доповіді на тему «Використання генетичного алгоритму для оцінювання ефективності розпізнавання образів нейронною мережею» на 3rd International scientific and practical conference «Progressive research in the modern world». За темою роботи автором виконано наукові публікації:

1. Майор Є. В., Скрипник Т. К. Метод обрахунку ефективності нейронних мереж з використанням еволюційного алгоритму. Збірник наукових праць за матеріалами XIV Всеукраїнської науково-практичної конференції «Актуальні проблеми комп'ютерних наук АПКН-2022». Хмельницький, 2022. с. 181-184.

2. Майор Є. В., Скрипник Т. К., Мазурець О. В., Молчанова М. О., Собко О. В. Використання генетичного алгоритму для оцінювання ефективності розпізнавання образів нейронною мережею. Progressive research in the modern world. Proceedings of the 3rd International scientific and practical conference. BoScience Publisher. Boston, USA. 2022. Pp. 194-203. URL: <https://sci-conf.com.ua/iii-mizhnarodna-naukovo-praktichna-konferentsiya-progressive-research-in-the-modern-world-1-3-12-2022-boston-ssha-arhiv/>.

**Структура та обсяг роботи.** Кваліфікаційна робота магістра складається із реферату, завдання, змісту, переліку скорочень, вступу, 4-х розділів, висновків, переліку посилань із 41 найменування та 4-х додатків. Загальний обсяг кваліфікаційної роботи магістра становить 100 сторінок, з них 86 сторінок основного тексту та 16 сторінок додатків. У роботі наведено 38 рисунків та 2 таблиці.

## Розділ 1 Аналіз сучасного стану проблеми оцінювання ефективності нейронних мереж з використанням візуальної аналітики

### 1.1 Особливості використання нейронних мереж глибокого навчання для розпізнавання образів

Одним із ключових понять штучного інтелекту є поняття нейронної мережі [1].

Нейронна мережа – це набір алгоритмів, які мають ціль розпізнати базові зв'язки в наборі вхідних даних за допомогою певного процесу, який імітує роботу мозку людини. Завдяки цьому нейронні мережі можна віднести до систем нейронів, органічних або штучних за своєю природою [2].

Нейронні мережі складаються з вузлів, які мають вигляд нейрону (Рисунок 1.1, Рисунок 1.2). Нейрони функціонують таким чином, що приймають та надсилають сигнали. Нейрон за допомогою дендритів приймає сигнали та передає ці сигнали через аксони.

Зв'язки дендритів одного нейрона з'єднані аксонами з іншим нейроном. Ці зв'язки називаються синапси, що є ідеєю, яка була узагальнена для сфери глибокого навчання.

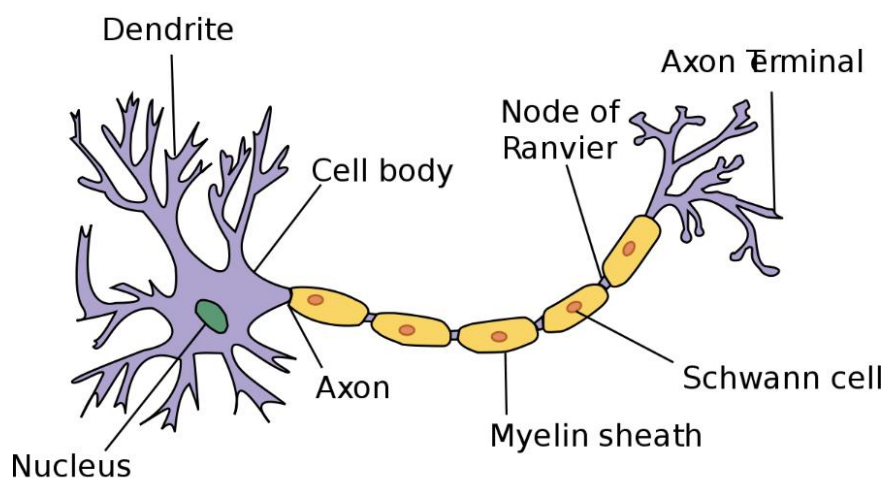


Рисунок 1.1 – Природний вигляд нейрону [3]

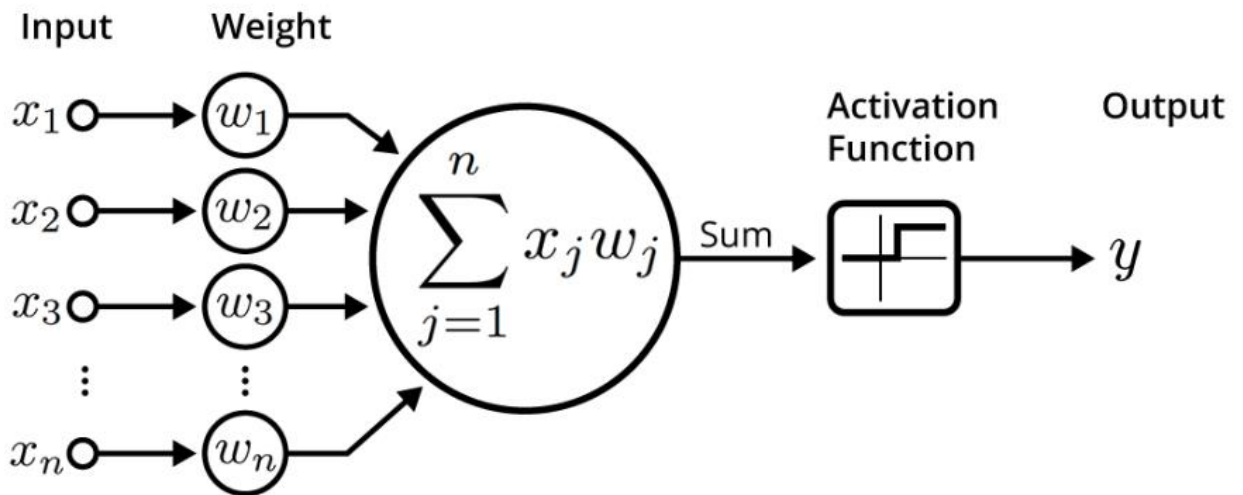


Рисунок 1.2 – Штучний нейрон нейромережі [3]

Нейронні мережі адаптуються до різних вхідних даних, а отже мережа генерує найкращий можливий результат без необхідності переробки критеріїв виводу [4].

Робота нейронної мережі схожа до нейронної мережі людського мозку. Проте «нейрон» у нейронній мережі має вигляд математичної функції, яка має властивість збирати та класифікувати інформацію відповідно до розробленої архітектури.

Нейронна мережа складається із вузлів обробки, які щільно між собою зв'язані. Кожен вузол може бути з'єднаний з різними вузлами на різних рівнях. Ці вузли служать для переміщення даних через мережу в прямому режимі, це означає, що дані в нейронній мережі переміщуються лише в одному напрямку. Вузол виконує роль нейрону, під час того як він передає інформацію наступному вузлу в мережі. Найпростішу нейронну мережу перцептрон зображено на рисунку 1.3.

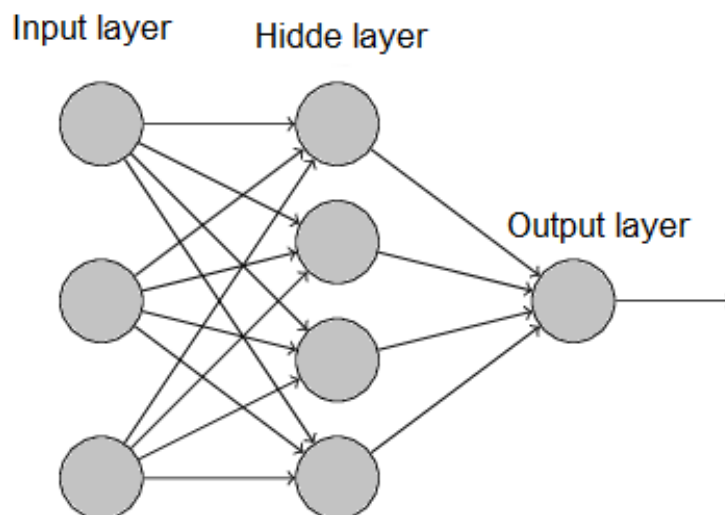


Рисунок 1.3 – Загальний вигляд простої нейронної мережі [2]

Така проста мережа має вхідний рівень, один прихований шар та вихідний рівень. Якщо у мережі є більше, ніж три рівні (включно з входом і виходом), то вона називається мережею глибокого навчання (Рисунок 1.4).

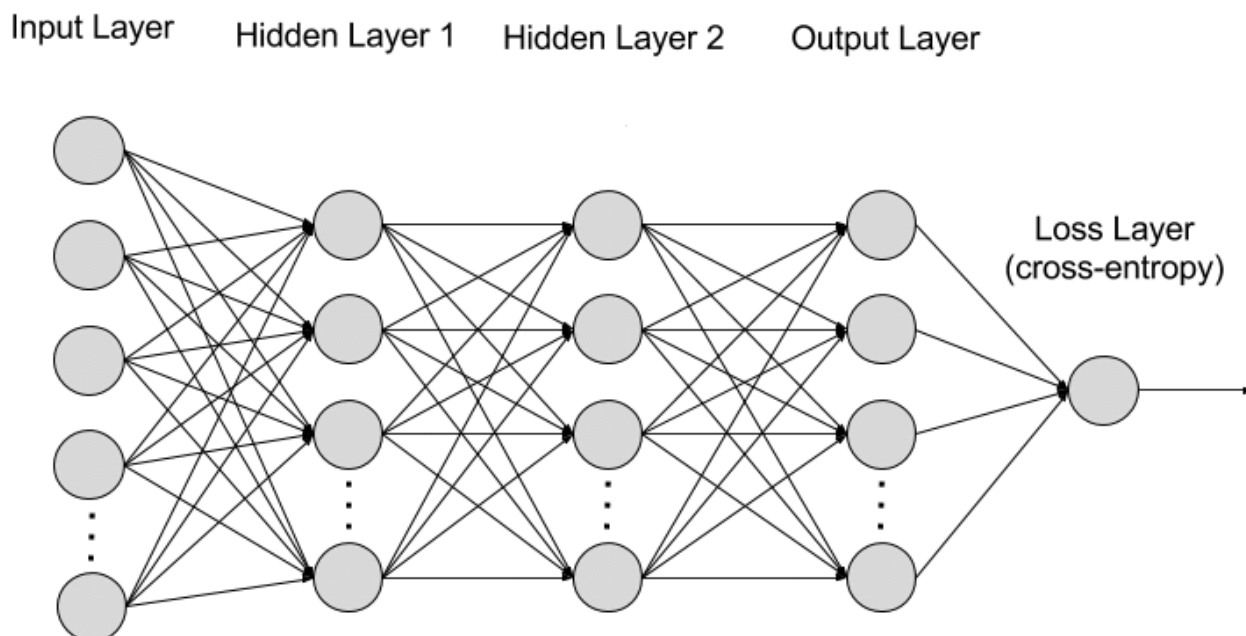


Рисунок 1.4 – Загальний вигляд нейронної мережі глибокого навчання багат шаровий перцептрон [5]

У мережі глибокого навчання тренування кожного з вузлів мережі відбувається на основі результатів, що отримані на попередньому рівні мережі. Велика кількість шарів дає можливість розпізнавати все складнішу і складнішу інформацію.

Своє рішення мережа приймає, шляхом призначення кожному вузлу вагу. Під вагою мається на увазі наскільки корисним є даний вузол для правильної класифікації інформації. На першому кроці ваги надаються випадковим чином і коригуються на наступних шарах мережі. Під час того, як вузол отримує інформацію від попередніх вузлів, він також обчислює цінність цієї інформації, тобто призначає їй вагу. Якщо ця вага виходить за межі порогу, то вона передається в наступний шар, якщо вага не перевищує порогове значення, то така інформація далі не передається [6].

З розвитком штучного інтелекту та загалом штучних мереж створювались мережі різних типів, які можуть вирішувати конкретні завдання краще, ніж мережі іншого типу. Далі розглянуто типи нейронних мереж.

Нейронні мережі прямого зв'язку – тип нейронних мереж, що є самий простіший (Рисунок 1.3). Інформація у ньому передається в одному напрямку, рухаючись з вхідних вузлів через прихований шар до виходу, наприклад перцептрон, який описаний вище. Варто зазначити, що такого типу мережі можуть мати приховані шари функціональності. Цей тип нейромереж найчастіше застосовується для розпізнавання образів, наприклад, облич.

Рекурентні нейронні мережі – складніший тип нейронних мереж, ніж попередній, отримують вихідні дані, які є результатом обробки вихідного вузла та передають інформацію у вхідний шар – назад у мережу (Рисунок 1.5). Такий принцип роботи призводить до самонавчання та вдосконалення даного типу мережі [7].

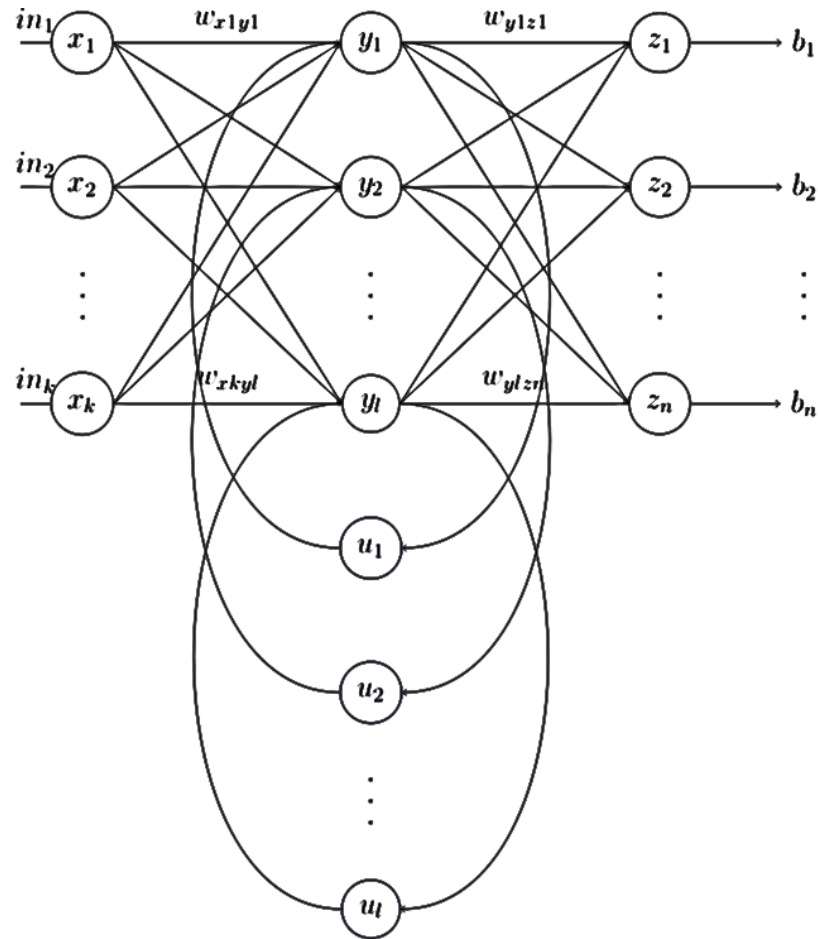


Рисунок 1.5 – Мережа Елмана, як приклад рекурентної нейромережі [7]

Кожен вузол зберігає «історію» процесів, ця «історія» в майбутньому залучається під час обробки інформації на різних шарах мережі. Система намагається «зрозуміти» чому передбачений результат не є правильним, коригує його і покращує результати. Цей тип нейромережі має місце при створенні програм, що використовуються для перетворення тексту в мовлення.

Довга короткострокова пам'ять (LSTM) – ця нейромережа особливо добре підходить для роботи з економічними часовими рядами. Продуктивність і характеристики архітектури оцінюються в порівнянні з моделлю динамічних факторів. LSTM дає кращі результати, ніж модель динамічних факторів. Також перевагою таких нейромереж є їх здатність обробляти велику кількість функцій на вході у різних часових частотах [8]. Недоліком є неможливість приписати внески вхідних характеристик виходам моделі, загальним для всіх ШНМ. Приклад довгої короткострокової пам'яті зображено на рисунку 1.6.

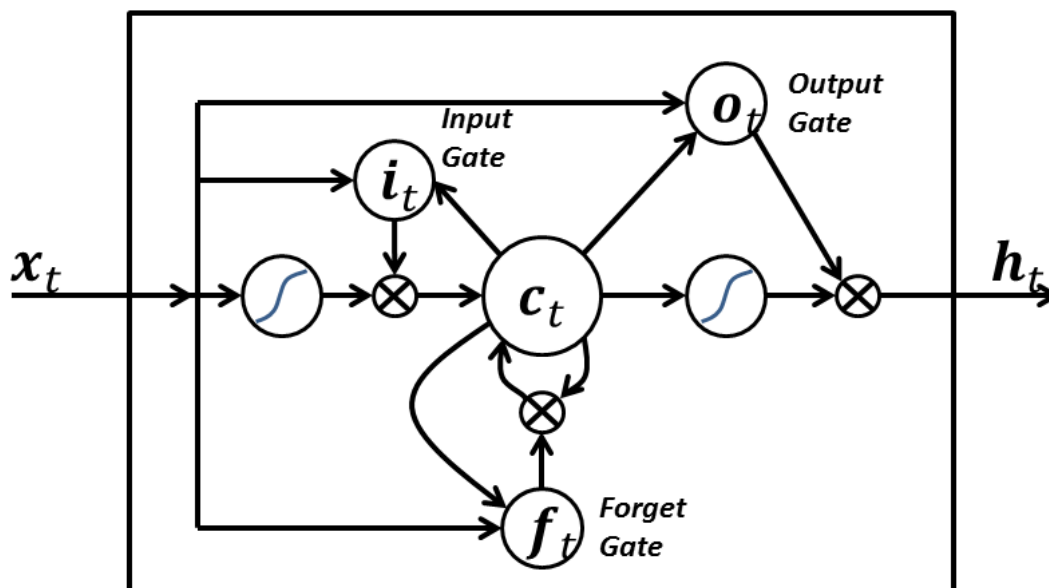


Рисунок 1.6 – Приклад блоку вічкової ДКЧП вентилями наступних типів: вхід, вихід, забувальний [8]

Згорткові нейронні мережі (ConvNets або CNN) – мають декілька шарів, на яких вхідні дані відсортовуються за певними категоріями [9]. ЗНМ мають вхідний шар, вихідний шар і безліч прихованих згорткових шарів між цими двома шарами (Рисунок 1.7).

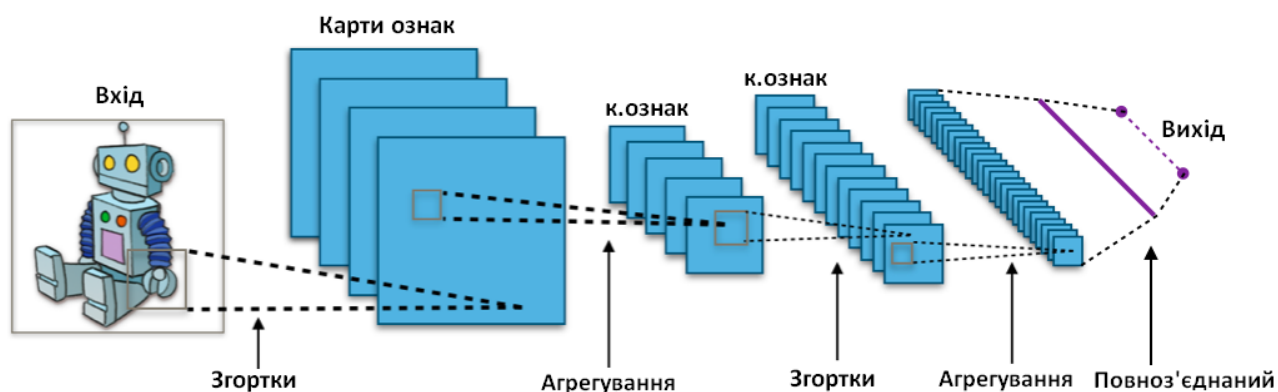


Рисунок 1.7 – Типова архітектура згорткової нейромережі [9]

Ці приховані шари утворюють цілі мапи функцій, які здатні записувати частини зображення, після чого вони розбиваються, доки не будуть отримані цінні результати. Шари згорткової нейромережі можуть бути об'єднані певним

чином або з'єднані в повному обсязі. Даного виду мережі є дуже дієвими для задач розпізнавання зображень [10].

Ансамблі нейронних мереж складаються з декількох незалежних в роботі нейромереж – вони не взаємодіють між собою під час процесу аналізу. Проте має місце їх застосування, коли необхідно більш ефективно вирішити складні обчислювальні процеси. Метою використання таких модулів є виконання кожною окремою нейромережею своєї частини процесів, за які вона відповідає [7].

Ансамблеве моделювання – це процес, у якому створюється кілька різноманітних моделей нейронних мереж для отримання результату за допомогою багатьох різних алгоритмів моделювання або різних наборів даних для навчальних. Така модель агрегує прогноз кожної нейромережі та дає остаточний результат.

Мотивація використання ансамблевих нейромереж полягає в зменшенні помилки в загальному результаті. Поки базові моделі різноманітні та незалежні, помилка в результаті роботи ансамблю нейромереж зменшується. Незважаючи на те, що модель ансамблю містить кілька базових моделей усередині моделі, вона діє та працює як єдина модель. Більшість практичних рішень для аналізу даних використовують методи ансамблевого моделювання [11].

Також нейромережі можуть класифікувати за наступними параметрами [12]:

- способом подачі на вхід інформації;
- способом отримання результатів на виході з мережі;
- способом навчання;
- особливостями моделі нейрону.

Сигнали на вхід в мережу можуть подаватися на синапси вхідних нейронів, на виходи вхідних нейронів, у вигляді ваг синапсів на вході, а також адаптивно на синапси при вході в мережу.

Отримувати результат, або знімати результат можна з виходів та синапсів вихідних нейронів, у вигляді їх ваг, а також адаптивно.

Нейронна мережа може навчатись з учителем та без, проте зазвичай навчається з учителем, тобто методами, які потребують нагляду людини, тобто існує навчальний набір даних, який містить приклади з справжніми значеннями. Нерозподілені набори даних також використовуються для навчання, тому для цього були розроблені неконтрольовані методи. Навчання нейромережі полягає в підборі ваг для кожного нейрона в шарах таким чином, щоб з певними вхідними сигналами отримати прогнозований набір вихідних сигналів.

Серед методів навчання нейромерж можна виділити [13]:

- градієнтний спуск;
- метод випадкового пошуку;
- метод грубої сили;
- басейновий метод;
- метод Крилова;
- метод Адама.

В якості функцій активації використовують [14]:

- порогова бінарна;
- лінійна обмежена;
- гіперболічний тангенс;
- сигмоїдна (S-подібна) або логістична.

Отже, як видно з аналізу видів нейромерж, можна сказати про те, що різні нейромережі можуть знаходити своє застосування для вузького кола задач, як от розпізнавання образів або роботи з текстовими даними. Для підвищення ефективності роботи використовують ансамблевий підхід – коли для вирішення конкретної задачі незалежно одна від одної працюють декілька нейромерж.

## **1.2 Підходи до оцінки ефективності нейронних мереж**

Для того, щоб сказати на скільки результат роботи нейромережі є точним існує перелік показників, за допомогою яких можна оцінити ефективність нейромережі. Найрозповсюдженішими з них є матриця сплутаності, точність,

влучність, повнота та оцінка  $F_1$  [15]. На думку вчених [16] найкраще для оцінки ефективності нейромереж використовуються нижчеописані показники.

Матриця сплутаності – це техніка, що узагальнює продуктивність алгоритму класифікації, в ньому співставляються отриманий та очікуваний результат. Кількість правильних і неправильних прогнозів узагальнюється з підрахунками та розбивається для кожного окремого класу [17].

Сама по собі точність класифікації може ввести в оману, якщо у якості вхідних даних є неоднакова кількість спостережень у кожному класі або якщо у наборі даних більше, ніж два класи.

Для побудови матриці сплутаності необхідний набір даних, на якому тестуватиметься нейромережа. Далі необхідним є зробити прогноз для кожного рядка в тестовому наборі даних. Від очікуваних результатів і прогнозів розраховують:

- кількість правильних прогнозів для кожного класу;
- кількість неправильних прогнозів для кожного класу, упорядкованих за прогнозованим класом.

Далі можна утворити матрицю сплутаності, що зображена на рисунку 1.8.

		Справжній клас	
		П	Н
Прогнозований клас	П	ІП	ХП
	Н	ХН	ІН

Рисунок 1.8 – Абстрактний вигляд матриці сплутаності [18]

Результати в матриці набувають наступних значень:

- істино позитивний;
- істино негативний;

- хибно істинний;
- хибно негативний.

Матриця сплутаності допоможе визначити показники точності, влучності та повноти.

Точність є одним із найпростіших показників у визначенні ефективності нейронних мереж. Проте розраховуючи точність моделі, не можна цілком покладатися на результат, адже він залежить від збалансованості набору даних, на якому навчається, тестується модель нейромереж [17].

Збалансованим називається набір даних, який містить майже однакові елементів для всіх класів. Наприклад, із 1000 елементів набору даних 600 є позитивними, а 400 – негативними.

Незбалансованим називається набір даних, який містить неточний розподіл елементів щодо певного класу. Наприклад, із 1000 записів 990 мають позитивний клас, 10 – негативний клас.

Точність розраховується як частка правильних прогнозів на загальну кількість. Використовуючи матрицю сплутаності маємо наступну формулу:

$$\text{Точність} = \frac{\text{істинно\_позитивні} + \text{істинно\_негативні}}{\text{сума\_усіх\_результатів}} \quad (1)$$

Показник влучності обчислюється шляхом ділення істинних позитивних результатів на все, що було передбачено як позитивні і є кількістю випадків, які модель правильно визначила як відповідні із загальної кількості відповідних випадків. Звертаючись до матриці сплутаності маємо наступну формулу влучності:

$$\text{Влучність} = \frac{\text{істинно\_позитивні}}{\text{істинно\_позитивні} + \text{хибно\_позитивні}} \quad (2)$$

Повнота є часткою відповідних документів, яку вдається успішно знайти в наборі даних. Обчислюється за формулою:

$$\text{Повнота} = \frac{\text{істинно\_позитивні}}{\text{істинно\_позитивні} + \text{хибно\_негативні}} \quad (3)$$

Оцінка  $F_1$  – це гармонійне середнє значення точності та влучності, що обчислюється на основі тієї ж матриці сплутаності та обчислених точності та повноти:

$$F_1 = 2 \cdot \frac{\text{точність} \cdot \text{влучність}}{\text{точність} + \text{влучність}} \quad (4)$$

Слід зауважити, що для застосування вищеперерахованих метрик, набір даних повинен бути збалансованим, адже незбалансовані дані можуть дати хибну оцінку ефективності [17].

Отже, вище розглянуті оцінки ефективності нейронних мереж дозволяють оцінити на скільки правильно та ефективно працює реалізована нейронна мережа, тому є сенс використати ці оцінки для методу оцінювання ефективності нейронних мереж різних типів за допомогою генетичного алгоритму з використанням візуальної аналітики.

### **1.3 Використання генетичних алгоритмів оцінювання ефективності нейронних мереж**

Одним із очевидних способів об'єднання генетичного алгоритму з нейронною мережею є спроба закодувати в генотипі топологію нейронної мережі із вказівкою кількості нейронів, а також зв'язків між ними при наступному визначенні ваг мережі за допомогою будь-яким відомим методом [19].

Проектування оптимальної топології нейронної мережі можна представити у вигляді пошуку такої архітектури, яка забезпечує найкраще (за обраним критерієм) рішення конкретної задачі. Даний підхід припускає перебір

простору архітектур, складеного з усіляких можливих варіантів та вибір точки такого простору, найкращої щодо даного критерію оптимальності.

З урахуванням переваг еволюційного проектування архітектури в останні роки була виконана велика кількість досліджень, в яких основна увага приділялася кількості нейронів та топології зв'язків між ними.

До рівноправного об'єднання генетичних алгоритмів з нейронними мережами варто віднести комбінацію адаптивних стратегій обох методів, що складають єдину адаптивну систему. До прикладу, це може бути нейронна мережа для оптимізаційної задачі з генетичним алгоритмом для визначення ваг мережі. Або ж реалізація генетичного алгоритму за допомогою нейронної мережі. У даному прикладі нейронні підсистеми застосовуються для виконання генетичних операцій репродукції та схрещування.

Наведені приклади стосуються рівноправного об'єднання генетичних алгоритмів з нейронними мережами, де в результаті можливо одержати більш ефективний алгоритм, який поєднує кращі якості обох підходів.

Розробка способу кодування вважається першим етапом такого еволюційного підходу, поряд з яким типовий процес еволюції включає наступні кроки:

- декодування;
- навчання;
- оцінювання пристосованості;
- репродукція;
- формування нового покоління.

Загальний алгоритм підходу використання генетичних алгоритмів для дослідження ефективності використання ансамблів нейронних мереж проілюстровано на рисунку 1.9.



Рисунок 1.9 – Алгоритм підходу використання генетичних алгоритмів для дослідження ефективності використання ансамблів нейронних мереж

Згодом відповідно до генетичного алгоритму відбувається розрахунок значення функції пристосованості особин вихідної популяції. При нейромережному підході після декодування хромосом виходить множина нейронних мереж, для яких визначається степінь пристосованості за результатами їхнього навчання.

Отже, вище проаналізовано способи об'єднання генетичного алгоритму з нейронною мережею, а також представлено загальний алгоритм підходу використання генетичних алгоритмів для дослідження ефективності використання ансамблів нейронних мереж.

## 1.4 Сучасні методи візуального оцінювання масивів даних

Системи візуальної аналітики об'єднують інтерактивні візуалізації та машинне навчання для того, що досвідчені користувачі могли вирішувати складні завдання аналізу.

Нещодавні досягнення в області штучного інтелекту і машинного навчання призвели до численних проривів у багатьох областях застосування. Часто складні системи розробляються шляхом поєднання останніх інновацій машинного навчання, інтерактивних систем, візуальної аналітики та багатьох інших галузей. Нова дослідницька область людиноорієнтованого машинного навчання має цілісний погляд на процес машинного навчання, приділяючи особливу увагу людському внеску, взаємодії та співпраці, а також залученню різних зацікавлених сторін до процесу [20].

При роботі з великими масивами даних важливим є якнайнаглядніше представити результати, тому метод візуальної аналітики є найбільш інформативним в силу фізіологічних особливостей людини. Інтерактивна візуалізація результатів дозволяє представляти отримані дані у необхідний спосіб, щоб людина могла узагальнити та розставити необхідні акценти враховуючі різні аспекти аналізу.

В загальному можна виділити дві моделі в залежності від того на кого або на що вона може бути орієнтована:

- людиноорієнтована модель – кінцевим споживачем є людина;
- машиноорієнтована модель – кінцевим споживачем є машина.

Далі розглянемо методи візуальної аналітики для людиноцентрованого оцінювання масивів даних.

Багатовимірне масштабування (Multidimensional scaling, MDS) – це візуальне представлення відстаней або відмінностей між наборами даних. Набором даних можуть бути тексти, кольори, обличчя людей, координати на карті, або інші дані, які можна чітко розділити. Дані, які є між собою схожі – знаходяться на графіку найближче один до одного. Однією з важливих

характеристик є відстань між цими даними. Якщо між даними в наборі є суттєві відмінності, то вони знаходять якнайдалі один від одного. Схожі між собою та зовсім різні дані утворюють скупчення на графіку [21]. Приклад візуалізації із застосуванням багатовимірного масштабування зображено на рисунку 1.10.

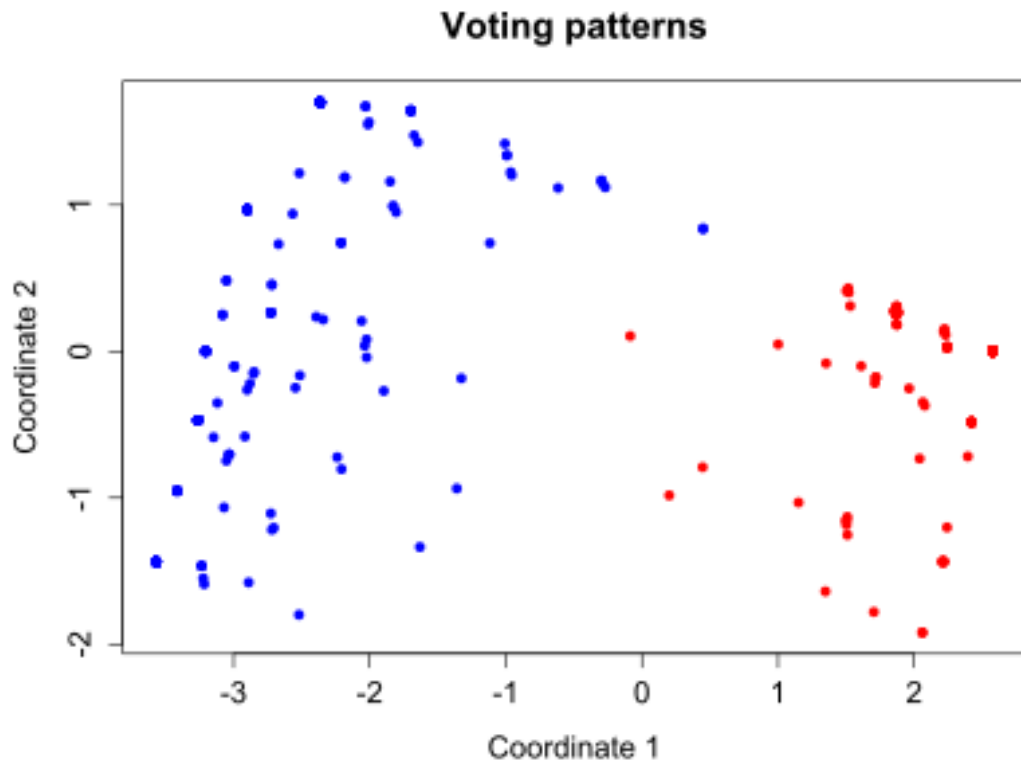


Рисунок 1.10 – Візуалізація за допомогою багатовимірного масштабування [21]

Лінійний дискримінантний аналіз (LDA) – використовується для класифікації об’єктів поміж двох класів [22]. Проте його можна розширити таким чином, щоб розділяти можна було більше двох класів. Суть лінійно дискримінантного аналізу полягає в тому, що всі класи є лінійно роздільними. Якщо на вході існує лише два класи, то метод лінійно дискримінантного аналізу має одну гіперплощину на яку проєктуються дані таким чином, щоб максимально чітко розділити вхідні дані на дві категорії. Для даної гіперплощини в такому разі існують два критерії:

- максимальне збільшення відстані між середніми двох класів;
- максимальне зменшення відмінностей між кожним з двох класів.

Даний метод лінійно дискримінантного аналізу базується на класичних оцінках розташування та коваріації, саме з цієї причини він є чутливим до віддалених вибірок – відповідно це доволі знижує ефективність лінійно дискримінантного аналізу зі збільшенням кількості неправильно призначених наборів даних. Приклад візуалізації із застосуванням лінійно дискримінантного аналізу зображено на рисунку 1.11.

One-versus-all Discriminant Axes for 4 classes in 3d

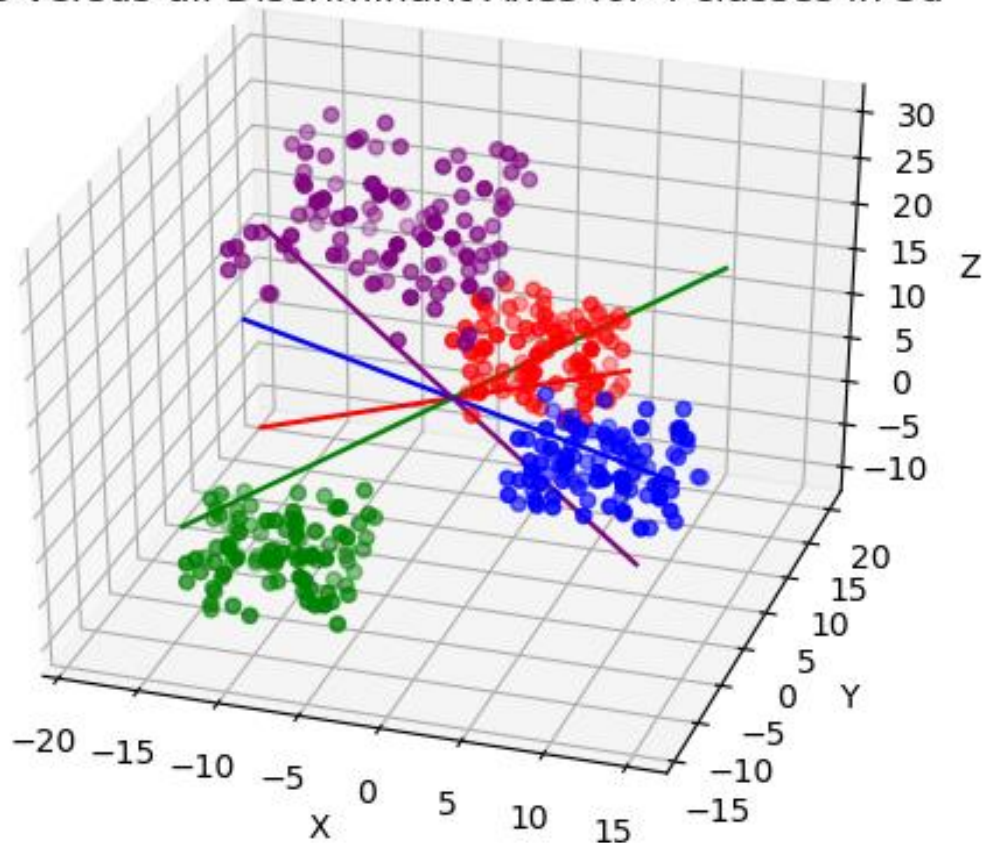


Рисунок 1.11 – Тривимірна візуалізація за допомогою лінійно дискримінантного аналізу для одного класу проти трьох [23]

Дерево рішень – це алгоритм машинного навчання, який є контрольований та використовує набір правил для прийняття рішень, подібно до того, як люди приймають рішення. Древа рішень використовуються як для класифікації, так і регресії [24].

Суть алгоритму, що лежить в основі дерев рішень, полягає в тому, що використовуються функції набору даних, що створюють запитання на які можна

відповіді «так/ні», це спричиняє постійне розділення вхідних даних. За допомогою цього процесу відбувається організація даних в деревовидну структуру. Кожного разу, коли ставиться нове запитання, додається новий вузол до дерева. Перший вузол у дереві називається кореневим вузлом, останній вузол називається кінцевим вузлом, він створюється тоді, коли процес розбиття вирішено припинити. Приклад візуалізації із застосуванням дерева рішень зображено на рисунку 1.12.

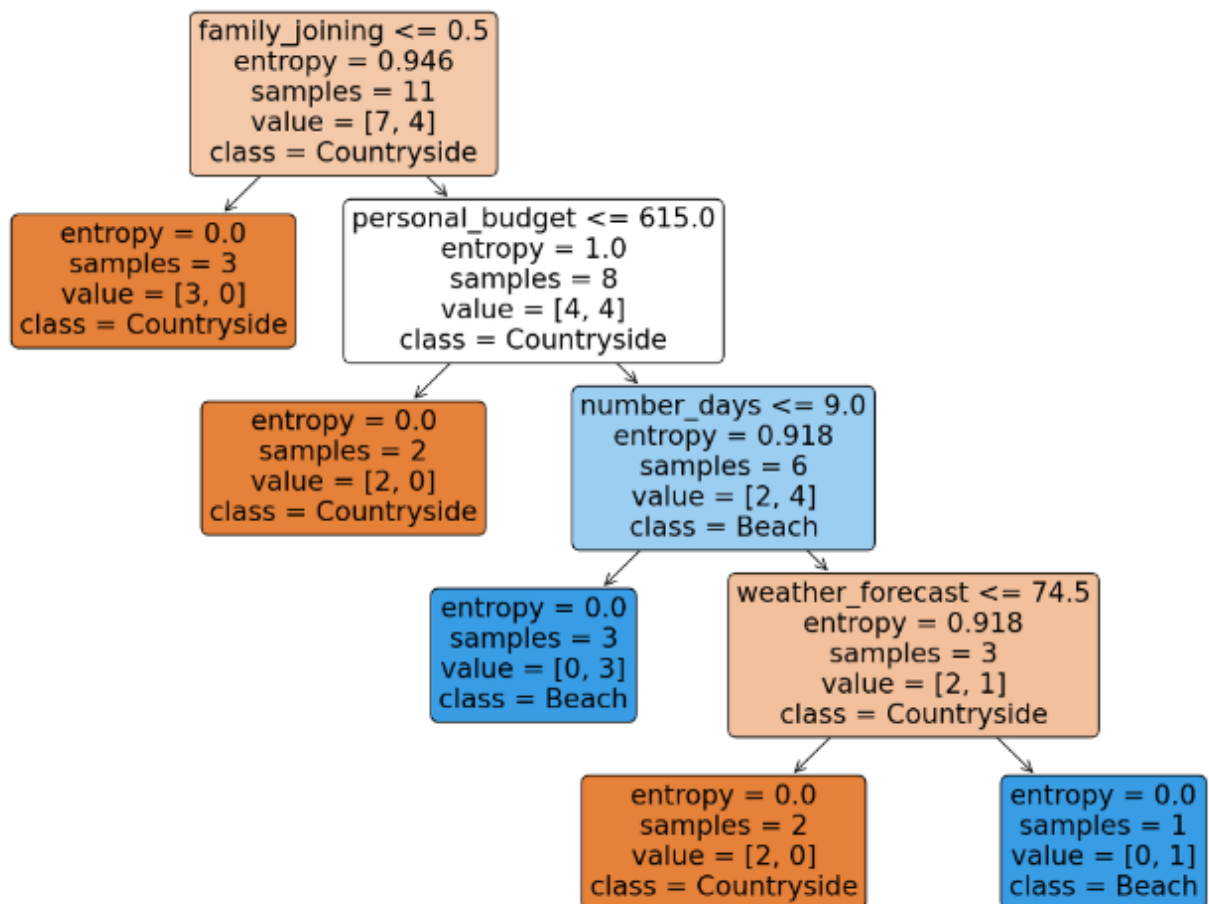


Рисунок 1.12 – Візуалізація за допомогою дерева рішень [24]

Отже, розглянуті методи візуальної аналітики для людиноцентрованого оцінювання масивів даних допомагають візуалізувати отримані результати. Кожен з них має особливості побудови та відображення, проте можна сказати що вони відіграють важливу роль в аналізі та обробці отриманих результатів.

## **1.5 Аналіз задачі ідентифікації зразків при діагностиці захворювань крові**

На сьогоднішній день звичайний забір крові має вирішальне значення для раннього виявлення проблем зі здоров'ям. За допомогою аналізу крові лікарі можуть встановити фінальний діагноз, якщо при первинній діагностиці виникають сумніви у постановці діагнозу.

Окрім ранньої діагностики захворювань, аналізи крові допомагають лікарям поставити діагноз та виявити стадію захворювання, наприклад, при діагностиці ракових захворювань. Також за допомогою аналізу крові визначаються спадкові захворювання, або захворювання до яких людина має схильність. Це допомагає попередити саме захворювання та не допустити його розвитку. Значною допомогою в контролюванні всіх органів системи також є щорічний контроль показників крові. Аналіз крові може визначити рівень вітамінів та гормонів та коригувати їх, щоб не порушувати їх баланс в організмі [25].

У тілі людини циркулює близько 5 літрів крові. Час кровообігу при цьому займає 20-30 секунд – за цей час кров виходить з серця, проходить всім тілом людини та повертається назад у серце людини.

Кров виконує різні важливі функції – вона транспортує кисень і необхідні поживні речовини до усіх органів людини, а також містить компоненти, які борються з інфекцією та зупиняють кровотечу. Кров є складною сумішшю, яка складається з плазми, еритроцитів лейкоцитів, тромбоцитів [26].

Плазма – це рідкий складник крові, в якому присутні еритроцити, лейкоцити та тромбоцити. Плазма представляє собою більше половину рідини, а також в ній є солі та білки (основний альбумін). Білки в плазмі виконують різноманітну роль – вони забезпечують згортання крові, контролюють рівень гормонів. Вона діє як резервуар, що може поповнювати запаси рідини в організмі, а також може поглинати надлишок вологи з організму. Плазма також запобігає руйнуванню та зашлаковуванню судин, підтримує кров'яний тиск.

Циркуляція плазми в організмі людини також відіграє важливу роль у регулюванні температури тіла.

Еритроцити становлять приблизно 40% об'єму крові. Еритроцити містять гемоглобін, що надає червоного кольору крові. Гемоглобін відіграє важливу роль в транспортуванні кисню. Також еритроцити переносять вуглекислий газ із тканин у легені. Кисень дуже важливий для організму людини, саме завдяки ньому відбуваються основні процеси в організмі. Коли аналіз крові показує низький рівень еритроцитів, то це означає, що є загроза анемії. Також може бути велика кількість еритроцитів, кров із-за цього може бути надто густою, що призводить також до негативних наслідків [27].

Лейкоцити відповідають в за захист організму від інфекції. Розглянемо основні типи лейкоцитів.

Нейтрофіли займають більшу частину у складі крові, їхня функція полягає в захисті організму від інфекцій, вони убивають та поглинають інфекцію, а потім поглинають сторонні залишки.

Лімфоцити складаються з таких основних типів:

- Т-лімфоцити;
- природні клітини-кілери;
- В-лімфоцити.

Роль моноцитів у складі крові – це поглинати мертві або ушкоджені клітини, а також допомагати в захисті від різних мікроорганізмів.

Еозинофіли знешкоджують різного роду паразитів, а також важливим є те, що вони вбивають ракові клітини.

Базофіли, як і еозинофіли, також беруть участь в алергічних реакціях

Тромбоцити – це клітиноподібні частинки, що за розміром менші за лейкоцити та еритроцити. Їх набагато менше, ніж інших компонентів крові. Вони допомагають у процесі згортання крові – збираються у місці рани, утворюючи корок, який не дає витікати крові, а також виділяють спеціальні речовини, що сприяють загоєнню. Якщо кількість тромбоцитів замала, тоді дуже повільно загоюється рана і це може спричинити кровотечу [27].

Коли пацієнт здає зразки крові, то йому слід дотримуватися вказівок щодо задачі кожного виду аналізу. Для деяких досліджень крові, кров необхідно здавати натщесерце.

Також особливої підготовки до дослідження потребують і зразки крові, що були взяті у пацієнта. Якщо лаборант, що проводить дослідження, порушить правила забору, підготовки, то це може призвести до хибних результатів аналізу. Наприклад, наступні помилки можуть бути допущені і матимуть негативний вплив на результат [28]:

- велика затримка в перенесенні краплі крові з пробірки на предметне скло;
- крапля крові не відповідає рекомендованому розміру, вона замала або завелика;
- брудні предметні стекла, або застосування пошкоджених предметних стекол;
- невірно нанесений шар крові на предметне скло;
- тощо.

Отже, згідно аналізу задачі ідентифікації зразків при діагностиці захворювань крові можна зробити висновок, що рання діагностика шляхом дослідження зразків крові допомагає запобігти деяким захворюванням та виявити їх ще у пасивній стадії, коли симптоми захворювання ще відсутні. Дослідження крові є доволі кропітким процесом, адже недотримання протоколу забору крові, дослідження, матиме негативний вплив на результати дослідження. Виконуючи різного роду дослідження вимагається різна підготовка пацієнта до задачі аналізу, при порушенні рекомендації щодо підготовки результати дослідження можуть також мати хибний результат.

## **1.6 Постановка завдання**

*Мета кваліфікаційної роботи магістра* – вирішення задачі оцінювання ефективності нейронних мереж різних типів за допомогою генетичного

алгоритму з використанням візуальної аналітики. Зокрема, при оцінюванні ефективності обраної нейронної мережі за допомогою генетичного алгоритму має виконуватись покроковий пошук максимальної кількості некоректно розпізнаних зразків із тестової вибірки з подальшим візуальним поданням показників ефективності розпізнавання елементів векторів зображень обраною нейронною мережею

В якості образів що розпізнаються обрано цифрові світлинні клітин крові, хоча у цій якості можливе розпізнавання і інших образів різного характеру.

Для досягнення поставленої мети оцінювання ефективності нейронних мереж різних типів за допомогою генетичного алгоритму з використанням візуальної аналітики потрібно розв'язати такі *задачі дослідження*:

1. Дослідити сучасний стан візуальної аналітики й виконати аналіз існуючих нейронних мереж, зокрема нейромереж глибокого навчання, та відомих підходів до використання генетичних алгоритмів для дослідження ефективності використання нейронних мереж різних типів.

2. Розробити метод оцінювання ефективності нейронних мереж різних типів за допомогою генетичного алгоритму з використанням візуальної аналітики.

3. Розробити прикладну інформаційну систему для автоматизованого оцінювання ефективності нейронних мереж різних типів за допомогою генетичного алгоритму з використанням візуальної аналітики.

4. Провести прикладне дослідження ефективності прикладної інформаційної системи автоматизованого оцінювання ефективності нейронних мереж різних типів за допомогою генетичного алгоритму з використанням візуальної аналітики.

## Висновки до розділу 1

У рамках першого розділу було проведено аналіз сучасного стану проблеми оцінювання ефективності штучних нейронних мереж з використанням візуальної аналітики. Зокрема, було розглянуто особливості використання нейромереж глибокого навчання для розпізнавання образів, у рамках чого було помічено, що різні нейромережі можуть знаходити своє застосування для вузького визначеного кола задач. Для задач розпізнавання фотографічних образів використовуються багато видів нейромереж, від персептрона до загорткових нейромереж, у той час як останні показали вищу ефективність порівняно з аналогами.

Також у рамках першого розділу було розглянуто сучасні підходи до оцінки ефективності нейромереж, було визначено, що наразі більшість вчених для оцінювання ефективності використовують такі міри, як влучність, повнота, точність,  $f$ -міру та матрицю сплутувань. Однак, окрім числових мір для визначення ефективності нейромереж також використовуються методи на базі генетичних алгоритмів, а також засоби візуальної аналітики. Оскільки нейронні мережі представляють собою чорний ящик, візуальна аналітика дає можливість оцінити результат у доступній для експерта формі.

Було проведено аналіз прикладної предметної області для подальшого дослідження, а саме аналіз задачі ідентифікації зразків при діагностуванні захворювань крові.

Як підсумок, у межах розділу було сформовано мету кваліфікаційної роботи магістра, а саме: вирішення задачі оцінювання ефективності нейронних мереж різних типів за допомогою генетичного алгоритму з використанням візуальної аналітики. Для оцінки ефективності обраної нейронної мережі за допомогою генетичного алгоритму має виконуватись покроковий пошук максимальної кількості некоректно розпізнаних зразків із тестової вибірки з

подальшим візуальним поданням показників ефективності розпізнавання елементів векторів зображень обраною нейронною мережею.

В якості образів, що розпізнаються було обрано цифрові світлини клітин крові, однак у цій якості можливе розпізнавання і інших образів різного характеру.

## **Розділ 2 Кроки методу оцінювання ефективності нейронних мереж різних типів за допомогою генетичного алгоритму з використанням візуальної аналітики.**

### **2.1 Опис методу оцінювання ефективності нейронних мереж різних типів за допомогою генетичного алгоритму**

Метод оцінювання ефективності нейронних мереж різних типів з використанням візуальної аналітики призначений для того, щоб візуально оцінити ефективність розпізнавання образів нейронною мережею через пошук за допомогою генетичного алгоритму максимальної кількості некоректно розпізнаних зразків із тестової вибірки, дозволяючи за вхідними даними у вигляді множини тестових іменованих зображень для одержувати вихідні дані у вигляді візуального подання показників ефективності розпізнавання елементів векторів зображень обраною нейронною мережею.

Загальна схема методу оцінювання ефективності нейронних мереж різних типів за допомогою генетичного алгоритму з використанням візуальної аналітики проілюстрована на рисунку 2.1.

Вхідними даними методу є:

- Параметри роботи генетичного алгоритму. Під параметрами мається на увазі кількість епох, розмірність одиниці вектора зображень, кількість мутацій у рамках одного вектора зображень, гранична величина накопичувальної оцінки помилки.

- База зображень для розпізнавання.

- Множина назв образів.

- Коректні асоціації зображень з назвами зображень. Описаний у п. 3.3 розмічений, відповідно, кожному номеру зображення відповідає певна мітка.

- Обрана для дослідження нейронна мережа. Для дослідження оцінки роботи нейронної мережі потрібно обрати один із варіантів навчених класифікаторів, який на вхід отримає сформовані генетичним алгоритмом

вектори зображень, а виходи формують необхідні для оцінки в генетичному алгоритмі дані.

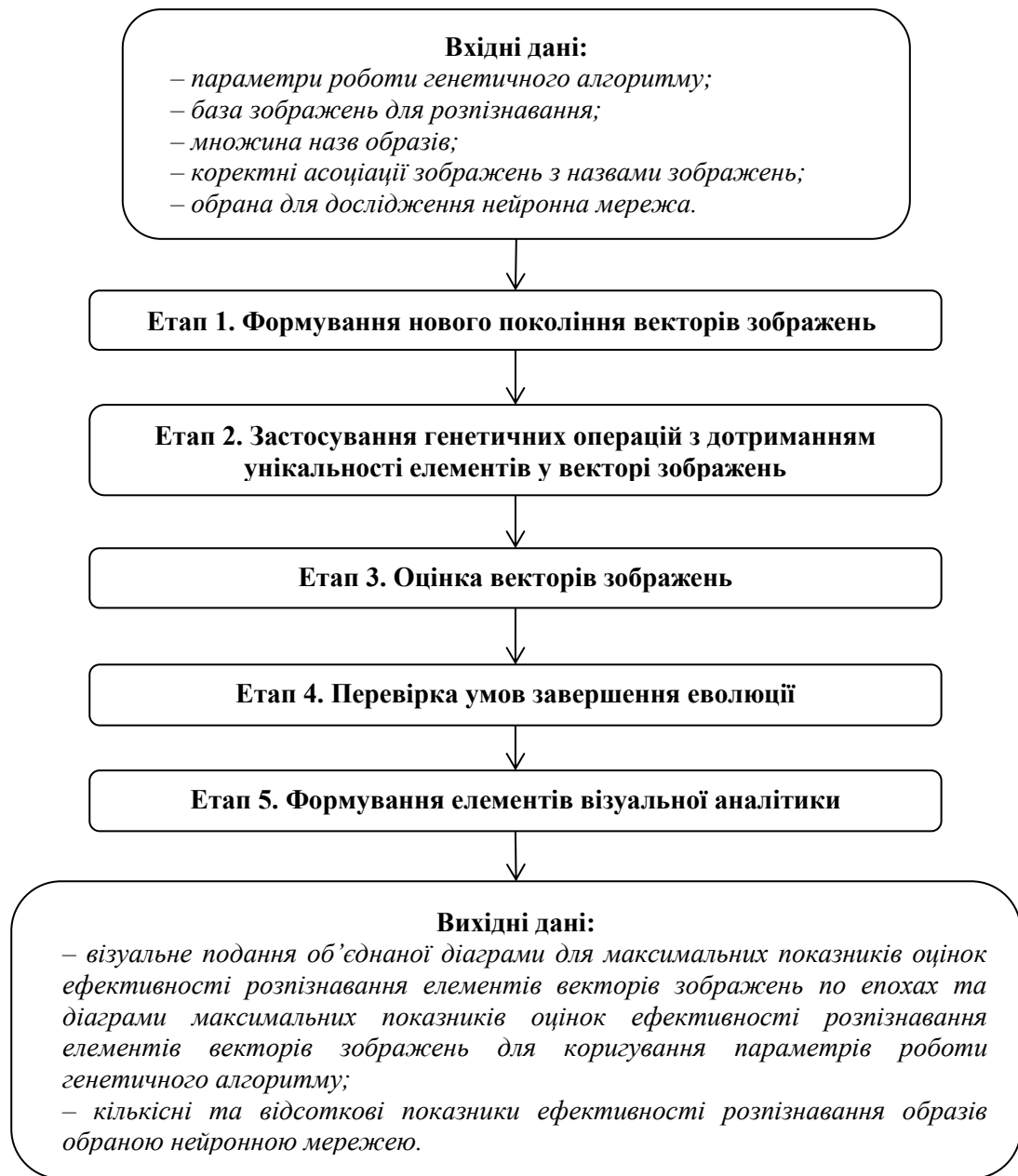


Рисунок 2.1 – Загальна схема методу оцінювання ефективності нейронних мереж різних типів за допомогою генетичного алгоритму з використанням візуальної аналітики

Першим етапом роботи інформаційної системи є формування нового покоління векторів зображень. Вектори формуються за визначеними правилами у залежності від номеру епохи еволюції.

Після формування нового покоління векторів зображень відбувається перехід до наступного етапу – застосування генетичних операцій з дотриманням унікальності елементів у векторі зображень. Суть етапу у застосування мутації за визначеними правилами для формування наступних популяцій. При застосуванні мутацій здійснюється перевірка унікальності зображень у векторі.

Наступним етапом здійснюється оцінка векторів зображень. Сформовані вектори зображень подаються вхідними даними для проведення класифікації нейромережами, згідно з результатами яких формується зважена оцінка для кожного вектора зображень.

Четвертим етапом є перевірка умов завершення еволюції. Еволюція вважається завершеною, якщо виконується хоча б одна з наведених умов: досягнуто граничну величину накопичувального значення показника оцінки помилки, або ж здійснено гранично-задану кількість епох.

Останнім етапом роботи алгоритму є етап формування елементів візуальної аналітики. Під візуальною аналітикою мається на увазі формування об'єднаної діаграми для візуалізації значень показника оцінки векторів зображень по епохах та формування діаграми для візуалізації максимальних значень показника сумарної оцінки ефективності розпізнавання елементів векторів зображень по епохам.

Вихідними даними роботи методу буде візуальне подання об'єднаної діаграми для максимальних показників оцінок ефективності розпізнавання елементів векторів зображень по епохах та діаграми максимальних показників оцінок ефективності розпізнавання елементів векторів зображень для коригування параметрів роботи генетичного алгоритму. Окрім візуалізації також у якості вихідних даних буде кількісні та відсоткові показники ефективності розпізнавання образів обраною нейронною мережею.

Таким чином, було вперше розроблено метод оцінювання ефективності нейронних мереж різних типів з використанням візуальної аналітики, який дозволяє візуально оцінити ефективність розпізнавання образів нейронною мережею через пошук за допомогою генетичного алгоритму максимальної кількості некоректно розпізнаних зразків із тестової вибірки, дозволяючи за вхідними даними у вигляді множини тестових іменованих зображень для обраної нейронної мережі одержувати вихідні дані у вигляді візуального подання показників ефективності розпізнавання елементів векторів зображень обраною нейронною мережею.

## **2.2 Формування нового покоління векторів зображень**

Загальна схема етапу формування нового покоління векторів зображень методу проілюстрована на рисунку 2.2.

Етап формування нового покоління векторів зображень методу починає своє виконання з додавання до нового покоління векторів зображень стартової популяції. У випадку, якщо популяція ще не сформована, її формування буде відбуватись випадковим чином. Якщо наразі проходить друга епоха, покоління формуватиметься шляхом додавання 50% популяції випадковим чином, а якщо наразі проходить третя епоха, то випадковим чином буде додано 25% популяції.

У рамках формування покоління також присутній підетап додавання до нової популяції векторів зображень старшої популяції. Проте, якщо 1-ша чи 2-а епохи, буде додано 0%.

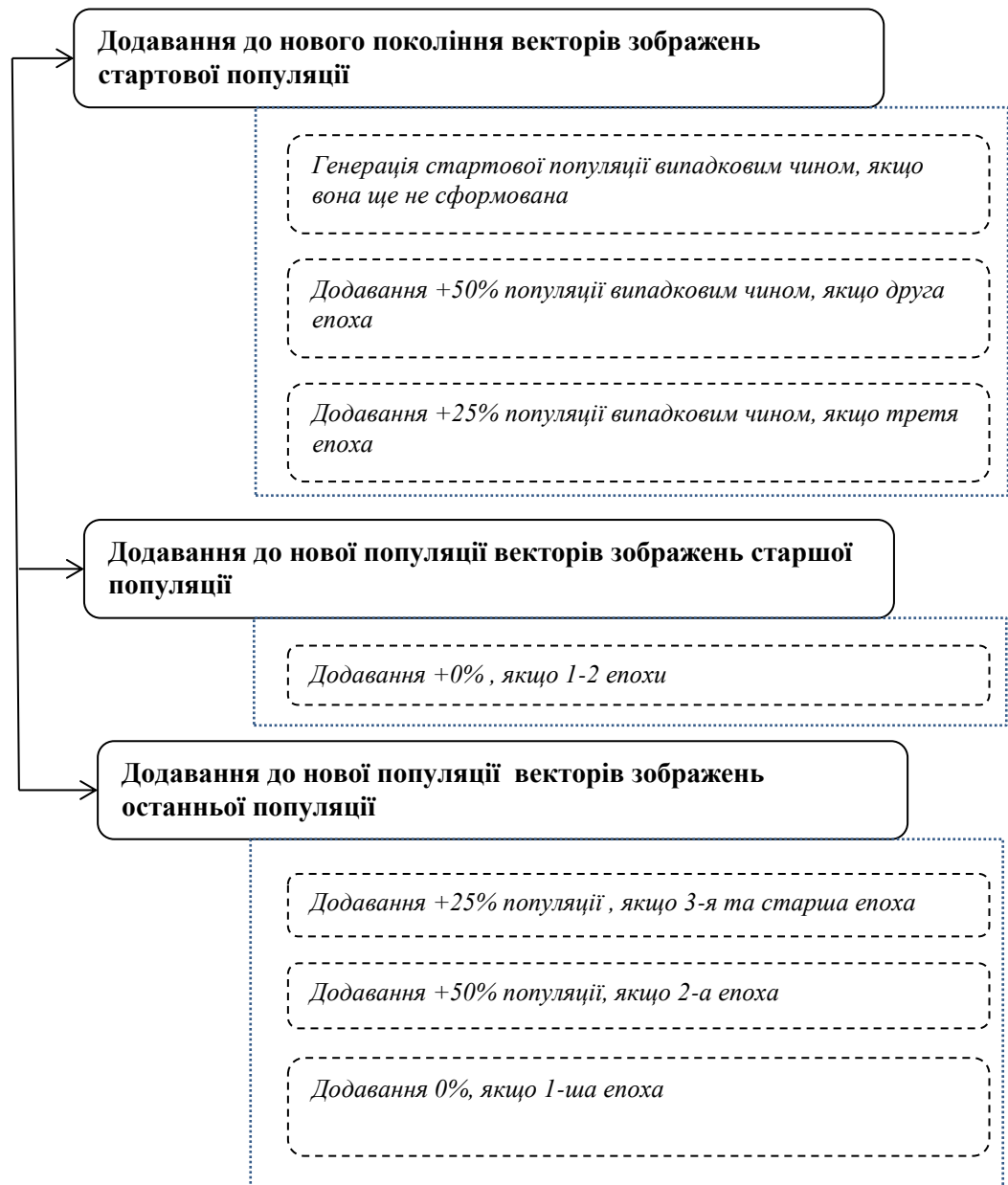


Рисунок 2.2 – Схема етапу формування нового покоління векторів зображень методу оцінювання ефективності нейронних мереж різних типів за допомогою генетичного алгоритму з використанням візуальної аналітики

Наступним під етапом буде додавання до нової популяції векторів зображень останньої популяції. Тут додавання векторів також відбувається за визначеними правилами. До популяції додається 25% популяції, якщо зараз проходить 3-я та старша епохи. Якщо ж наразі 2-га епоха, буде додано 50% популяції, у решті випадків додавання до популяції не відбувається.

Таким чином відбувається протікання етапу формування нового покоління векторів зображень, які у подальшому будуть слугувати вхідними даними наступних етапів.

### **2.3 Застосування генетичних операцій з дотриманням унікальності елементів у векторі зображень**

Узагальнена схема етапу застосування генетичних операцій з дотриманням унікальності елементів у векторі зображень методу оцінювання ефективності нейронних мереж різних типів за допомогою генетичного алгоритму з використанням візуальної аналітики подано на рисунку 2.3

У рамках кроку вибору неопрацьованого вектору зображень, метод проходить під етапи. Першим під етапом є вибір неопрацьованого елементу вектору зображень, яким є одне зображення.

На кроці оцінки ефективності розпізнавання вибірок зображень нейромережею підраховується кількість зразків, які нейромережа не змогла ідентифікувати коректно. Така оцінка дається кожному вектору.

При перевірці розпізнавання зображень, кожне зображення з вектору також проходить перевірку, чи воно ще не розпізнавалось у інших векторах зображень. Якщо ж розпізнавалось, воно викидається з вектору та замінюється іншим зразком.

Кожне зображення для розпізнавання проходить процес кодування, як вхідного вектора для розпізнавання. Далі відбувається подача вектора зображень на вхід нейромережі, де послідовно розпізнається поточне зображення вектору нейромережею. Надалі здійснюється порівняння одержаних результатів розпізнавання з зіставленим правильним результатом. Якщо зразок ідентичний зіставленому, зміна накопичувальної оцінки помилки не відбувається, якщо ж зразок хибно ідентифікований – відбувається збільшення накопичувальної оцінки помилки.

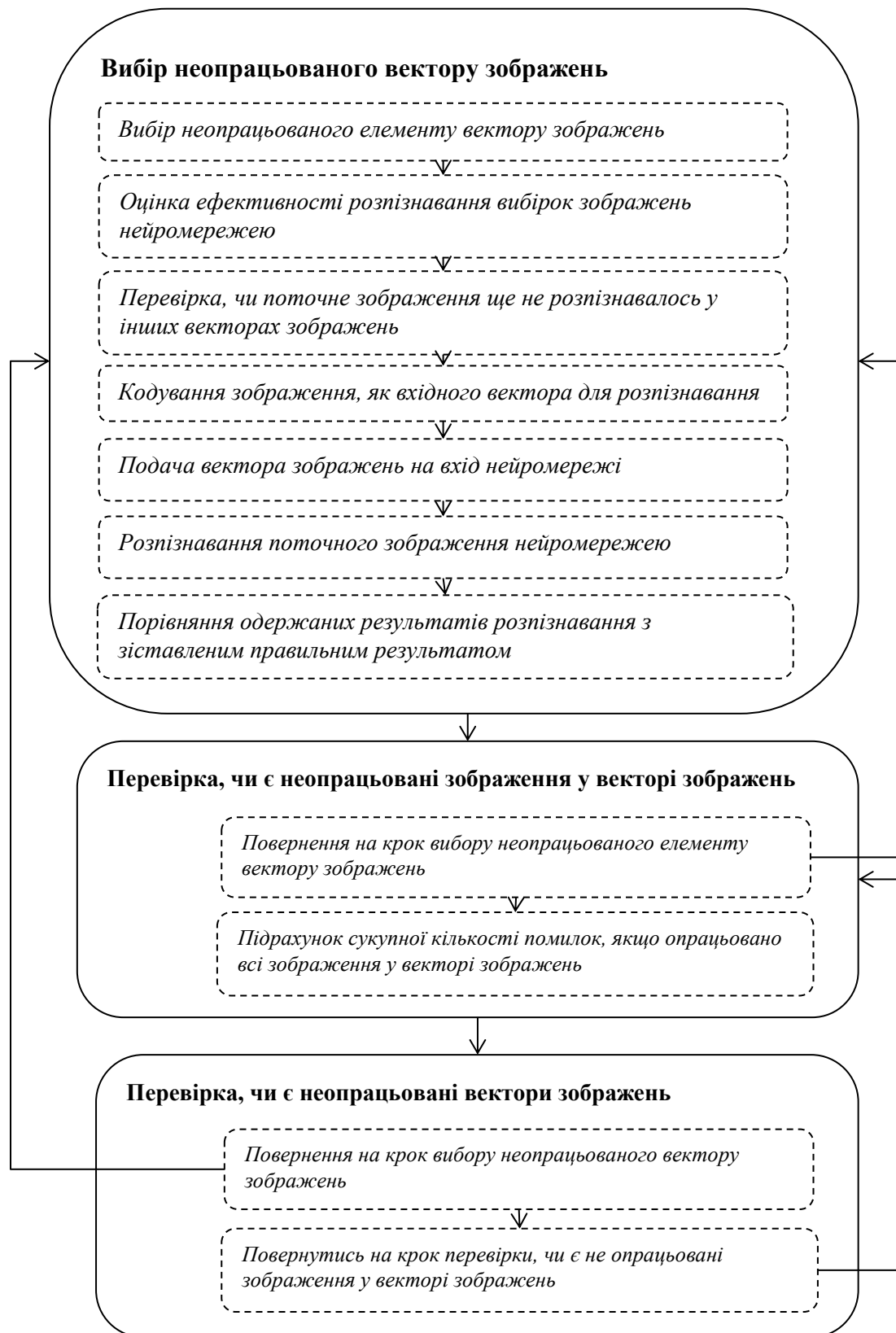


Рисунок 2.3 – Схема етапу застосування генетичних операцій з дотриманням унікальності елементів у векторі зображень методу оцінювання ефективності нейронних мереж різних типів за допомогою генетичного алгоритму з використанням візуальної аналітики

Далі відбувається перевірка, чи є не опрацьовані зображення у векторі зображень. Якщо такі зображення є, знову відбувається перехід на кроки попереднього блоку – «Вибір неопрацьованого вектору зображень». Якщо ж у обраному векторі усі зображення опрацьовано, відбувається підрахунок сукупної кількості помилок.

Наступним блоком є перевірка, чи є неопрацьовані вектори зображень. Якщо є ще неопрацьовані вектори, здійснюється повернення на блок вибору неопрацьованого вектору зображень. Далі відбувається повернення на крок перевірки, чи є не опрацьовані зображення у векторі зображень.

Таким чином виконується крок застосування генетичних операцій з дотриманням унікальності елементів у векторі зображень. У подальшому сформовані таким чином вектори перейдуть вхідними даними для оцінки сформованих векторів.

## **2.4 Оцінка векторів зображень при виконанні генетичного алгоритму**

Узагальнена схема етапу оцінки векторів зображень методу оцінювання ефективності нейронних мереж різних типів за допомогою генетичного алгоритму з використанням візуальної аналітики проілюстрована на рисунку 2.4.

Виконання етапу починається із вибору поточного вектору зображень. У рамках вектору зображень обирається одне зображення, яке подається як вхідне для розпізнавання обраною користувачем нейромережею. Відбувається співставлення виходу нейромережі і очікуваного виходу. Якщо визначена розбіжність між очікуваним та реальним результатом, відбувається збільшення накопичувального значення показника оцінки помилки. Якщо ж зображення коректно ідентифіковано, відбувається фіксація накопичувального значення показника оцінки помилки.

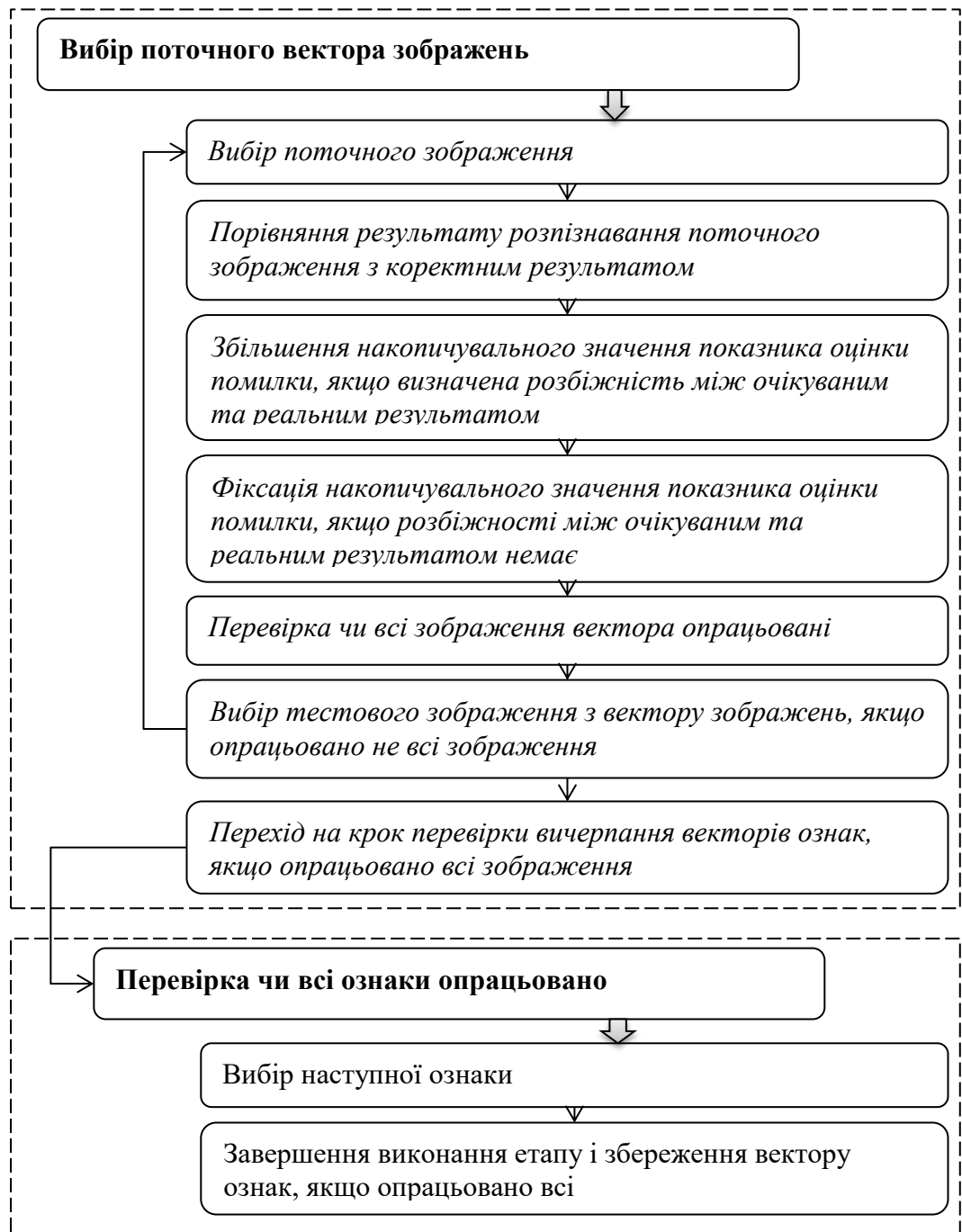


Рисунок 2.4 – Схема етапу оцінки векторів зображень методу оцінювання ефективності нейронних мереж різних типів за допомогою генетичного алгоритму з використанням візуальної аналітики

Згідно схеми етапу, далі здійснюється перевірка чи всі зображення вектора опрацьовані. Якщо опрацьовано не всі зображення вектору, відбувається повернення на крок вибору тестового зображення з вектору зображень. У

іншому випадку, відбувається перехід на крок перевірки вичерпання векторів ознак (якщо опрацьовано всі зображення).

Якщо всі ознаки вектору опрацьовано, відбувається завершення виконання етапу зі збереженням опрацьованих ознак.

Отже, вищеописаною схемою здійснюється оцінка векторів зображень при виконанні генетичних операторів. Оцінені вектори будуть у подальшому перевірені на умови завершення еволюції.

## **2.5 Перевірка умов завершення еволюції при виконанні генетичного алгоритму**

Узагальнена схема етапу перевірки умов завершення еволюції методу оцінювання ефективності нейронних мереж різних типів за допомогою генетичного алгоритму з використанням візуальної аналітики зображена на рисунку 2.6.

Перевірка умов завершення еволюції здійснюється шляхом перевірки накопичувальної умови протікання еволюції та обов'язкової умови протікання еволюції.

Якщо протягом граничної кількості епох не відбувається зростання значення накопичувального показника оцінки помилки, відбувається перехід на етап формування нового покоління векторів зображень.

Якщо протягом граничної кількості епох відбулося зростання значення накопичувального показника оцінки помилки, відбувається перехід на крок перевірки обов'язкової умови протікання еволюції.



Рисунок 2.5 – Схема етапу перевірки умов завершення еволюції методу оцінювання ефективності нейронних мереж різних типів за допомогою генетичного алгоритму з використанням візуальної аналітики

У випадку, якщо відбулось вичерпання граничної кількості епох еволюції згідно кроку другого кроку, здійснюється перехід на крок формування елементів візуальної аналітики. У випадку, якщо не відбулось вичерпання граничної кількості епох еволюції та протягом граничної кількості епох не відбувається зростання значення накопичувального показника оцінки помилки, потрібно виконати перехід на етап п. 2.2 формування нового покоління векторів зображень.

Таким чином здійснюється перевірка умов завершення еволюції при виконанні генетичного алгоритму. Якщо еволюція завершена, відбудеться перехід на етап формування елементів візуальної аналітики.

## **2.6 Формування елементів візуальної аналітики для візуалізації значень показників оцінки векторів зображень**

Даний етап умовно поділяється на дві частини, оскільки для візуальної аналітики запропоновано використати об'єднану діаграму для візуалізації значень показника оцінки векторів зображень по епохах, а також діаграму для візуалізації максимальних значень показника сумарної оцінки ефективності розпізнавання елементів векторів зображень по епохам.

Схема побудови об'єднаної діаграми для візуалізації значень показника оцінки векторів зображень по епохах зображена на рисунку 2.6.

У залежності від вигляду діаграми, користувачу надається можливість за результатом візуальної аналітики коригування параметрів роботи генетичного алгоритму з базою зображень. Якщо візуально спостерігається надмірно широкі діапазони значень показників, рекомендується зменшення показника кількості мутацій на вектор зображень протягом одної епохи. Якщо ж візуально спостерігається надмірне звуження діапазону значень, рекомендується збільшення показника кількості мутацій на вектор зображень протягом одної епохи.

Схема побудови діаграми для візуалізації максимальних значень показника сумарної оцінки ефективності розпізнавання елементів векторів зображень по епохам зображена на рисунку 2.7.

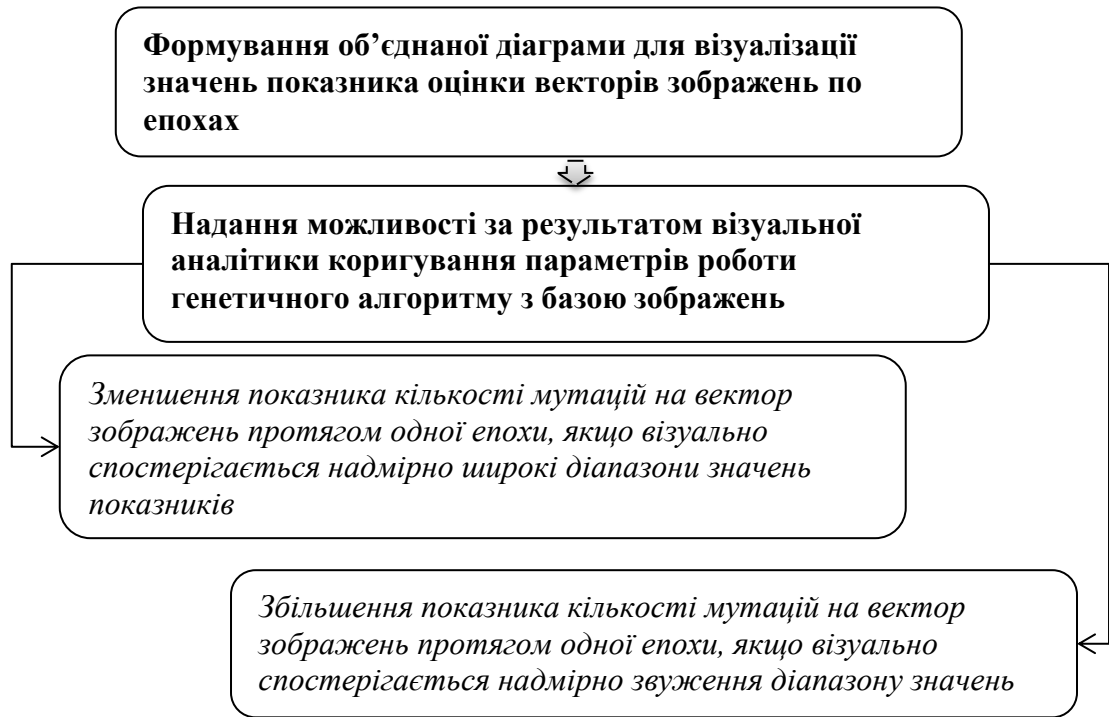


Рисунок 2.6 – Схема формування об'єднаної діаграми для візуалізації значень показника оцінки векторів зображень по епохах

Діаграма дає змогу експерту у залежності від її зовнішнього вигляду прийняти рішення і досягти збільшення відсотку коректного розпізнавання зображень.

Якщо крива максимальних значень показника сумарної оцінки ефективності розпізнавання елементів векторів містить ознаки сповільненого зростання, рекомендовано збільшити показник кількості мутацій на вектор зображень однієї епохи, а також рекомендується збільшити показник кількості індивідів в множині векторів зображень популяції.

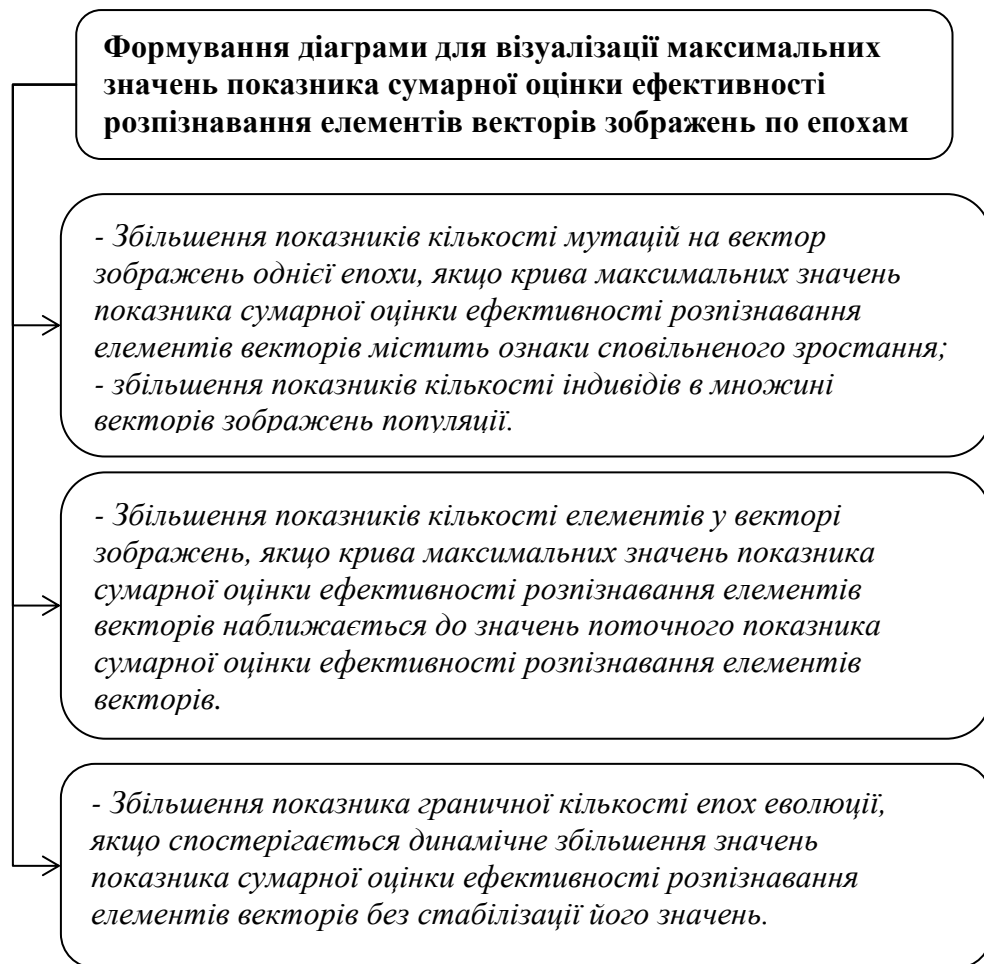


Рисунок 2.7 – Схема формування діаграми для візуалізації максимальних значень показника сумарної оцінки ефективності розпізнавання елементів векторів зображень по епохам

Якщо крива максимальних значень показника сумарної оцінки ефективності розпізнавання елементів векторів наближається до значень поточного показника сумарної оцінки ефективності розпізнавання елементів векторів, рекомендовано збільшення показників кількості елементів у векторі зображень.

Якщо спостерігається динамічне збільшення значень показника сумарної оцінки ефективності розпізнавання елементів векторів без стабілізації його значень, рекомендовано збільшення показника граничної кількості епох еволюції.

Отже, як описано вище, для проведення візуальної аналітики буде використано два варіанти графіків. Для пропонованих варіантів графіків будуть сформульовані відповідні критерії, згідно яких можна дати інтерпретацію одержаних результатів.

## **2.7 Критерії оцінки елементів візуальної аналітики методу оцінювання ефективності нейронних мереж різних типів за допомогою генетичного алгоритму**

У рамках магістерської роботи були розроблені графічні критерії для оцінки результатів графіків. На рисунку 2.8 показано критерій, коли потрібно збільшити показники кількості мутацій у рамках однієї епохи оскільки графік містить ознаки сповільненого зростання максимальних значень показника сумарної оцінки ефективності розпізнавання елементів векторів.

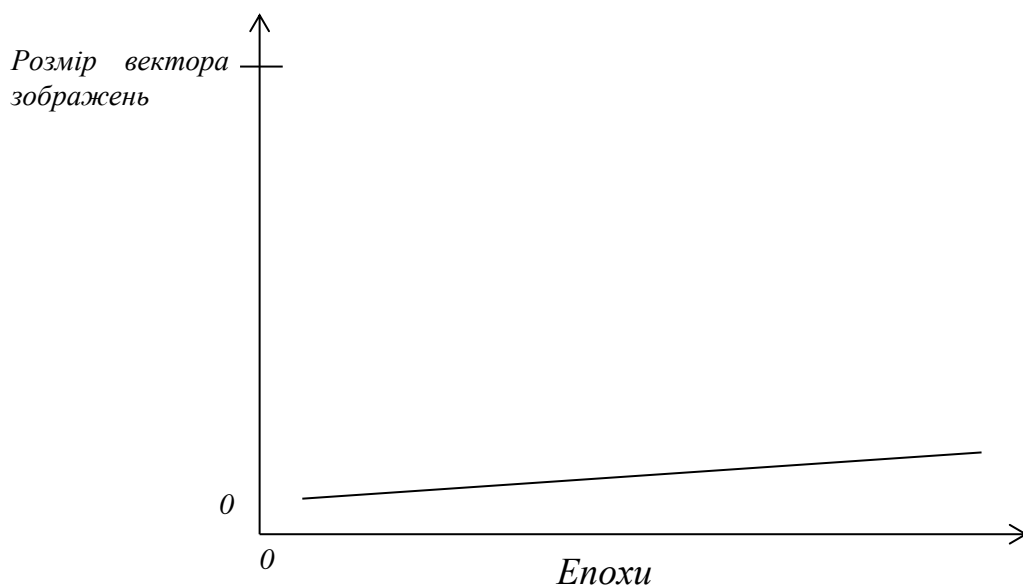


Рисунок 2.8 – Критерій 1. Уповільнене зростання максимальних значень показника сумарної оцінки ефективності розпізнавання елементів векторів

На рисунку 2.9 зображено випадок, коли спостерігається зростання максимальних значень показника сумарної оцінки ефективності розпізнавання елементів векторів без стабілізації значень. У такому випадку рекомендовано збільшити кількість епох.

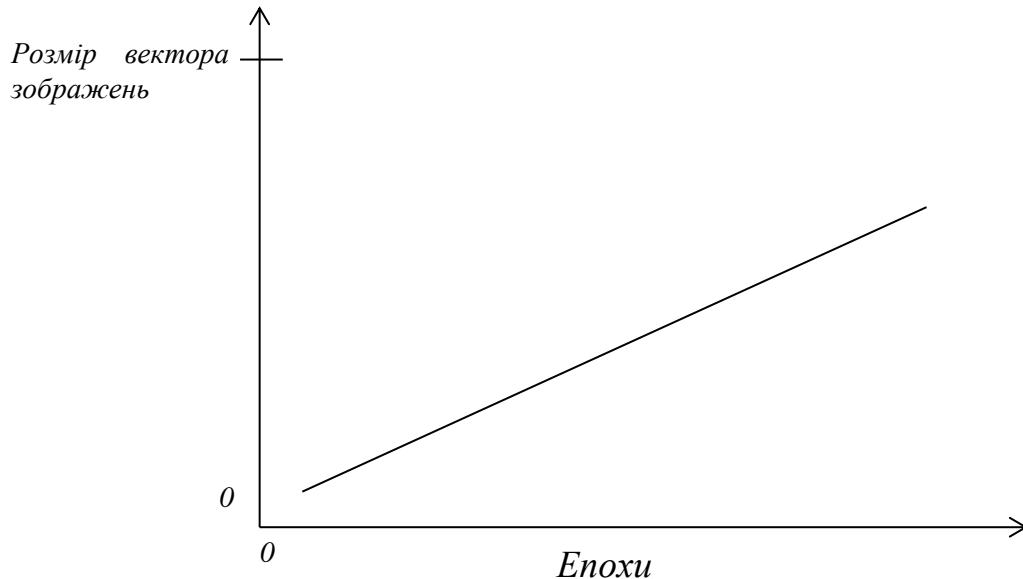


Рисунок 2.9 – Критерій 2. Зростання максимальних значень показника сумарної оцінки ефективності розпізнавання елементів векторів без стабілізації значень

На рисунку 2.10 зображено критерій, коли спостерігається зростання максимальних значень показника сумарної оцінки ефективності розпізнавання елементів векторів зі стабілізацією значень. У такому випадку всі параметри збалансовано, рекомендується залишити параметри алгоритму без змін.

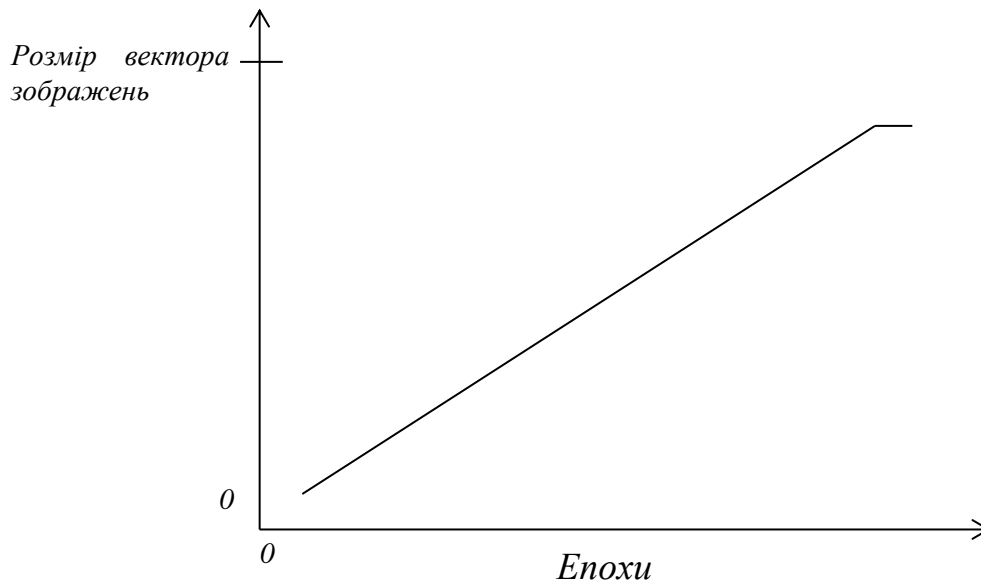


Рисунок 2.10 – Критерій 3. Зростання максимальних значень показника сумарної оцінки ефективності розпізнавання елементів векторів зі стабілізацією значень

На рисунку 2.11 зображено критерій, коли спостерігається зростання максимальних значень показника сумарної оцінки ефективності розпізнавання елементів векторів зі стабілізацією значень раніше закінчення проходження зазначеної кількості епох. У такому рекомендовано збільшення показників кількості елементів у векторі зображень, оскільки крива максимальних значень показника сумарної оцінки ефективності розпізнавання елементів векторів наближається до значень поточного показника сумарної оцінки ефективності розпізнавання елементів векторів.

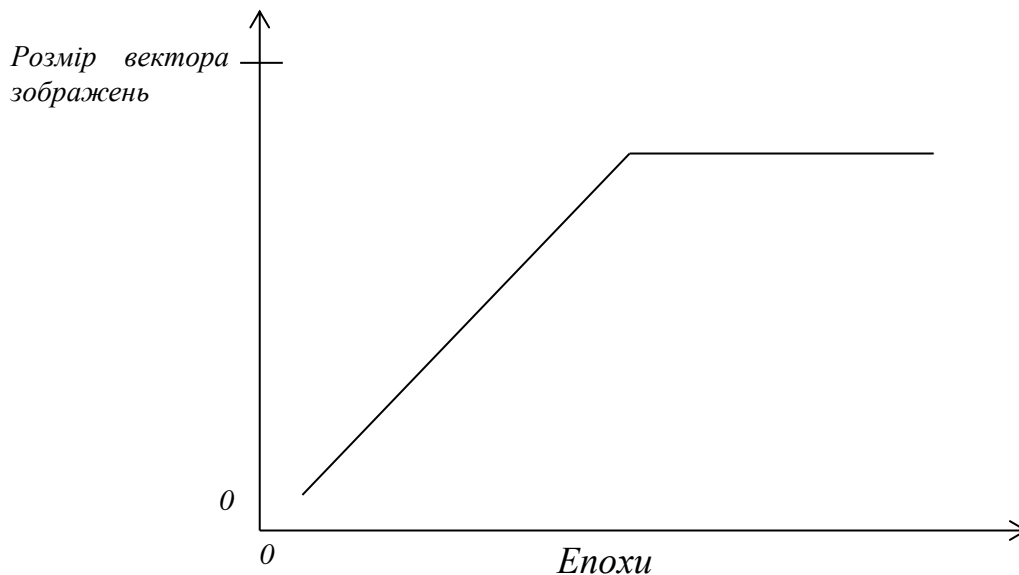


Рисунок 2.11 – Критерій 4. Зростання максимальних значень показника сумарної оцінки ефективності розпізнавання елементів векторів зі стабілізацією значень раніше закінчення проходження зазначеної кількості епох

Отже, таким чином розроблено та роз'яснено систему критеріїв оцінок елементів візуальної аналітики методу оцінювання ефективності нейронних мереж різних типів за допомогою генетичного алгоритму.

## Висновки до розділу 2

У межах другого розділу було сформовано метод оцінювання ефективності штучних нейронних мереж різних типів за допомогою генетичного алгоритму з використанням візуальної аналітики. Також було сформовано перелік критеріїв для можливості оцінки та інтерпретації графічних результатів для проведення візуальної аналітики.

Також було описано основні етапи роботи запропонованого методу. Був наведений детальний опис правил формування нового покоління векторів зображень, правила застосування генетичних операторів з дотриманням унікальності елементів у векторі зображень, правил оцінки векторів зображень при виконанні генетичного алгоритму. Наведено перевірку умови завершення

процесу еволюції з перевіркою обов'язкової та накопичувальної умов проходження еволюції. При завершенні еволюційного процесу описано етап формувань елементів візуальної аналітики, де можна оцінити результат двома видами діаграм: об'єднаної діаграми для візуалізації значень показника оцінки векторів зображень по епохах та діаграми для візуалізації максимальних значень показника сумарної оцінки ефективності розпізнавання елементів векторів зображень по епохам.

Для коректної інтерпретації результатів роботи програми було створено відповідні критерії оцінки елементів візуальної аналітики та роз'яснення результатів.

## Розділ 3 Інформаційна система оцінювання ефективності нейронних мереж різних типів за допомогою генетичного алгоритму

### 3.1 Архітектура модулів інформаційної системи оцінювання ефективності нейронних мереж різних типів

Модулі інформаційної системи на базі розробленого методу оцінювання ефективності нейронних мереж різних типів за допомогою генетичного алгоритму з використанням візуальної аналітики проілюстровано на рисунках 3.1 та 3.2.

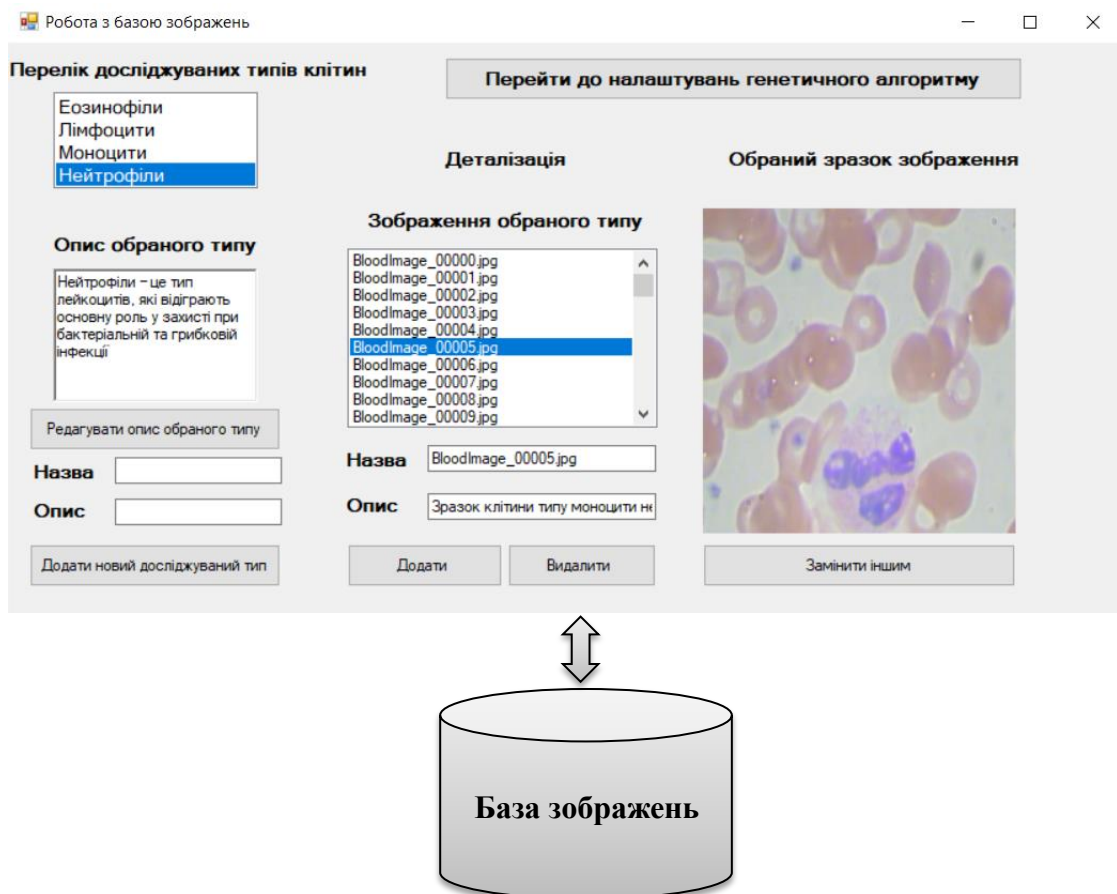


Рисунок 3.1 – Модуль інформаційної системи для роботи з базою зображень

У рамках модулю роботи з базою зображень повинні бути такі функції:

- редагування наявних зображень зразків типів клітин крові;
- редагування інформації про зображення зразків типів крові;

- додавання нових зразків зображень до обраної категорії;
- редагування існуючих каталогів та додавання нових;
- видалення зразків з існуючих категорій.

Для зручності користування модулем повинен бути створений відповідний графічний інтерфейс користувача.

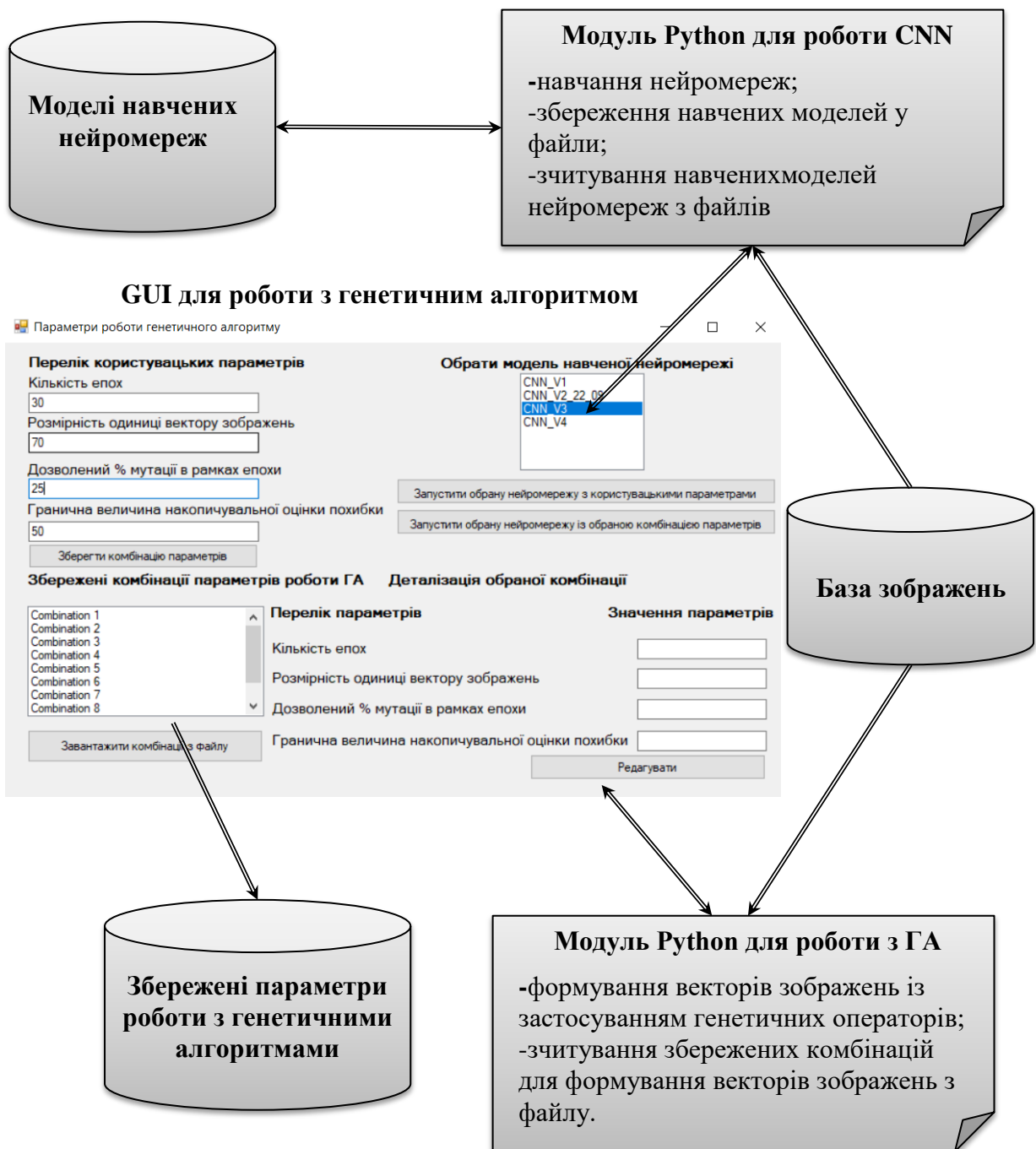


Рисунок 3.2 – Схема головного модуля інформаційної системи реалізації методу оцінювання ефективності нейронних мереж різних типів за допомогою генетичного алгоритму з використанням візуальної аналітики

Модуль інформаційної системи реалізації методу оцінювання ефективності нейронних мереж різних типів за допомогою генетичного алгоритму з використанням візуальної аналітики повинен виконувати наступні функції:

- навчання нейромереж;
- збереження навчених моделей у файли;
- зчитування навчених моделей нейромереж з файлів;
- формування векторів зображень із застосуванням генетичних операторів;
- зчитування збережених комбінацій для формування векторів зображень з файлу;
- збереження комбінацій роботи з генетичним алгоритмом у файл;
- редагування існуючих комбінацій роботи з генетичним алгоритмом;
- формування при запуску обраної нейронної мережі із обраними параметрами роботи генетичного алгоритму діаграм для візуальної аналітики.

Для зручності роботи користувача для роботи з модулем реалізації методу оцінювання ефективності нейронних мереж різних типів за допомогою генетичного алгоритму з використанням візуальної аналітики повинен бути реалізований інтерфейс користувача.

Отже, було сформовано архітектуру, а також описано функціонал модулів інформаційної системи оцінювання ефективності нейронних мереж різних типів.

### **3.2 Формування рекомендованої комбінації засобів розробки інформаційної системи**

Згідно з поставленим у розділі 1 завданням для реалізації методу оцінювання ефективності нейронних мереж різних типів за допомогою генетичного алгоритму з використанням візуальної аналітики необхідним є розробити програмний застосунок, що дозволяє завантажувати зображення,

налаштовувати користувацькі параметри, відображати збережені комбінації параметри роботи ГА та обирати модель навчання нейронної мережі.

Відповідно до цього структура системи складатиметься з графічного інтерфейсу користувача, модуля Python для роботи з CNN та модуля Python для роботи з ГА.

Отже, далі розглянуто програмні засоби, які використано для розробки програмного забезпечення, що реалізовує роботу методу оцінювання ефективності нейронних мереж різних типів за допомогою генетичного алгоритму з використанням візуальної аналітики.

На даному етапі розвитку інформаційних технологій існує можливість розробки декількох типів застосунків, що орієнтовані на роботу з користувачами, а саме:

- мобільні застосунки;
- веб-застосунки;
- настільні застосунки.

Для реалізації методу оцінювання ефективності нейронних мереж різних типів за допомогою генетичного алгоритму з використанням візуальної аналітики обрано саме настільний тип застосунку.

Настільна програмний застосунок – це програмне забезпечення, яке можна запускати на автономному комп'ютері для виконання певного завдання користувачем. Настільні застосунки розроблені для роботи в певній операційній системі, наприклад Windows, Mac або Linux та призначені в основному для роботи без підключення до мережі [29]. Основними перевагами настільних застосунків є [30]:

- настільні застосунки пропонують найвищий рівень автономності, порівняно з іншими типами застосунків, це означає, що такі застосунки цілком можуть виконувати свої функції без підключення до мережі;
- високий рівень безпеки дозволяє зберігати недоторканими свої конфіденційні дані;

- робота настільного застосунку залежить від потужності комп'ютера, на якому він встановлений, чим вища потужність, тим продуктивніше та швидше працює застосунок;

- велика кількість безкоштовних настільних застосунків та більший термін підписки для платних програм;

- простота в інсталяції та відсутня потреба в постійному оновленні;

- вищий рівень юзабіліті, порівняно з іншими типами, адже управляти настільними застосунками простіше і їх інтерфейс простіше реалізувати;

- можливість виконувати потужні обчислення, що потребують багато ресурсів, як от місце на жорсткому диску, оперативна пам'ять чи потужність відеокарти.

Саме тому перевагу надано розробці саме настільного застосунку для реалізації методу оцінювання ефективності нейронних мереж різних типів за допомогою генетичного алгоритму з використанням візуальної аналітики.

Зважаючи на розроблену структуру інформаційної системи, прийнято рішення використати мову програмування Python для реалізації модулів роботи з штучними нейронними мережами та мову програмування C# для реалізації користувацького інтерфейсу та роботи з файлами.

Python – це високорівнева інтерпретована мова динамічного програмування з високим рівнем читабельності коду. Python – це надзвичайно потужна та проста у вивченні мова програмування. Ця мова програмування підтримує широкий спектр парадигм програмування, його застосовують для вирішення багатьох задач – від роботи з графікою, до обробки великий масивів даних [31].

Ця мова програмування широко застосовується і серед науковців для вирішення різноманітних задач, наприклад, для обробки даних для різних застосунків з обробки даних. Python надає широкий спектр функціоналу для роботи з математикою, статистикою та бібліотеки для роботи з науковими програмними даними.

Python широко використовується в наукових і дослідницьких спільнотах, тому що він простий у використанні та має простий синтаксис, що дозволяє легко адаптуватися дослідниками, які не мали досвіду роботи з ним.

Завдяки розвиненій спільноті Python у вільному доступі існує безліч бібліотек, які дозволяють просто та швидко створювати застосунки для проведення досліджень. До прикладу, бібліотеки машинного навчання постійно оновлюються та вдосконалюються, що дає можливість проводити нові дослідження [32].

Саме з цих причин Python обрано для розробки модулів роботи з штучними нейронними мережами.

Щодо вибору мови програмування C# для створення користувацького інтерфейсу та роботи з файлами, то варто зазначити, що в цьому плані дана мова програмування має також ряд переваг [33].

Серед інших мов C# досі залишається однією з найпопулярніших мов програмування для розробки настільних застосунків. C# можна назвати доволі універсальною мовою програмування, саме тому більшість починаючих розробників, що створюють різного роду застосунки, обирають цю мову програмування. C# працює на платформі Windows .NET Framework, що яка має повну сумісність з операційною системою Windows. Згідно рисунку 3.3 саме ця операційна система в різних її версіях на сьогодні є найпопулярнішою серед власників персональних комп'ютерів.

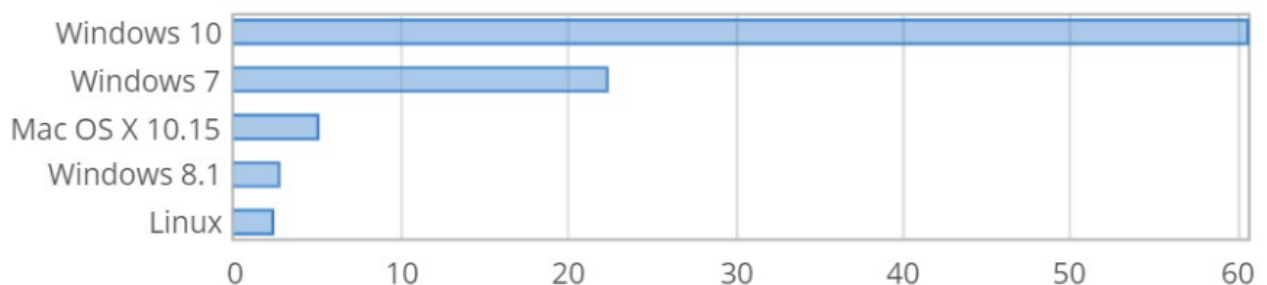


Рисунок 3.3 – Рейтинг операційних систем [34]

C# – сучасна мова програмування, що отримала ряд своїх характеристик від своїх попередників C і C++. Дана мова програмування може виконувати ряд задач, що актуальні у певних нішах створення програмного забезпечення [33].

Платформа .NET Framework та мова програмування C# є продуктами фірми Microsoft, як і операційна система Windows, а це означає, що інструменти, які надає .NET Framework та C# цілком сумісні та призначені для розробки настільних застосунків для ОС Windows.

З огляду на вищеперераховані переваги для розробки модулів для роботи з штучними неймережами обрано мову програмування Python, а для розробки користувацького інтерфейсу та роботи з файлами мову програмування C#. Обрані мови програмування в повному обсязі здатні реалізувати програмний застосунок для метода оцінювання ефективності нейронних мереж різних типів за допомогою генетичного алгоритму з використанням візуальної аналітики.

Для швидкої та повноцінної розробки програмних застосунків використовуються спеціальні інтегровані середовища розробки. Тому, для розробки програмного застосунку, що реалізовує метод оцінювання ефективності нейронних мереж різних типів за допомогою генетичного алгоритму з використанням візуальної аналітики за допомогою мов програмування Python та C# в даному розділі розглянуто вибір інтегрованих середовищ розробки (ІСР).

Загалом кожне інтегроване середовище складається з вікна текстового редактора, де розробники пишуть свій код. Також в ІСР має редактор проєктів, де зберігаються всі необхідні файли проєкту програми. Невід'ємною складовою також є вікно виводу. Основною перевагою ІСР є можливість попередження та пропозиції у вікні виводу, якщо програміст зробив помилку при написанні коду [35].

Для роботи з частиною програмного застосунку, що створений мовою програмування Python обрано середовище розробки PyCharm.

PyCharm – це гібридна платформа, що була розроблена JetBrains як ІСР для мови програмування Python. Зазвичай це ІСР використовується для розробки

застосунків Python. Дане середовище розробки доступне для декількох ОС, як от Windows, Linux або Mac OS. Це ICP має ряд переваг, як от [35].

- інтелектуальний редактор коду;
- зручна навігація написаним кодом;
- рефакторинг дозволяє розробникам покращувати внутрішню структуру без зміни зовнішньої продуктивності коду;
- підтримка багатьох фреймворків;
- підтримка наукових бібліотек Python, таких як Matplotlib, NumPy і Anaconda;
- інтеграція з різними інструментами, наприклад, IPython, Django та Pytes.

Для мови програмування C# також існує декілька редакторів програмного коду, проте найпопулярнішим є інтегроване середовище розробки Microsoft Visual Studio, яке і було обрано для розробки користувацького інтерфейсу програмного застосунку.

Microsoft Visual Studio – це ICP від фірми Microsoft. Воно використовується для розробки програмних застосунків для ОС Windows, а також веб-застосунків та мобільних застосунків.

Visual Studio має редактор коду, який за допомогою IntelliSense, а також рефакторингу коду дозволяє швидко створювати програмний код, витрачаючи менше зусиль, порівняно з іншими редакторами. Visual Studio включає в себе:

- налагоджувач, що використовується для пошуку та виправлення помилок програми
- конструктор форм, що дозволяє швидко та просто створювати складні програмні застосунки з графічним інтерфейсом користувача (Рисунок 3.4) [36]. Це є великою перевагою, враховуючи те, що мова C# для вирішення поставленої задачі використовується саме для створення користувацького інтерфейсу.
- інші розширення, що збільшують функціональність Visual Studio, а також підтримує макроси, надбудови та пакети розширень.

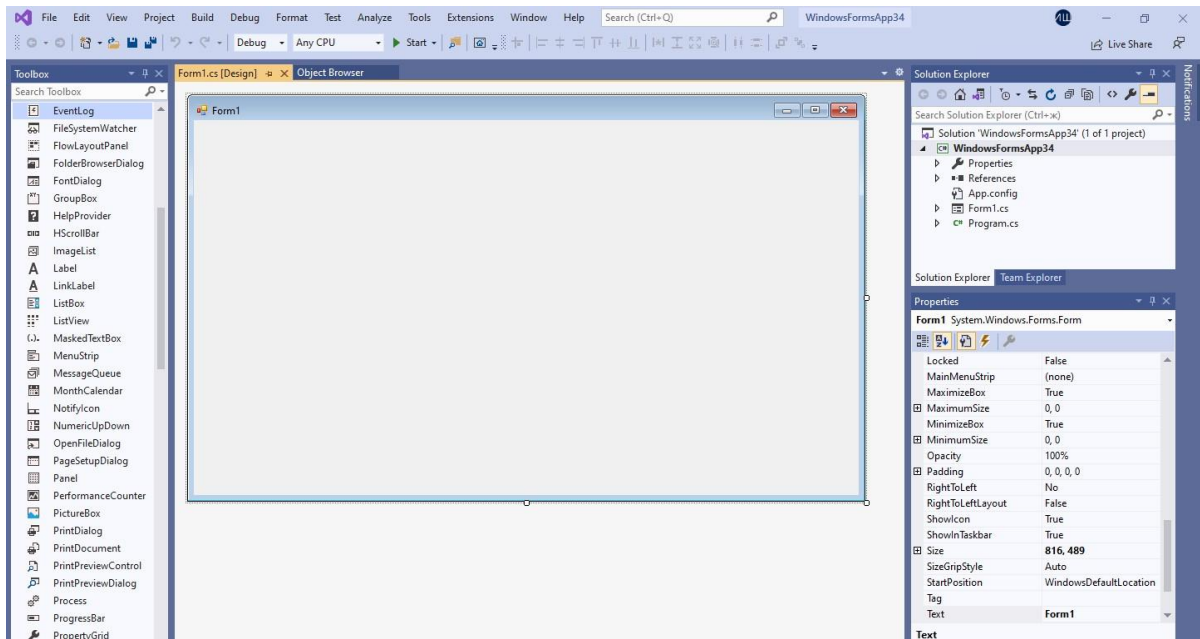


Рисунок 3.4 – Конструктор форм у Visual Studio [36]

Отже, PyCharm та Visual Studio ідеально підходять у якості інтегрованих середовищ розробки для обраних вище мов програмування, що використовуються для створення програмного застосунку, що реалізує метод оцінювання ефективності нейронних мереж різних типів за допомогою генетичного алгоритму з використанням візуальної аналітики.

Отже, в даному розділі виконано вибір засобів розробки інформаційної системи, а саме програмного застосунку, що реалізує метод оцінювання ефективності нейронних мереж різних типів за допомогою генетичного алгоритму з використанням візуальної аналітики.

Прийнято рішення розробити програмний застосунок у вигляді настільного застосунку мовами Python та C#. Використати мову програмування Python для розробки модуля роботи з штучними нейронними мережами та мову програмування C# для розробки користувацького інтерфейсу та роботи з файлами. У якості інтегрованих середовищ розробки прийнято рішення використати PyCharm та Visual Studio відповідно. Дані засоби розробки ІС цілком задовільняють потреби розробника під час створення настільного застосунку що реалізує метод оцінювання ефективності нейронних мереж

різних типів за допомогою генетичного алгоритму з використанням візуальної аналітики.

### 3.3 Опис експериментальних даних для розпізнавання нейронними мережами

Діагностика захворювань крові часто включає ідентифікацію та характеристику зразків крові пацієнтів у лікарнях. Автоматизовані методи виявлення та класифікації підтипів клітин крові мають важливе медичне застосування [37].

Вибірка даних містить 12 500 доповнених зображень клітин крові у форматі JPEG із супровідними мітками типів клітин – CSV. Є близько 3000 зображень для кожного з 4 різних типів клітин, згрупованих по 4-х різних каталогах, відповідно до типу клітинки. Типи клітин: еозинофіли, лімфоцити, моноцити та нейтрофіли. На рисунку 3.5 показано фрагмент вибірки з типом клітин еозинофілів.

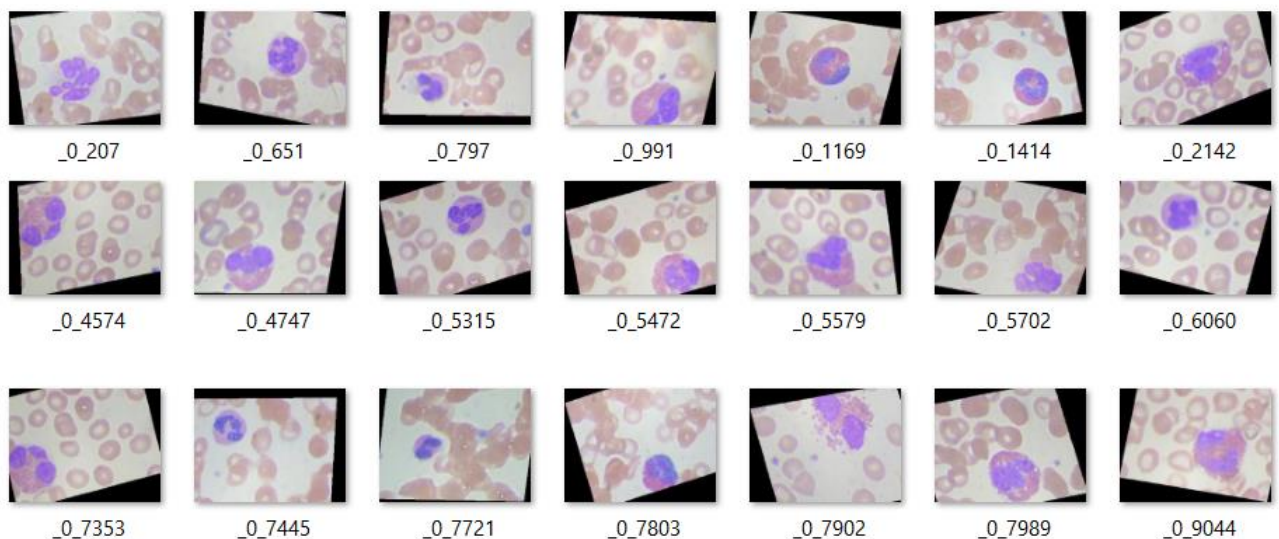


Рисунок 3.5 – Фрагмент вибірки з типом клітин «еозинофіли»

Даний набір даних супроводжується додатковим набором даних, що містить оригінальні 410 зображень, а також дві додаткові мітки підтипу (WBC та WBC), а також обмежувальні рамки для кожної клітки у кожному із цих 410 зображень (JPEG та метадані XML). Зокрема, папка «dataset-master» містить 410 зображень клітин крові з мітками підтипів та рамками (JPEG + XML), а каталог «dataset2-master» містить 2500 доповнених зображень і 4 додаткові мітки підтипів (JPEG + CSV). Є близько 3000 доповнених зображень для кожного класу з 4 класів порівняно з 88, 33, 21 і 207 зображеннями кожного типу клітини в папці «dataset-master».

### **3.4 Особливості нейронної мережі глибокого навчання**

Для задачі оцінювання ефективності нейронних мереж різних типів найкраще себе зарекомендували згорткові нейронні мережі.

Згорткові нейронні мережі (ЗНМ, CNN) – це особливий тип прямої нейронної мережі. ЗНМ широко використовується в задачах розпізнавання зображень.

У ЗНМ вхідні дані представляються у вигляді багатовимірних масивів. Ця нейронна мережа використовує згортку. Згортка в свою чергу представляє собою математичну операцію, яка дозволяє об'єднувати два набори даних. У ЗНМ згортка застосовується до вхідних даних, з метою їх відфільтрувати [38].

Мета ЗНМ полягає в тому, щоб зменшити зображення, з метою полегшення їх обробки, але без втрати функцій, які є цінними для створення точного прогнозу.

ЗНМ складається з наступних компонентів:

- згортковий шар відповідає за розпізнавання особливостей у пікселях.
- рівень об'єднання відповідає за те, щоб зробити ці функції більш абстрактними.

– повністю підключений рівень відповідає за використання отриманих функцій для прогнозування.

Особливої уваги варто приділити саме згортковому шару. Далі описано особливості його реалізації.

На вхід в згортковий шар потрапляє представлення розміром  $W_1 \times H_1 \times D_1$ . Також необхідною умовою є наявність чотирьох гіпер-параметрів:

- $K$  – загальна кількість фільтрів;
- $F$  – просторовий розмір фільтрів;
- $S$  – розмір кроку;
- $P$  – розмір для вирівнювання.

Після чого формується результуюче представлення розміром  $W_2 \times H_2 \times D_2$ . Ці параметри представлені формулами [39]:

$$W_2 = \frac{W_1 - F + 2P}{S + 1} \quad (3.1)$$

$$H_2 = \frac{H_1 - F + 2P}{S + 1} \quad (3.2)$$

$$D_2 = K \quad (3.3)$$

У вихідному представленні  $d$ -шар, що має розмір  $W_2 \times H_2$  відображає результат виконання згортки. Стандартними значення для перерахованих вище гіпер-параметрів, встановлюють зазвичай  $F=3$ ,  $S=1$ ,  $P=1$ . Такі значення встановлено шляхом експериментів.

Отже, згорткова нейронна мережа – це найпоширеніший тип мереж, що призначена для задач розпізнавання зображень. Такого типу мережі складають з трьох компонентів, основний з них – згортковий шар.

### **Висновки до розділу 3**

У рамках виконання третього розділу було описано архітектуру модулів інформаційної системи оцінювання ефективності нейронних мереж різних типів,

що дозволить на її основі створити відповідну програмну реалізацію. Також описано функціонал модулів інформаційної системи.

Проведено аналіз сучасних засобів розробки, відповідно до якого було прийнято рішення в подальшому розробити прикладне програмне забезпечення використовуючи мову програмування C# для реалізації графічного інтерфейсу користувача, модуля Python для роботи з CNN та модуля Python для роботи з генетичними алгоритмами.

Для майбутніх досліджень також було обрано відповідне джерело експериментальних даних. Джерелом експериментальних даних буде вибірка із 12 500 доповнених зображень клітин крові, які згрупованих по 4-х різних каталогах, відповідно до типу клітинки. Типи клітин що розрізняються: еозинофіли, лімфоцити, моноцити та нейтрофіли.

## Розділ 4

# Дослідження ефективності інформаційної технології автоматизованого розпізнавання образів нейронною мережею

### 4.1 Розробка прикладних компонентів інформаційної системи

Для практичного застосування методу оцінювання ефективності нейронних мереж різних типів за допомогою генетичного алгоритму з використанням візуальної аналітики було розроблено прикладне застосування, головна сторінка якого зображена на рисунку 4.1.

Для розробки інформаційної системи використано платформу .NET з мовою програмування C# та реалізацією модуля штучних нейронних мереж мовою Python.

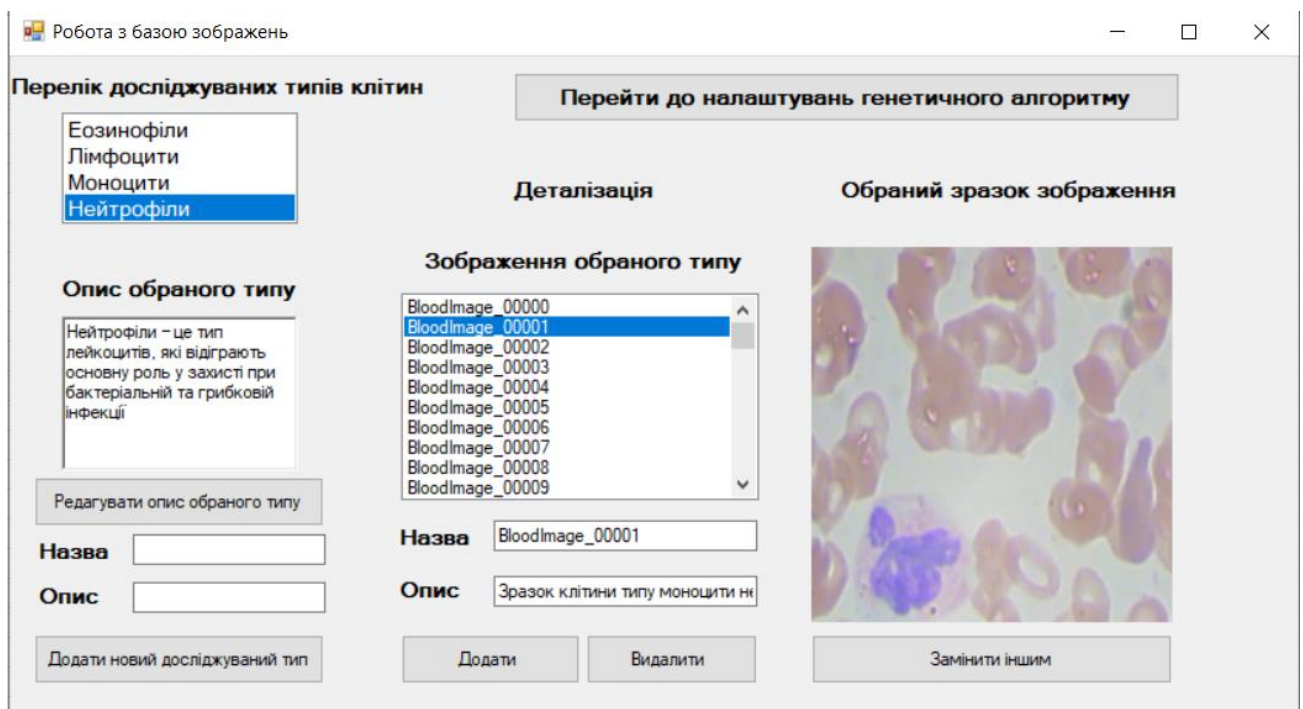


Рисунок 4.1 – Інтерфейс застосування реалізації методу оцінювання ефективності нейронних мереж різних типів за допомогою генетичного алгоритму з використанням візуальної аналітики

Інформаційна система умовно поділена на застосунок попередньої обробки даних та налаштувань користувача та застосунок мовою Python для аналізу ефективності застосування штучних нейронних мереж різних типів.

Метод реалізації відображення даних по каталогах згідно з типами клітин виглядає так:

```
private void ReadFileFromCatalog(String catalogPath,String subcatalogName)
{
    var test = catalogPath + subcatalogName ;
    DirectoryInfo di = new DirectoryInfo(test);
    string[] fileNames = new string[Directory.GetFiles(test).Length];
    int photoCount = 0;
    foreach (var bloodPhoto in di.GetFiles())
    {
        fileNames[photoCount] = bloodPhoto.Name;
        listBox2.Items.Add("" + fileNames[photoCount]);
        photoCount++;
    }
}
```

Ілюстрація коректної роботи метода проілюстровано на рисунку 4.2.

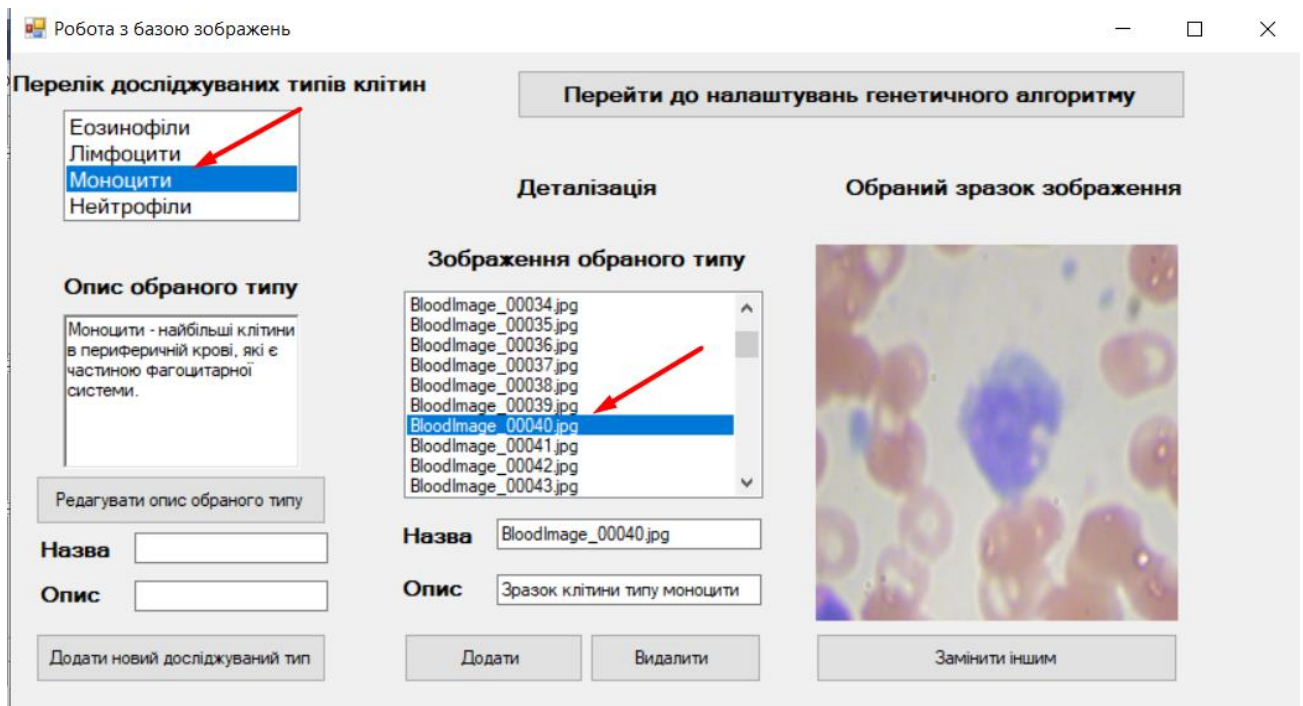


Рисунок 4.2 – Відображення переліку зображень клітини типу «Моноцити»

З поточної форми окрім роботи з базою зображень також можна перейти до форми налаштувань генетичного алгоритму. Форма має вигляд, як на рисунку 4.3.

Параметри роботи генетичного алгоритму

**Перелік користувацьких параметрів**

Кількість епох

Розмірність одиниці вектору зображень

Дозволений % мутації в рамках епохи

Гранична величина накопичувальної оцінки похибки

**Обрати модель навченої нейромережі**

CNN\_V1  
 CNN\_V2\_22\_09  
 CNN\_V3  
 CNN\_V4

**Збережені комбінації параметрів роботи ГА**

Combination 1  
 Combination 2  
 Combination 3  
 Combination 4  
 Combination 5  
 Combination 6  
 Combination 7  
 Combination 8

**Деталізація обраної комбінації**

Перелік параметрів	Значення параметрів
Кількість епох	<input type="text"/>
Розмірність одиниці вектору зображень	<input type="text"/>
Дозволений % мутації в рамках епохи	<input type="text"/>
Гранична величина накопичувальної оцінки похибки	<input type="text"/>

Рисунок 4.3 – Форма параметрів роботи генетичного алгоритму

Форма дозволяє як увести потрібні параметри самостійно, для чого потрібно заповнити верхній лівий фрагмент параметрів. Також можна обрати одну з уже існуючих комбінацій генетичного алгоритму, якщо обрати одну із комбінацій присутню у переліку. При виборі існуючої комбінації її параметри будуть відображені у правому нижньому кутку. Також для запуску експерименту потрібно обрати одну із вже навчених моделей нейромереж з переліку під написом «Обрати модель навченої нейромережі».

На рисунку 4.4 проілюстровано заповнення користувацьких параметрів для роботи генетичного алгоритму, та обирання однієї із версій вже навченої нейромережі.

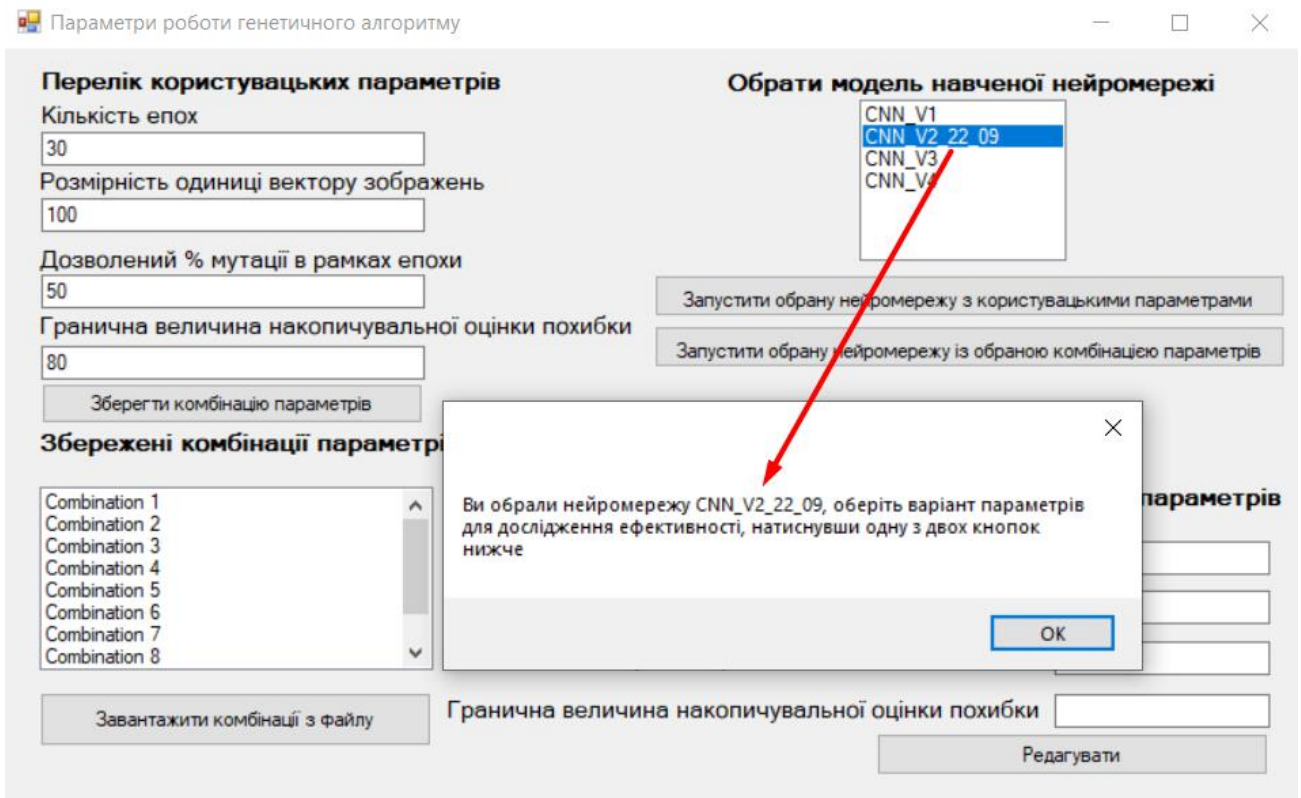


Рисунок 4.4 – Форма параметрів роботи генетичного алгоритму із вибором нейромережі

Код методу *startP()* який буде запускати програмний код Python із обраною нейромережею для дослідження проілюстровано нижче:

```
void startP(String modelName) {
    Process process = new Process();
    process.StartInfo.FileName = "python";
    process.StartInfo.Arguments = modelName;
    process.StartInfo.UseShellExecute = false;
    process.StartInfo.RedirectStandardOutput = true;
    process.StartInfo.RedirectStandardError = true;
    process.OutputDataReceived += (s, e1) => Console.WriteLine(e1.Data);
    process.ErrorDataReceived += (s, e2) => Console.WriteLine(e2.Data);
    process.Start();
    process.BeginOutputReadLine();
    process.BeginErrorReadLine();
    process.WaitForExit();
}
```

Для його запуску користувач повинен натиснути на кнопку «Запустити обрану нейромережу з користувацькими параметрами». Буде виведено повідомлення та відбудеться запуск нейромережі (Рисунок 4.5).

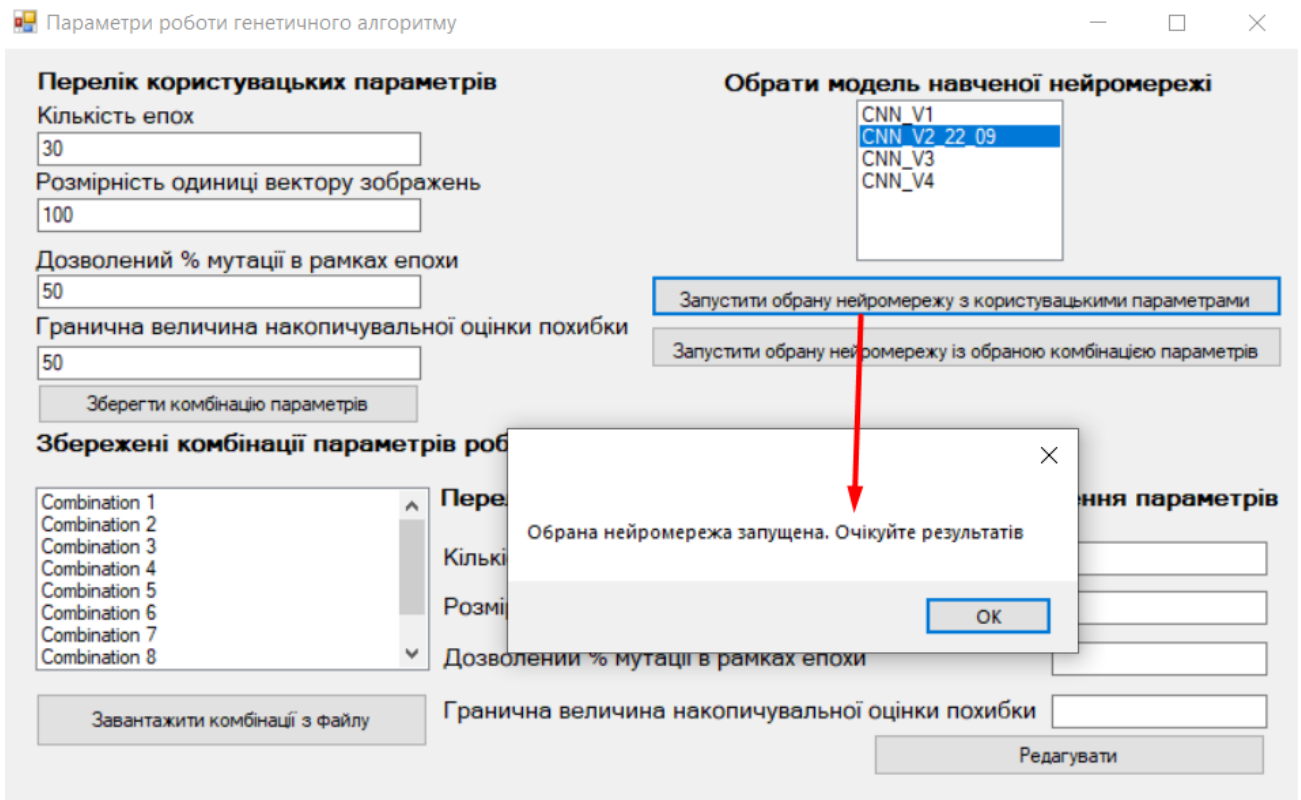


Рисунок 4.5 – Повідомлення про запуск обраної нейромережі

Для роботи генетичного алгоритму також написано програмний код мовою Python. Фрагмент програмного коду що ілюструє метод класу популяції для додавання індивідів наведено нижче:

```
class Population:
    def __init__(self):
        self.V = []
        for i in range(countVectors):
            c=newIndivid()
            self.V.append(c)
```

, де  $V$  – масив популяції із 30 векторів зображень. Функція *newIndivid()* додає нового індивіда, який є вектором зображень.

Наступний фрагмент коду реалізовує функцію *info()*, у якій відбувається застосування функції втрат та виведення індивідів популяції:

```
def info(self):
    for i in range(countVectors):
        for j in range(CountIndivids):
            print(self.V[i].A[j], end = "")
            print("=",end="")
            self.V[i].fitness()
            print(self.V[i].fit)
```

Отже, за розробленою архітектурою було створено прикладну інформаційну систему реалізації методу оцінювання ефективності нейронних мереж різних типів за допомогою генетичного алгоритму з використанням візуальної аналітики.

#### 4.2 Прикладне тестування інформаційної системи

Для апробації виконання функцій прикладної програмної реалізації методу оцінювання ефективності нейронних мереж різних типів за допомогою генетичного алгоритму було розроблено тест-кейси. У першому тестовому випадку виконується перевірка коректного відображення переліку зазначених зображень клітин крові обраного типу. Для здійснення перевірки першого тестового випадку потрібно запустити модуль для роботи з базою зображень, та обрати з переліку досліджуваних типів клітин «Нейтрофіли». Тест-кейс описано у таблиці 4.1.

Таблиця 4.1 – Тест-кейс АВ0001

<b>Тест-кейс ID:</b> АВ0001	<b>Пріоритет:</b> 1	<b>Створено:</b> 05.10.2022, Майор Є.В.
<b>Назва:</b> Перевірка коректності відображення переліку зазначених зображень клітин крові обраного типу		
<b>Вхідні дані:</b> Обираємо параметр з переліку досліджуваних типів клітин «Нейтрофіли»		
<b>Кроки</b>	<b>Очікуваний результат</b>	
<ol style="list-style-type: none"> <li>Запустити клієнтську частину застосування модуля «Робота з базою зображень»</li> <li>Обрати параметр з переліку досліджуваних типів клітин «Нейтрофіли»</li> </ol>	<p>У полі «Опис обраного типу» з'являється відповідний опис, у полі «зображення обраного типу» відображаються зображення із каталогу «Нейтрофіли»</p>	
<b>Результат виконання тест-кейсу:</b> пройдено успішно		

Результат виконання тестового випадку описаного у таблиці 4.1 проілюстровано на рисунку 4.6.

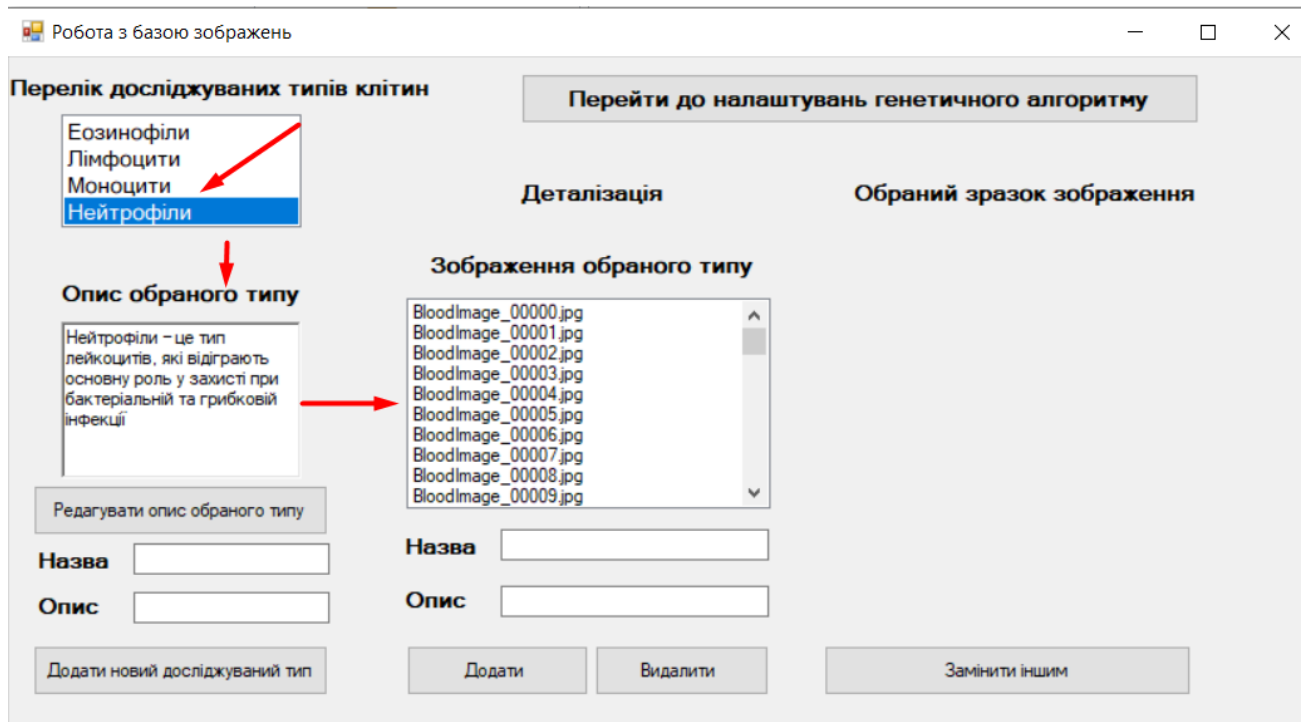


Рисунок 4.6 – Відображення інформації про досліджуваний тип та виведення переліку наявних зображень вказаного типу

Наступним тестовим випадком буде перевірка додавання нового досліджуваного типу клітин. Для цього потрібно зайти на модуль «Робота з базою зображень», та у полях нижнього лівого кутку прописати новий тип та його опис, після чого натиснути кнопку «Додати досліджуваний тип». Доданий тип повинен відобразитись у переліку досліджуваних типів клітин та при його виборі повинен відобразитись його опис. Кроки даного тест-кейсу описані у таблиці 4.2.

Результат виконання другого тестового випадку описаного у таблиці 4.2 проілюстровано на рисунку 4.7.

Таблиця 4.2 – Тест-кейс АВ0002

Тест-кейс ID: АВ0002	Пріоритет: 1	Створено: 07.10.2022, Майор Є.В.
Назва: Перевірка додавання нового досліджуваного типу клітин		
Кроки	Очікуваний результат	
<ol style="list-style-type: none"> <li>Запустити клієнтську частину застосування модуля «Робота з базою зображень»</li> <li>У поле «Назва» лівого нижнього кутку вписати «Базофіли»</li> <li>У поле «Опис» лівого нижнього кутку додати текст опису</li> <li>Натиснути кнопку «Додати новий досліджуваний тип»</li> <li>Обрати з переліку щойно доданий тип клітини «Базофіли»</li> </ol>	<p>До переліку досліджуваних типів клітин додано «Базофіли»</p> <p>Відобразиться опис базофілів у полі «Опис обраного типу»</p>	
Результат виконання тест-кейсу: пройдено успішно		

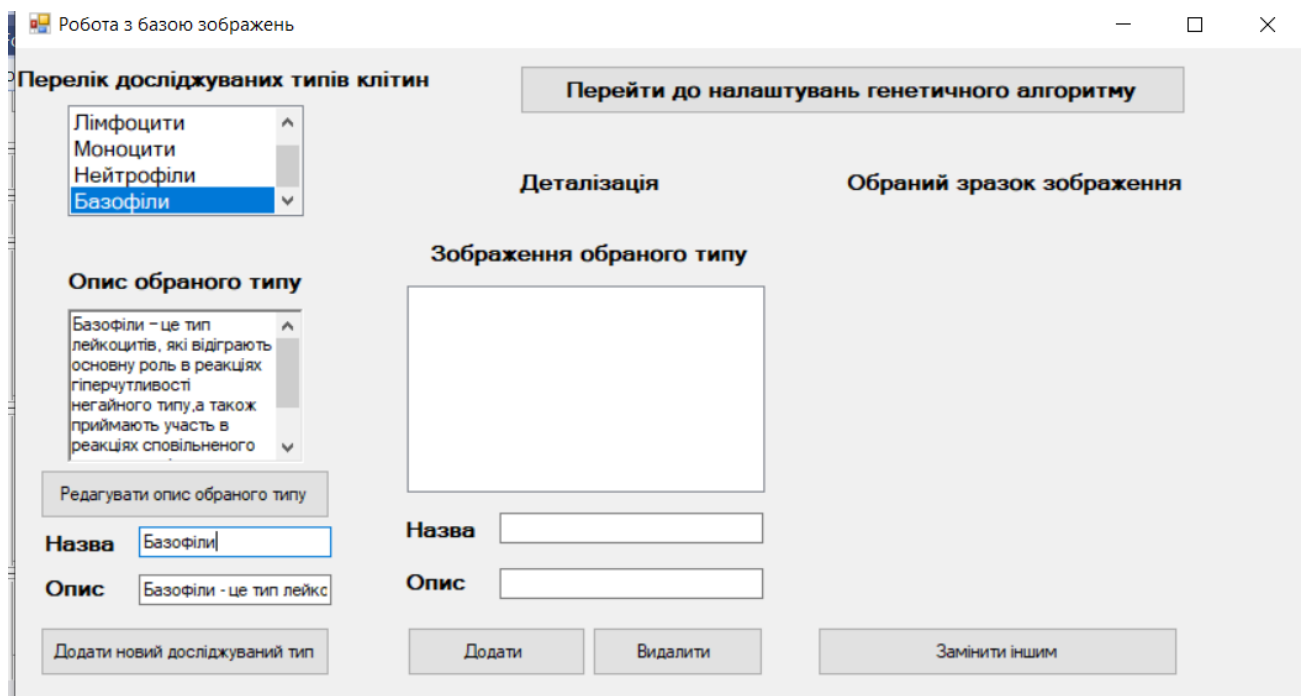


Рисунок 4.7 – Відображення інформації про доданий тип клітини та його опис

Було виконано прикладне тестування інформаційної системи засобами тест-кейсів. Під час виконання тестування всі заявлені функції системи працювали коректно, відповідно до поставлених завдань. Наочно продемонстровано, що прикладна програмна реалізація працює успішно та дефектів не має.

#### **4.3 Дослідження ефективності інформаційної системи на основі методу оцінювання ефективності нейронних мереж різних типів за допомогою генетичного алгоритму з використанням візуальної аналітики**

Для дослідження ефективності інформаційної на базі методу оцінювання ефективності нейронних мереж різних типів за допомогою генетичного алгоритму було використано елементи візуальної аналітики. Параметри для дослідження інформаційної системи:

$E$  – гранична максимальна кількість епох для завершення роботи алгоритму;

$P_1$  – відсоток особин вибірки із числа кращих зразків стартової вибірки;

$P_2$  – відсоток особин робочої вибірки із числа кращих зразків попередньої епохи;

$P_3$  – відсоток особин робочої вибірки із числа кращих зразків поточної епохи;

$D$  – допустимий діапазон мутації;

$N$  – кількість векторів зображень;

$C$  – кількість зображень у одному векторі.

Отже, у загальному популяція формується шляхом об'єднання особин стартової та наступних популяцій у заданих відсоткових діапазонах і мутацією.

$$P = \{P_1 \cup P_2 \cup P_3 \cup D\}$$

Згідно опису у другому розділі, візуальна аналітика застосовується до оцінки роботи генетичного алгоритму у вигляді об'єднаної діаграми для візуалізації значень показника оцінки векторів зображень по епохах.

На рисунку 4.8 наведено приклад розподілу показників оцінок ефективності розпізнавання елементів векторів зображень по епохах з показниками:  $E = 50$ ,  $N = 30$ ,  $C = 100$ .

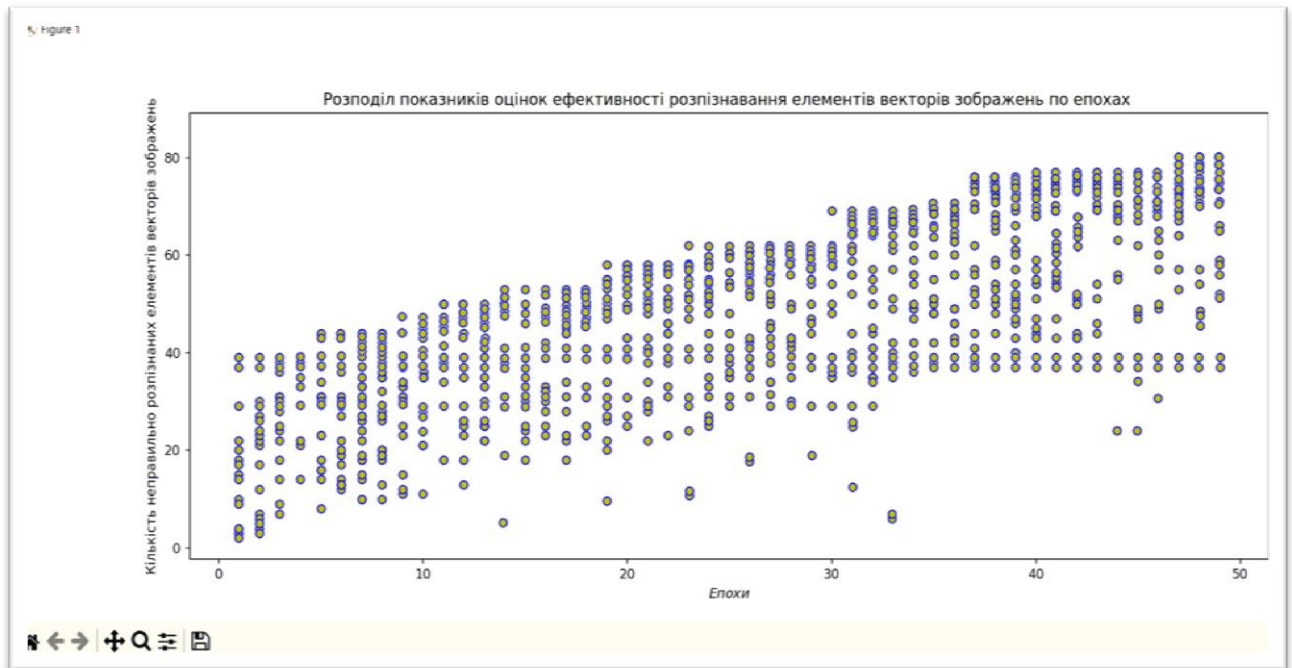


Рисунок 4.8 – Розподіл показників оцінок векторів зображень по епохах із заданими параметрами (експеримент 1)

Згідно графіка на рисунку 4.8, рекомендовано незначне збільшення показника кількості мутацій на вектор зображень протягом однієї епохи, так як візуально спостерігається деяке звуження діапазону значень. Також рекомендовано збільшити граничну максимальну кількість епох.

На рисунку 4.9 наведено приклад розподілу показників оцінок ефективності розпізнавання елементів векторів зображень по епохах з такими показниками:  $E = 30$ ,  $N = 30$ ,  $C = 100$ .



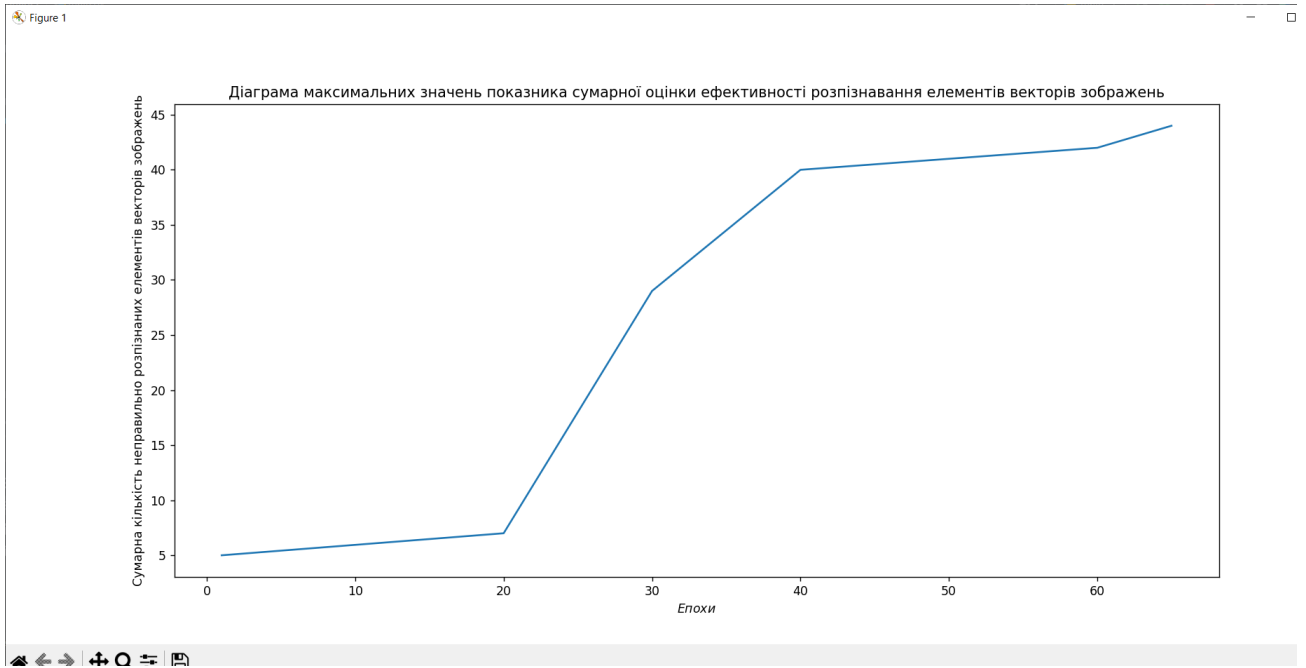


Рисунок 4.10 – Діаграма максимальних значень показника сумарної оцінки ефективності розпізнавання елементів векторів зображень (експеримент 3)

Для варіанту, описаного на рисунку 4.10 рекомендовано збільшити кількість епох. Також, для даного випадку можна збільшити розмірність вектору зображень.

На рисунку 4.11 наведено діаграми для візуалізації максимальних значень показника сумарної оцінки ефективності розпізнавання елементів векторів зображень по епохам з такими показниками:  $E = 100$ ,  $N = 30$ ,  $C = 15$ ,  $D = 50$ .

Згідно критерію 4, описаного у 2.3, спостерігається зростання максимальних значень показника сумарної оцінки ефективності розпізнавання елементів векторів зі стабілізацією значень раніше закінчення проходження зазначеної кількості епох.

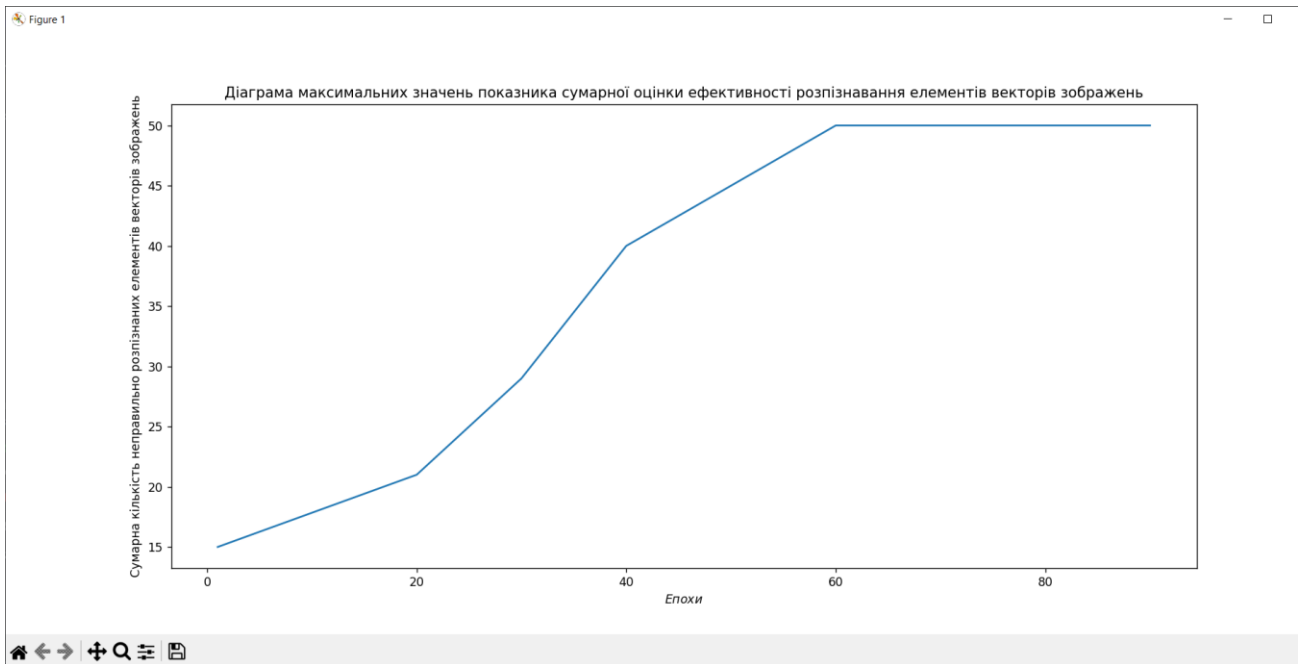


Рисунок 4.11 – Діаграма максимальних значень показника сумарної оцінки ефективності розпізнавання елементів векторів зображень (експеримент 4)

У такому випадку рекомендовано збільшити показники кількості елементів у векторі зображень, оскільки крива максимальних значень показника сумарної оцінки ефективності розпізнавання елементів векторів наближається до значень поточного показника сумарної оцінки ефективності розпізнавання елементів векторів.

На рисунку 4.12 наведено діаграми для візуалізації максимальних значень показника сумарної оцінки ефективності розпізнавання елементів векторів зображень по епохам з такими показниками:  $E = 70$ ,  $N = 40$ ,  $C = 20$ ,  $D = 50$ .

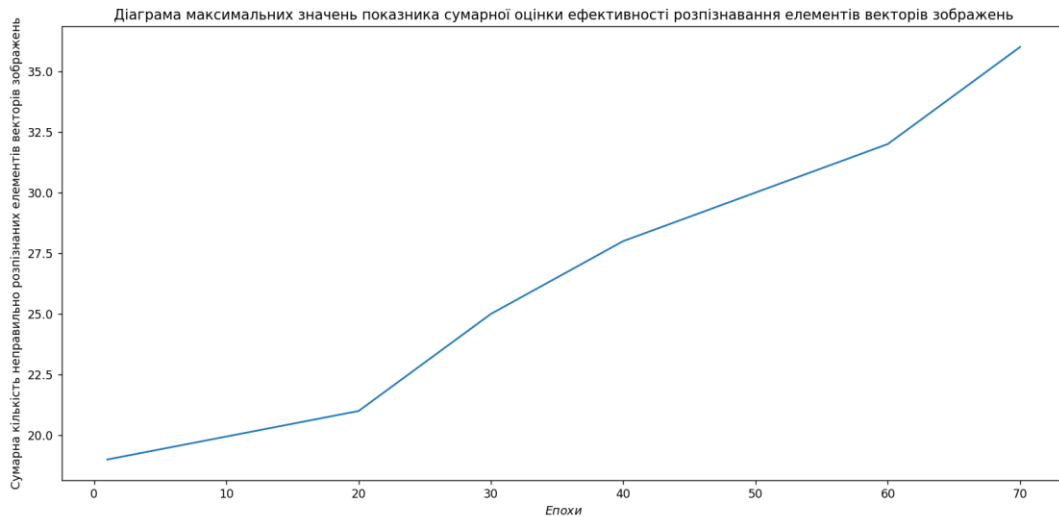


Рисунок 4.12 – Діаграма максимальних значень показника сумарної оцінки ефективності розпізнавання елементів векторів зображень (експеримент 5)

Згідно критерію 2, описаного у 2.3, спостерігається зростання максимальних значень показника сумарної оцінки ефективності розпізнавання елементів векторів без стабілізації значень.

Для варіанту, описаного на рисунку 4.12 рекомендовано збільшити розмірність вектору зображень, а також рекомендовано збільшити кількість епох.

На рисунку 4.13 наведено діаграми для візуалізації максимальних значень показника сумарної оцінки ефективності розпізнавання елементів векторів зображень по епохам з такими показниками:  $E = 75$ ,  $N = 30$ ,  $C = 40$ ,  $D = 40$ .

Випадок, проілюстрований на рисунку 4.13 підходить найближче під критерій 3, оскільки на рисунку присутнє зростання максимальних значень показника сумарної оцінки ефективності розпізнавання елементів векторів зі стабілізацією значень. Відповідно до критерію 3, рекомендовано залишити параметри без змін.

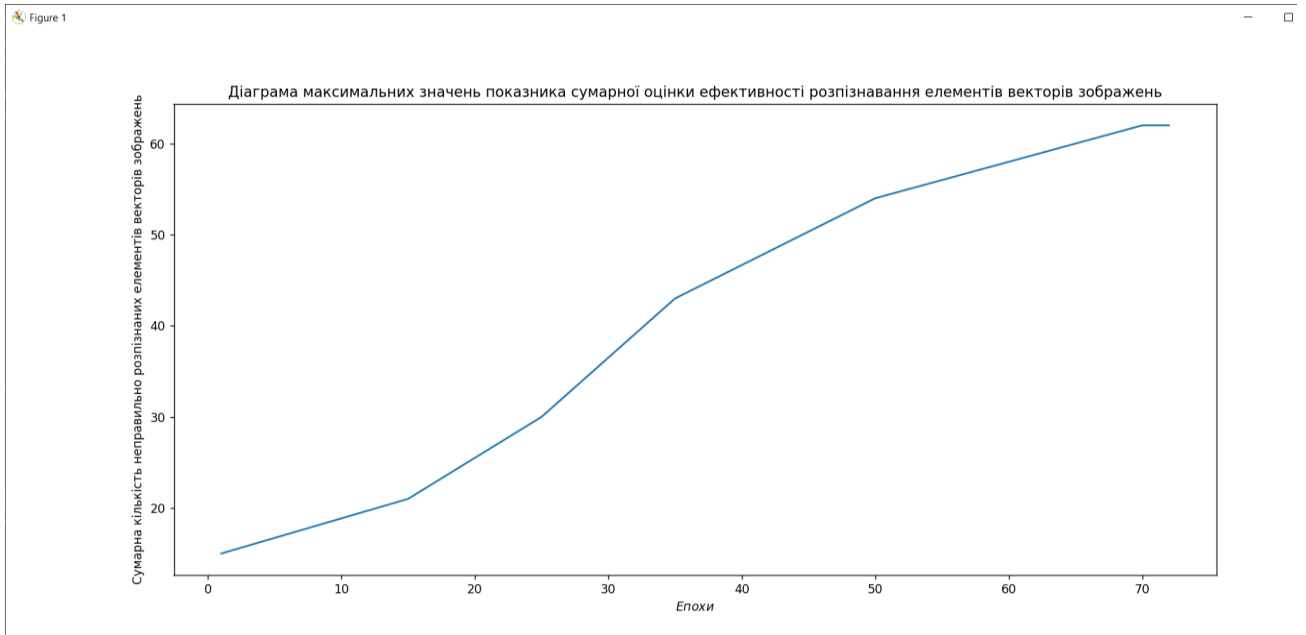


Рисунок 4.13 – Діаграма максимальних значень показника сумарної оцінки ефективності розпізнавання елементів векторів зображень (експеримент б)

Таким чином, дослідження ефективності інформаційної системи на основі методу оцінювання ефективності нейронних мереж різних типів за допомогою генетичного алгоритму з використанням візуальної аналітики було проведено успішно.

Дане дослідження доводить спроможність розробленої інформаційної системи та дозволяє оцінювати ефективність нейронних мереж різних типів за допомогою генетичного алгоритму з використанням візуальної аналітики було проведено успішно.

#### Висновки до розділу 4

У рамках четвертого розділу було розроблено прикладні компоненти інформаційної системи практичного застосування методу оцінювання ефективності нейронних мереж різних типів за допомогою генетичного алгоритму з використанням візуальної аналітики. Інформаційна система умовно поділена на застосунок попередньої обробки даних та налаштувань користувача і

застосунок мовою Python для аналізу ефективності застосування штучних нейронних мереж різних типів.

Розроблені компоненти пройшли прикладне тестування інформаційної системи засобами тест-кейсів, згідно з якими було встановлено що весь функціонал працює коректно та відповідно до поставлених завдань.

Було проведено дослідження ефективності інформаційної системи, що доводить спроможність розробленої інформаційної системи та дозволяє проводити оцінку ефективності нейронних мереж різних типів за допомогою генетичного алгоритму з використанням візуальної аналітики.

## Загальні висновки

Кваліфікаційна робота магістра розв'язує науково-технічну задачу автоматизованого оцінювання ефективності нейронних мереж різних типів. Зокрема, для розв'язання задачі відбувається аналіз векторів зображень із застосуванням генетичних алгоритмів, й які використовуються у якості вхідних даних для оцінок роботи нейромереж глибокого навчання, при цьому для оцінок ефективності нейромереж використовуються засоби візуальної аналітики.

За результатом виконання роботи були *поставлені та вирішені наступні завдання*:

1. Досліджено сучасний стан візуальної аналітики й виконати аналіз існуючих нейронних мереж, зокрема нейромереж глибокого навчання, та відомих підходів до використання генетичних алгоритмів для дослідження ефективності використання нейронних мереж різних типів.

2. Розроблено метод оцінювання ефективності нейронних мереж різних типів за допомогою генетичного алгоритму з використанням візуальної аналітики.

3. Розроблено прикладну інформаційну систему для автоматизованого оцінювання ефективності нейронних мереж різних типів за допомогою генетичного алгоритму з використанням візуальної аналітики.

4. Проведено прикладне дослідження ефективності прикладної інформаційної системи автоматизованого оцінювання ефективності нейронних мереж різних типів за допомогою генетичного алгоритму з використанням візуальної аналітики.

В результаті роботи було вперше розроблено метод оцінювання ефективності нейронних мереж різних типів з використанням візуальної аналітики, який дозволяє візуально оцінити ефективність розпізнавання образів нейронною мережею через пошук за допомогою генетичного алгоритму максимальної кількості некоректно розпізнаних зразків із тестової вибірки,

дозволяючи за вхідними даними у вигляді множини тестових іменованих зображень для обраної нейронної мережі одержувати вихідні дані у вигляді візуального подання показників ефективності розпізнавання елементів векторів зображень обраною нейронною мережею.

В якості вхідних даних для розпізнавання обрано цифрові світлини клітин крові, проте у цій якості можливе розпізнавання і інших образів різного характеру.

Основні наукові і практичні результати кваліфікаційної роботи магістра доповідались у доповіді на тему «Інформаційна модель генетичного алгоритму навчання нейронної мережі» на XIV Всеукраїнській науково-практичній конференції «Актуальні проблеми комп'ютерних наук АПКН-2022» (18-19 листопада 2022 року) й у доповіді на тему «Використання генетичного алгоритму для оцінювання ефективності розпізнавання образів нейронною мережею» на 3rd International scientific and practical conference «Progressive research in the modern world». За темою роботи автором виконано 2 наукові публікації [40, 41].

## Перелік посилань

1. Pew Research Center. Artificial Intelligence and the Future of Humans. URL: <https://www.pewresearch.org/internet/2018/12/10/artificial-intelligence-and-the-future-of-humans>
2. Wikipedia. Artificial neural network. URL: [https://en.wikipedia.org/wiki/Artificial\\_neural\\_network](https://en.wikipedia.org/wiki/Artificial_neural_network)
3. Freecodecamp. Deep Learning Neural Networks Explained in Plain English <https://www.freecodecamp.org/news/deep-learning-neural-networks-explained-in-plain-english>
4. Investopedia. What Is a Neural Network? URL: <https://www.investopedia.com/terms/n/neuralnetwork.asp>
5. Aws. Introducing Gluon – An Easy-to-Use Programming Interface for Flexible Deep Learning. URL: <https://aws.amazon.com/ru/blogs/machine-learning/introducing-gluon-an-easy-to-use-programming-interface-for-flexible-deep-learning/>
6. Masters in datascience. What Is a Neural Network? URL: <https://www.mastersindatascience.org/learning/what-is-ai/neural-network/>
7. IBM. Types of neural networks. URL: <https://www.ibm.com/cloud/learn/neural-networks#toc-types-of-n-YgdI1-Kt>
8. Wikipedia. Long short-term memory. URL: [https://en.wikipedia.org/wiki/Long\\_short-term\\_memory](https://en.wikipedia.org/wiki/Long_short-term_memory)
9. Wikipedia. Згорткова нейронна мережа. URL: [https://uk.wikipedia.org/wiki/Згорткова\\_нейронна\\_мережа](https://uk.wikipedia.org/wiki/Згорткова_нейронна_мережа)
10. Investopedia. Types of Neural Networks. URL: <https://www.investopedia.com/terms/n/neuralnetwork.asp#toc-types-of-neural-networks>
11. Towards datascience. Ensemble Methods in Machine Learning: What are They and Why Use Them? URL: <https://towardsdatascience.com/ensemble-methods-in-machine-learning-what-are-they-and-why-use-them-68ec3f9fef5f>

12. Шатовська Т. Б.. Класифікація нейронних мереж та їх властивості.  
URL:  
[https://dl.nure.ua/pluginfile.php/634/mod\\_resource/content/2/content/content1.html](https://dl.nure.ua/pluginfile.php/634/mod_resource/content/2/content/content1.html)
13. Svitla. Modern methods of neural network training. URL:  
<https://svitla.com/blog/modern-methods-of-neural-network-training>
14. Studfile. Штучний нейрон. URL: <https://studfile.net/preview/5461803>
15. Analyticsvidhya. Quick Guide to Evaluation Metrics for Supervised and Unsupervised Machine Learning. URL:  
<https://www.analyticsvidhya.com/blog/2020/10/quick-guide-to-evaluation-metrics-for-supervised-and-unsupervised-machine-learning/>
16. Slobodzian V., Kovalchuk O., Molchanova M., Sobko O., Mazurets O., Barmak O., Krak I. Text Data Vectorization Model of Ukrainian-Language Internet Communication Content. CEUR Workshop Proceedings, 2022, vol. 3171, pp. 561–571
17. Kdnuggets. How to Evaluate the Performance of Your Machine Learning Model. URL: <https://www.kdnuggets.com/2020/09/performance-machine-learning-model.html>
18. Wikipedia. Confusion\_matrix. URL:  
[https://en.wikipedia.org/wiki/Confusion\\_matrix](https://en.wikipedia.org/wiki/Confusion_matrix)
19. Ecat. Нейроні мережі і генетичні алгоритми. URL:  
[http://ecat.diit.edu.ua/ft/NN\\_GA.pdf](http://ecat.diit.edu.ua/ft/NN_GA.pdf)
20. Іу. Krak, O. Barmak, E. Manziuk. Using visual analytics to develop human and machine-centric models: A review of approaches and proposed information technology. URL:  
[https://www.researchgate.net/publication/339342463\\_Using\\_visual\\_analytics\\_to\\_develop\\_human\\_and\\_machine-centric\\_models\\_A\\_review\\_of\\_approaches\\_and\\_proposed\\_information\\_technology](https://www.researchgate.net/publication/339342463_Using_visual_analytics_to_develop_human_and_machine-centric_models_A_review_of_approaches_and_proposed_information_technology)
21. Statistics How To. Multidimensional Scaling: Definition, Overview, Examples. URL: <https://www.statisticshowto.com/multidimensional-scaling>
22. ScienceDirect. Linear Discriminant Analysis. URL:  
<https://www.sciencedirect.com/topics/computer-science/linear-discriminant-analysis>

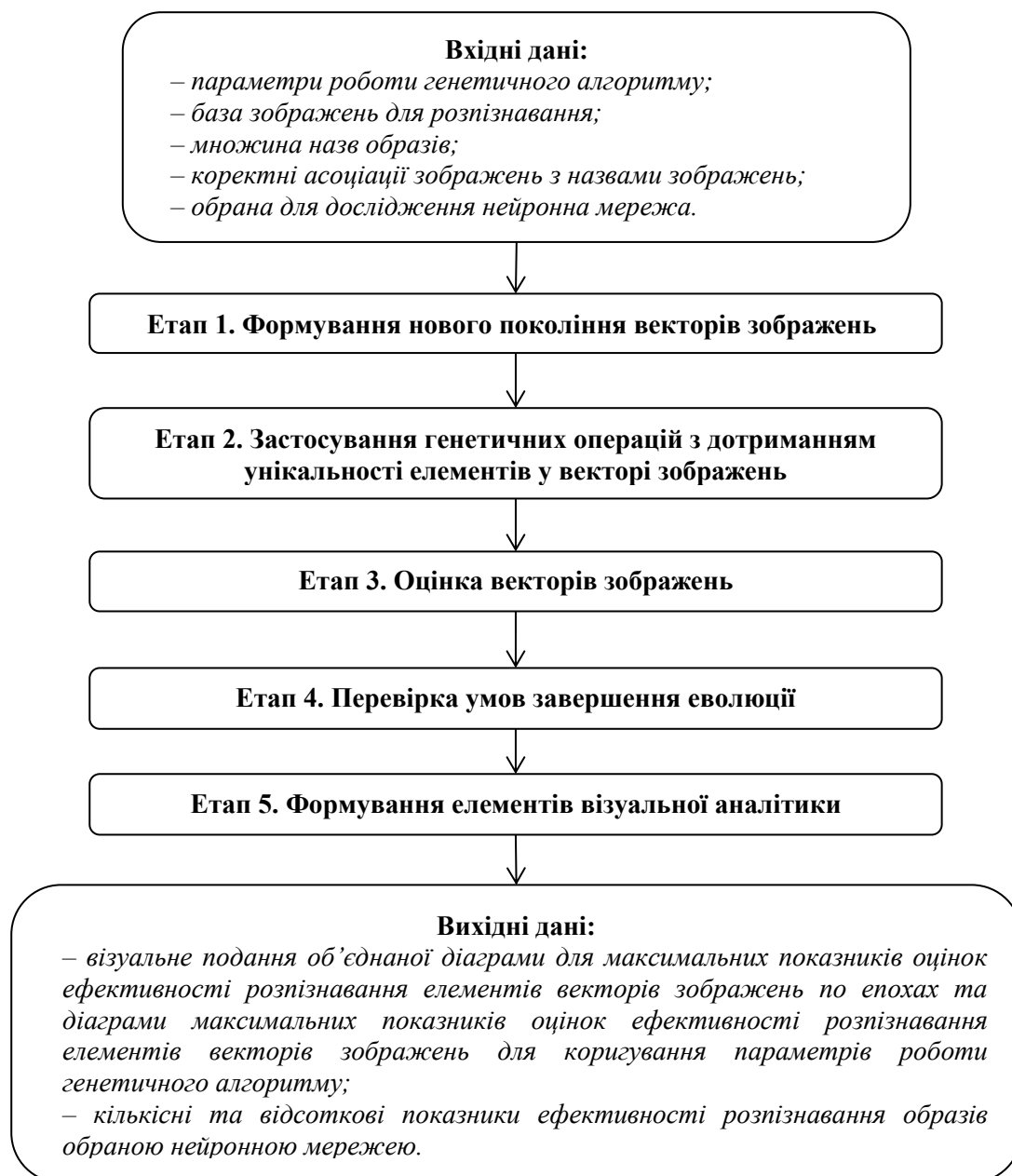
23. Wikipedia. Linear discriminant analysis. URL: [https://en.wikipedia.org/wiki/Linear\\_discriminant\\_analysis](https://en.wikipedia.org/wiki/Linear_discriminant_analysis)
24. Towards datascience. Decision Tree Classifier explained in real-life: picking a vacation destination. URL: <https://towardsdatascience.com/decision-tree-classifier-explained-in-real-life-picking-a-vacation-destination-6226b2b60575>
25. Neoteryx. What diseases can be identified through blood sampling? URL: <https://www.neoteryx.com/microsampling-blog/what-diseases-can-be-identified-through-blood-testing>
26. Msdmanuals. Overview of Blood. URL: <https://www.msdmanuals.com/home/blood-disorders/biology-of-blood/overview-of-blood>
27. Msdmanuals. Components of Blood. URL: <https://www.msdmanuals.com/home/blood-disorders/biology-of-blood/components-of-blood>
28. Labcorp. Blood Specimens: Chemistry and Hematology. URL: <https://www.labcorp.com/resource/blood-specimens-chemistry-and-hematology>
29. V2cloud. What is desktop application. URL: <https://v2cloud.com/glossary/what-is-a-desktop-app>
30. Brandongaille. 15 desktop vs web application pros and cons. URL: <https://brandongaille.com/15-desktop-vs-web-application-pros-and-cons/>
31. Javatpoint. Advantages of python that made it so popular and its major applications. URL: <https://www.javatpoint.com/advantages-of-python-that-made-it-so-popular-and-its-major-applications>
32. Geeksforgeeks. Python for data science. URL: <https://www.geeksforgeeks.org/python-for-data-science/>
33. Stackify. What is C# used for. URL: <https://stackify.com/what-is-c-used-for/>
34. Uaspectr. Топ 5 операційних систем світу. URL: <https://uaspectr.com/2020/09/08/top-5-operatsijnyh-system-svitu/>

35. Intellipaat. What is PyCharm. URL: <https://intellipaat.com/blog/what-is-pycharm>
36. Alternativeto. Visual Studio. About. URL: <https://alternativeto.net/software/visual-studio/about/>
37. Dataset. URL: <https://www.kaggle.com/datasets/paultimothymooney/blood-cells>
38. Serokell. Convolutional Neural Networks for Beginners. URL: <https://serokell.io/blog/introduction-to-convolutional-neural-networks>
39. Habr. CS231n: Згорткові нейронні мережі для розпізнавання образів. URL: <https://habr.com//post/456186/>
40. Майор Є. В., Скрипник Т. К. Метод обрахунку ефективності нейронних мереж з використанням еволюційного алгоритму. Збірник наукових праць за матеріалами XIV Всеукраїнської науково-практичної конференції «Актуальні проблеми комп'ютерних наук АПКН-2022». Хмельницький, 2022. с. 181-184.
41. Майор Є. В., Скрипник Т. К., Мазурець О. В., Молчанова М. О., Собко О. В. Використання генетичного алгоритму для оцінювання ефективності розпізнавання образів нейронною мережею. Progressive research in the modern world. Proceedings of the 3rd International scientific and practical conference. BoScience Publisher. Boston, USA. 2022. Pp. 194-203. URL: <https://sci-conf.com.ua/iii-mizhnarodna-naukovo-praktichna-konferentsiya-progressive-research-in-the-modern-world-1-3-12-2022-boston-ssha-arhiv/>.

# ДОДАТКИ

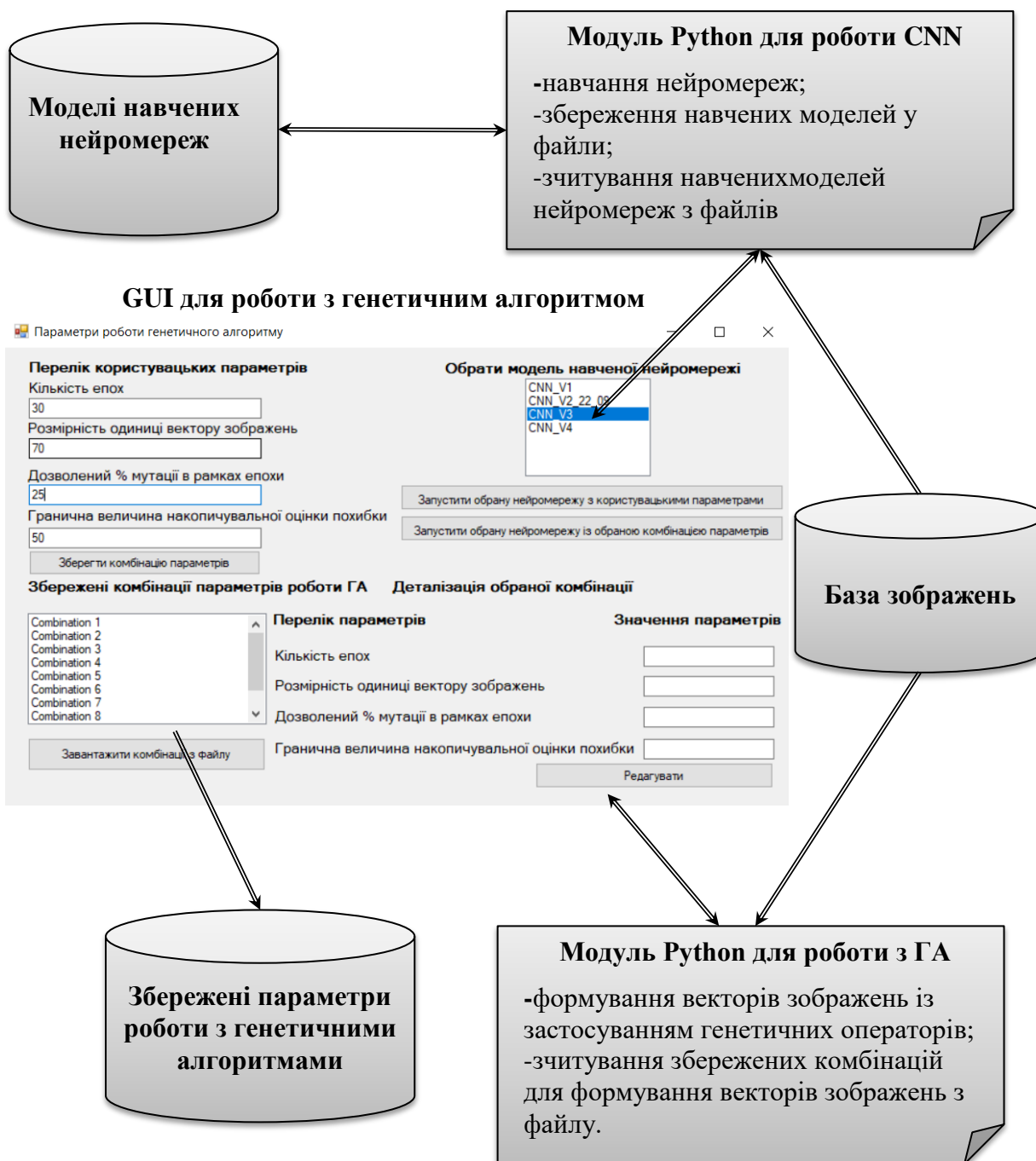
## Додаток А

### Схема методу оцінювання ефективності нейронних мереж різних типів за допомогою генетичного алгоритму з використанням візуальної аналітики



## Додаток Б

### Схема головного модуля інформаційної системи реалізації методу оцінювання ефективності нейронних мереж різних типів за допомогою генетичного алгоритму з використанням візуальної аналітики



## Додаток В

### Світлини наукових публікацій, виконаних при роботі над кваліфікаційною роботою магістра

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

#### Перелік наукових публікацій:

1. Майор Є. В., Скрипник Т. К. Метод обрахунку ефективності нейронних мереж з використанням еволюційного алгоритму. Збірник наукових праць за матеріалами XIV Всеукраїнської науково-практичної конференції «Актуальні проблеми комп'ютерних наук АПКН-2022». Хмельницький, 2022. с. 181-184.

2. Майор Є. В., Скрипник Т. К., Мазурець О. В., Молчанова М. О., Собко О. В. Використання генетичного алгоритму для оцінювання ефективності розпізнавання образів нейронною мережею. Progressive research in the modern world. Proceedings of the 3rd International scientific and practical conference. BoScience Publisher. Boston, USA. 2022. Pp. 194-203. URL: <https://sci-conf.com.ua/iii-mizhnarodna-naukovo-praktichna-konferentsiya-progressive-research-in-the-modern-world-1-3-12-2022-boston-ssha-arhiv/>.

Міністерство освіти і науки України  
Хмельницький національний університет



**ЗБІРНИК НАУКОВИХ ПРАЦЬ**  
за матеріалами XIV Всеукраїнської науково-практичної конференції  
«Актуальні проблеми комп'ютерних наук АПКН-2022»

*18-19 листопада 2022*

Хмельницький 2022

<b>Козуб Д.С., Мельников О.Ю.</b> Додаток для моніторингу вакцинавання студентів у навчальному закладі .....	163
<b>Корольков В.О., Табенський С.М., Свистун С.О., Мельник В.В., Жуківський П.О.</b> Метод та засоби ідентифікації об'єктів у тривимірних хмарах технологіями комп'ютерного зору та машинного навчання .....	168
<b>Кравченко В.О., Чиркова К.С.</b> Модуль «Супроводження ургентних замовлень компонентів крові» інформаційної системи «Служба крові» .....	170
<b>Кулик О.М.</b> Інформаційна система для проведення професійної орієнтаційної роботи .....	174
<b>Ланде Д.В., Болюх М.О., Назорний Д.О.</b> OSINT для виявлення та запобігання інцидентів кібербезпеки та кібератак .....	178
<b>Майор Є.В., Скрипник Т.К.</b> Метод обрахунку ефективності нейронних мереж з використанням еволюційного алгоритму .....	181
<b>Максимів О.В., Форкун Ю.В.</b> Методи та програмні засоби моніторингу адміністрування хмарних сервісів .....	185
<b>Малайко А.С., Пасічник О.А., Петровський С.С.</b> Метод побудови оптимальної освітньої траєкторії здобувачів вищої освіти .....	190
<b>Мельник А.В., Скрипник Т.К.</b> Метод автоматизованого планування маршрутів пересування безпілотних транспортних засобів на базі мурашиного алгоритму .....	194
<b>Мельник В.С., Базрій Р.О.</b> Огляд технології доповненої реальності .....	198
<b>Мельниченко О.В.</b> Метод та підсистема самовідновлення після критичних збоїв .....	202
<b>Мітін С.В., Шамсієва А.А., Рахівський Д.Ю.</b> Аналіз варіантів захисту технології ІОТ .....	205
<b>Мороз О.В., Базрій Р.О., Скрипник Т.К.</b> Метод передбачення слів при введенні текстового повідомлення .....	206
<b>Нізов Я.І.</b> Розробка системи розумного моніторингу за парковими зонами .....	213

<b>Овчарук О.М., Мазурець О.В., Молчанова М.О., Собко О.В., Віт Р.В.</b> Експертна система нейромережевого визначення рівня епідеміологічної безпеки за часовими показниками .....	217
<b>Окрушко Д.В., Капшальян А.С.</b> Система розподілення та оцінювання задач в процесі розробки програмного забезпечення .....	223
<b>Омельяненко А.Ю., Копишинська О.П.</b> Окремі аспекти використання бібліотеки JAVASCRIPT IMMUTABLE.JS .....	227
<b>Онїценко Д.П., Подорожняк А.О.</b> Дослідження систем автоматичної фіксації автомобільних номерів для великих кутів розпізнавання .....	230
<b>Островський Д.О.</b> Методи перевірки трансформації та моделювання кешу комп'ютера .....	234
<b>Павлюк В.А.</b> Метод та програмні засоби масштабування зображень .....	236
<b>Пітнік Я.О., Молчанова М.О., Собко О.В., Мазурець О.В.</b> Підхід до навчання нейромережі зі стохастичною складовою .....	240
<b>Пуркова А.С., Яковів І.Б.</b> Технологія автоматизованого аналізу бази знань "MITRE ATT&CK" для визначення актуальних кіберзагроз корпоративної інформаційної системи .....	245
<b>Родін О.О., Манзюк Е.А.</b> Метод аналізу психологічного стану пацієнтів на основі голосової інформації .....	247
<b>Савенко Б.О.</b> Розподілена частково централізована система виявлення зловмисного програмного забезпечення в комп'ютерних мережах .....	251
<b>Савенко В.Д., Бабічев С.А.</b> Гібридна модель фільтрації одновимірних сигналів на основі Вейлвет-аналізу та методу Хуанга .....	254
<b>Самолук В.П.</b> Про можливість управління режимами роботи твердопаливного котла за допомогою апаратно-обчислювальної платформи «Arduino» .....	258

УДК 004.4

Майор Є.В., Скрипник Т.К.

### МЕТОД ОБРАХУНКУ ЕФЕКТИВНОСТІ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ З ВИКОРИСТАННЯМ ЕВОЛЮЦІЙНОГО АЛГОРИТМУ

*Запропоновано метод обрахунку ефективності нейронних мереж з використанням еволюційного алгоритму, який дозволяє отримати ансамбль нейронних мереж з максимальними характеристиками з ідентифікації фотографічних зображень. Також розглянуто підходи до оцінки ефективності використання нейронних мереж і методи візуальної аналітики для людноцентрованого оцінювання масивів даних.*

*A method of calculating the efficiency of neural networks with the use of an evolutionary algorithm is proposed, which allows obtaining an ensemble of neural networks with the maximum combined capabilities for identifying photographic images. Approaches to the evaluation of the effectiveness of the use of neural networks and methods of visual analytics for human-centered evaluation of data sets are also considered.*

Цифрове життя розширює людські здібності та має величезний вплив на людську діяльність. Системи, що керуються кодом, поширилися на більш ніж половину нашої планети та її жителів в області обробки інформації, пропонуючи раніше нечувані можливості.

Експерти інформаційних технологій роблять передбачення, що мережевий штучний інтелект зможе підвищити ефективність людини, але також загрожуватиме її автономії, свободі волі та можливостям. Ми можемо говорити про те, що ШІ має широкі можливості та комп'ютери можуть відповідати рівню інтелекту людини або навіть перевищувати людський інтелект і можливості в таких завданнях, як прийняття складних рішень, міркування та навчання, аналітика та розпізнавання образів, розпізнавання мови та переклад мови. Одним із ключових понять штучного інтелекту є поняття нейронної мережі. Нейронна мережа представляє собою набір алгоритмів, які мають ціль розпізнати базові зв'язки в наборі вхідних даних за допомогою певного процесу, який імітує роботу мозку людини. Завдяки цьому нейронні мережі можна віднести до систем нейронів, органічних або штучних за своєю природою [1, 2].

Окремо розглядають питання застосування ансамблю нейромереж, адже мотивація використання ансамблевих нейромереж полягає в зменшенні помилок в загальному результаті. Поки базові моделі різноманітні та незалежні, помилка в результаті роботи ансамблю нейромереж зменшується. Незважаючи на те, що модель ансамблю містить кілька базових моделей усереднені моделі, вона діє та працює як єдина модель. Більшість практичних рішень для аналізу даних використовують методи ансамблевого моделювання [3].

Для того, щоб сказати на скільки результат роботи нейромережі є точним існує перелік показників, за допомогою яких можна оцінити ефективність нейромережі. Далі наведено деякі з них.

Матриця сплутаності – це техніка, що узагальнює продуктивність алгоритму класифікації, в ньому співставляються отримані та очікувані результати. Кількість правильних і неправильних прогнозів узагальнюється з підрахунками та розбивається для кожного окремого класу [4].

Для оцінки ефективності нейронних мереж можна використовувати генетичний алгоритм. Одним із очевидних способів об'єднання генетичного алгоритму з нейронною мережею є спроба закодувати в генотипі топологію нейронної мережі із вказівкою кількості нейронів, а також зв'язків між ними при наступному визначенні ваг мережі за допомогою будь-яким відомим методом [5].

Проектування оптимальної топології нейронної мережі можна представити у вигляді пошуку такої архітектури, яка забезпечує найкраще (за обраним критерієм) рішення конкретної задачі. Даний підхід припускає перебір простору архітектур, складеного з усяких можливих варіантів та вибір точки такого простору, найкращої щодо даного критерію оптимальності.

До рівноправного об'єднання генетичних алгоритмів з нейронними мережами варто віднести комбінацію адаптивних стратегій обох методів, що складають єдину адаптивну систему. До прикладу, це може бути нейронна мережа для оптимізаційної задачі з генетичним алгоритмом для визначення ваг мережі. Або ж реалізація генетичного алгоритму за допомогою нейронної мережі. У даному прикладі нейронні підсистеми застосовуються для виконання генетичних операцій репродукції та схрещування.

Нещодавні досягнення в області штучного інтелекту і машинного навчання призвели до численних проривів у багатьох областях застосування. Часто складні системи розробляються шляхом поєднання останніх інновацій машинного навчання, інтерактивних систем, візуальної аналітики та багатьох інших галузей. Нова дослідницька область людноорієнтованого машинного навчання має цілісний погляд на процес машинного навчання, приділяючи особливу увагу людському внеску, взаємодії та співпраці, а також залученню різних зацікавлених сторін до процесу [6].

Далі перераховано найпопулярніші методи візуальної аналітики для людноцентрованого оцінювання масивів даних:

- багатомірне масштабування (Multidimensional scaling, MDS);
- лінійний дискримінантний аналіз (LDA);
- дерево рішень.

Перераховані вище методи візуальної аналітики для людноцентрованого оцінювання масивів даних допомагають візуалізувати отримані результати. Кожен з них має особливості побудови та відображення, проте можна сказати що вони відіграють важливу роль в аналізі та обробці отриманих результатів.

За допомогою даних методів можливим буде оцінити ефективність нейронних мереж різних типів за допомогою генетичного алгоритму [7]. Загальна схема методу оцінювання ефективності нейронних мереж різних типів за

допомогою генетичного алгоритму з використанням візуальної аналітики зображена на рисунку 3.

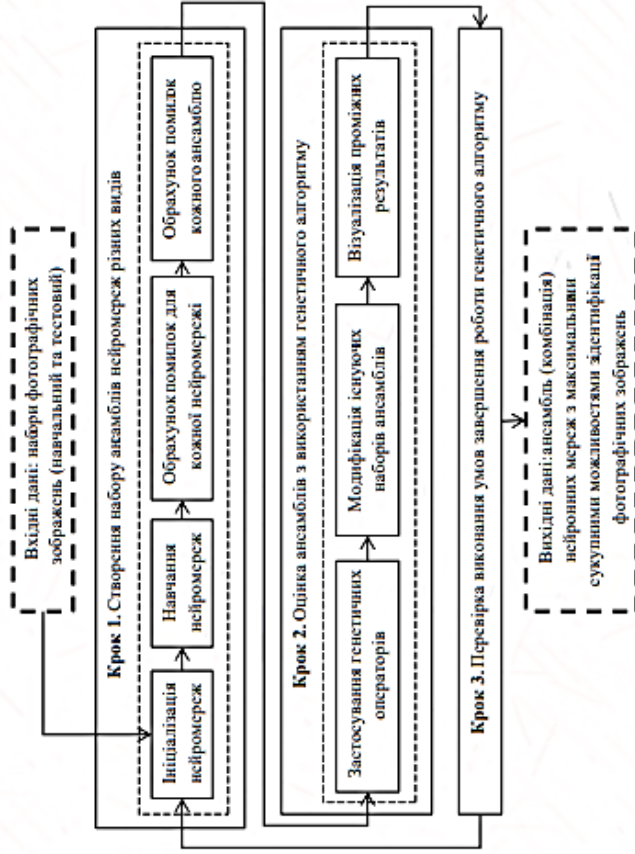


Рисунок 3 – Метод оцінювання ефективності нейронних мереж різних типів за допомогою генетичного алгоритму з використанням візуальної аналітики

Вхідними даними методу є набір фотографічних розмічених за класами зображень, які поділяються на навчальну вибірку, та вибірку для тестування ефективності нейромережних класифікаторів.

Першим кроком є створення набору з ансамблів нейромереж. Кожен ансамбль складається із зазначеного числа нейромереж різних видів. Перша генерація початкових параметрів задається випадковим чином із заданого діапазону. На цьому ж кроці здійснюється процес навчання та оцінки ефективності результатів класифікаторів. Оцінки обраховуються як атомарні, так і для кожного ансамблю.

На другому кроці використовується відбір найкращих особин генетичним алгоритмом, звідки формується нова популяція ансамблів нейромереж.

Третім етапом є візуалізація оцінок ефективності нейромережних класифікаторів, де засобами візуальної аналітики правки може внести експерт.

Експертом приймається рішення чи погодитись із змінами внесеними генетичним алгоритмом, чи виконати вручну заміну вказаного екземпляру нейромережі ансамблю або ж заміну цілого ансамблю.

Вихідними даними буде класифікація фотографічних зображень найкращим варіантом нейромережі.

Отже, можна зробити висновок про те, що в машинному навчанні найчастіше для вирішення різного роду задач використовуються ансамблі нейромереж. Для оцінки ефективності ансамблів можна використати ряд методів, які вказують на скільки ефективно працює такий ансамбль. Для того, щоб людина могла ефективно оцінити результати варто використати один із методів візуалізації, що орієнтований на сприйняття людиною. Запропонований метод обрахунку ефективності нейронних мереж з використанням еволюційного алгоритму дозволить отримати ансамбль (комбінація) нейронних мереж з максимальними сукупними можливостями з ідентифікації фотографічних зображень.

#### Перелік посилань

1. FreeCodeCamp. Deep Learning Neural Networks Explained in Plain English <https://www.freecodecamp.org/news/deep-learning-neural-networks-explained-in-plain-english>
2. Wikipedia. Artificial neural network [https://en.wikipedia.org/wiki/Artificial\\_neural\\_network](https://en.wikipedia.org/wiki/Artificial_neural_network)
3. Towards datascience. Ensemble Methods in Machine Learning: What are They and Why Use Them? URL: <https://towardsdatascience.com/ensemble-methods-in-machine-learning-what-are-they-and-why-use-them-68ec39fef5f>
4. Kdnuggets. How to Evaluate the Performance of Your Machine Learning Model. URL: <https://www.kdnuggets.com/2020/09/performance-machine-learning-model.html>
5. Ecet. Нейронні мережі і генетичні алгоритми. URL: [http://ecat.dit.edu.ua/ft/NN\\_GA.pdf](http://ecat.dit.edu.ua/ft/NN_GA.pdf)
6. Ів. Krak, O. Barmaak, E. Manziuk. Using visual analytics to develop human and machine-centric models: A review of approaches and proposed information technology. URL: [https://www.researchgate.net/publication/339342463\\_Using\\_visual\\_analytics\\_to\\_develop\\_human\\_and\\_machine-centric\\_models\\_A\\_review\\_of\\_approaches\\_and\\_proposed\\_information\\_technology](https://www.researchgate.net/publication/339342463_Using_visual_analytics_to_develop_human_and_machine-centric_models_A_review_of_approaches_and_proposed_information_technology)
7. Шамрелюк В. В., Собко О.В., Молчанова М. О., Мазурець О. В. Інформаційна модель генетичного алгоритму навчання нейронної мережі. Збірник наукових праць за матеріалами XIII Всеукраїнської науково-практичної конференції «Актуальні проблеми комп'ютерних наук АПКН-2021». Хмельницький, 2021. с. 264-267.

## Додаток Г

### Презентаційний матеріал

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА МАГІСТРА

## Метод оцінювання ефективності нейронних мереж різних типів за допомогою генетичного алгоритму з використанням візуальної аналітики

**Виконав**  
студент 2 курсу, група КНм-21-1  
Майор Євген Віталійович  
**Керівник**  
Скрипник Тетяна Казимирівна

## Мета роботи

Мета кваліфікаційної роботи магістра – вирішення задачі оцінювання ефективності нейронних мереж різних типів за допомогою генетичного алгоритму з використанням візуальної аналітики.

Зокрема, при оцінюванні ефективності обраної нейронної мережі за допомогою генетичного алгоритму має виконуватись покроковий пошук максимальної кількості некоректно розпізнаних зразків із тестової вибірки з подальшим візуальним поданням показників ефективності розпізнавання елементів векторів зображень обраною нейронною мережею. В якості образів що розпізнаються обрано цифрові світлин клітин крові, хоча у цій якості можливе розпізнавання і інших образів різного характеру.

## Задачі дослідження

Для досягнення поставленої мети оцінювання ефективності нейронних мереж різних типів за допомогою генетичного алгоритму з використанням візуальної аналітики потрібно розв'язати наступні задачі дослідження:

1. Дослідити сучасний стан візуальної аналітики й виконати аналіз існуючих нейронних мереж, зокрема нейромереж глибокого навчання, та відомих підходів до використання генетичних алгоритмів для дослідження ефективності використання нейронних мереж різних типів.
2. Розробити метод оцінювання ефективності нейронних мереж різних типів за допомогою генетичного алгоритму з використанням візуальної аналітики.
3. Розробити прикладну інформаційну систему для автоматизованого оцінювання ефективності нейронних мереж різних типів за допомогою генетичного алгоритму з використанням візуальної аналітики.
4. Провести прикладне дослідження ефективності прикладної інформаційної системи автоматизованого оцінювання ефективності нейронних мереж різних типів за допомогою генетичного алгоритму з використанням візуальної аналітики.

**Об'єкт дослідження** – процеси навчання і використання нейронних мереж.

**Предмет дослідження** – моделі, методи та інформаційні технології для оцінювання ефективності нейронних мереж різних типів на основі засобів еволюційного моделювання та візуальної аналітики.

**Методи дослідження**, застосовані для вирішення поставлених завдань: для розв'язання поставлених задач використовуються основні положення методів аналізу даних й теорії множин, для реалізації інформаційної системи – методології проектування інформаційних систем і об'єктно-орієнтований підхід.

**Наукова новизна** одержаних результатів. В результаті роботи було вперше розроблено метод оцінювання ефективності нейронних мереж різних типів з використанням візуальної аналітики, який дозволяє візуально оцінити ефективність розпізнавання образів нейронною мережею через пошук за допомогою генетичного алгоритму максимальної кількості некоректно розпізнаних зразків із тестової вибірки, дозволяючи за вхідними даними у вигляді множини тестових іменованих зображень для обраної нейронної мережі одержувати вихідні дані у вигляді візуального подання показників ефективності розпізнавання елементів векторів зображень обраною нейронною мережею.



**Схема методу оцінювання ефективності нейронних мереж різних типів за допомогою генетичного алгоритму з використанням візуальної аналітики**

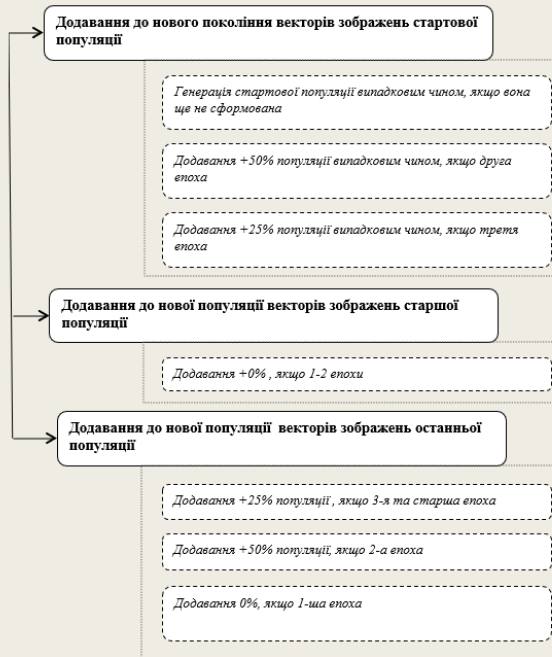
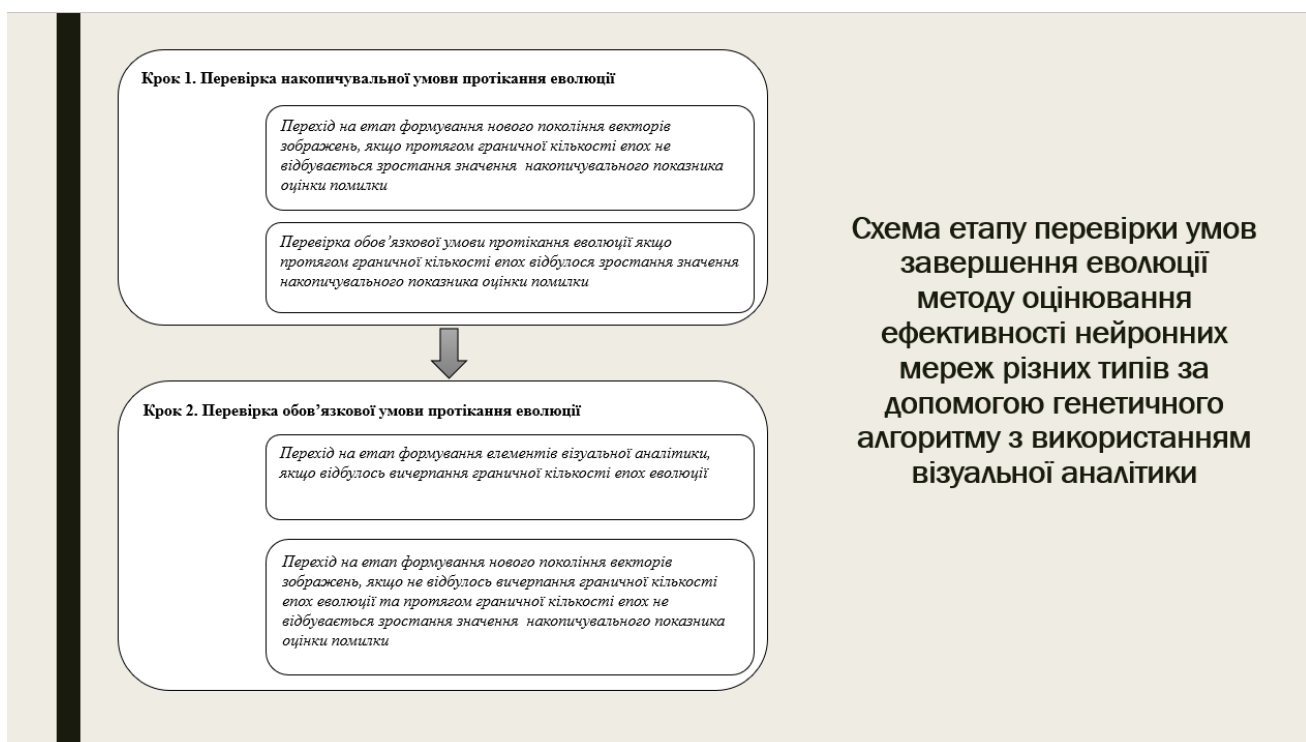
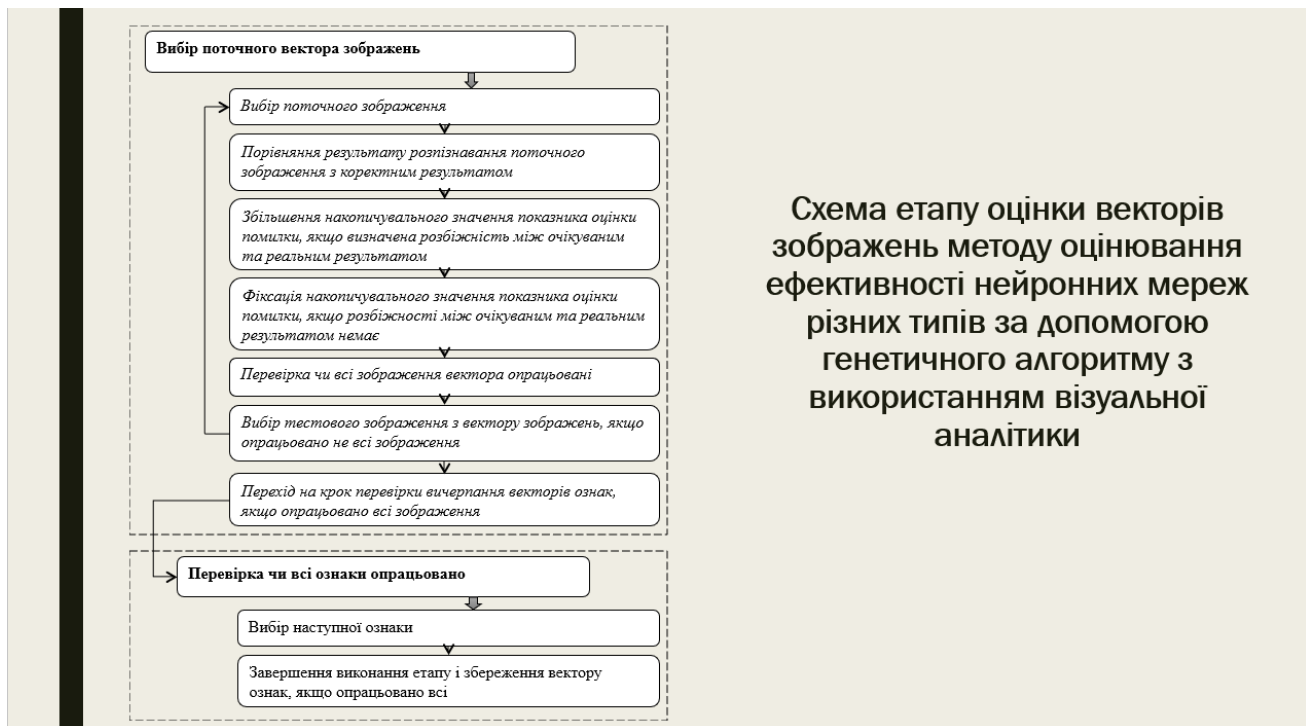
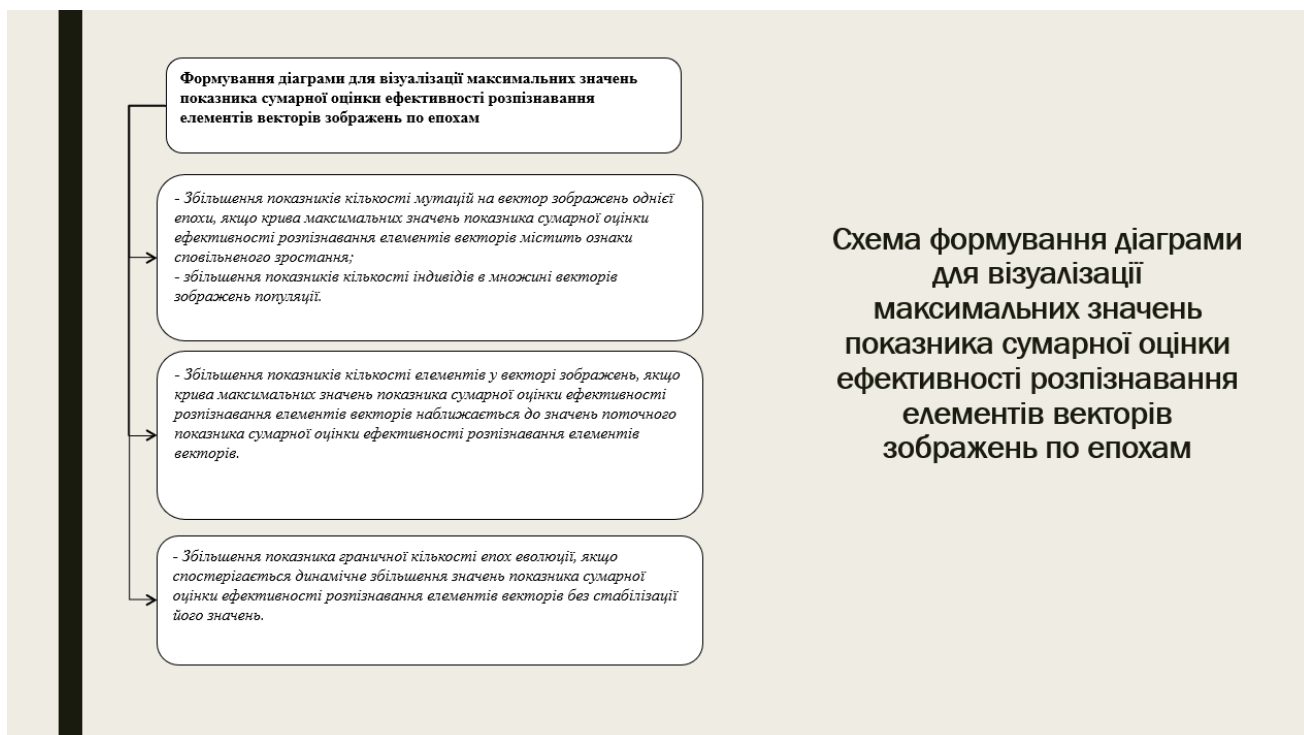
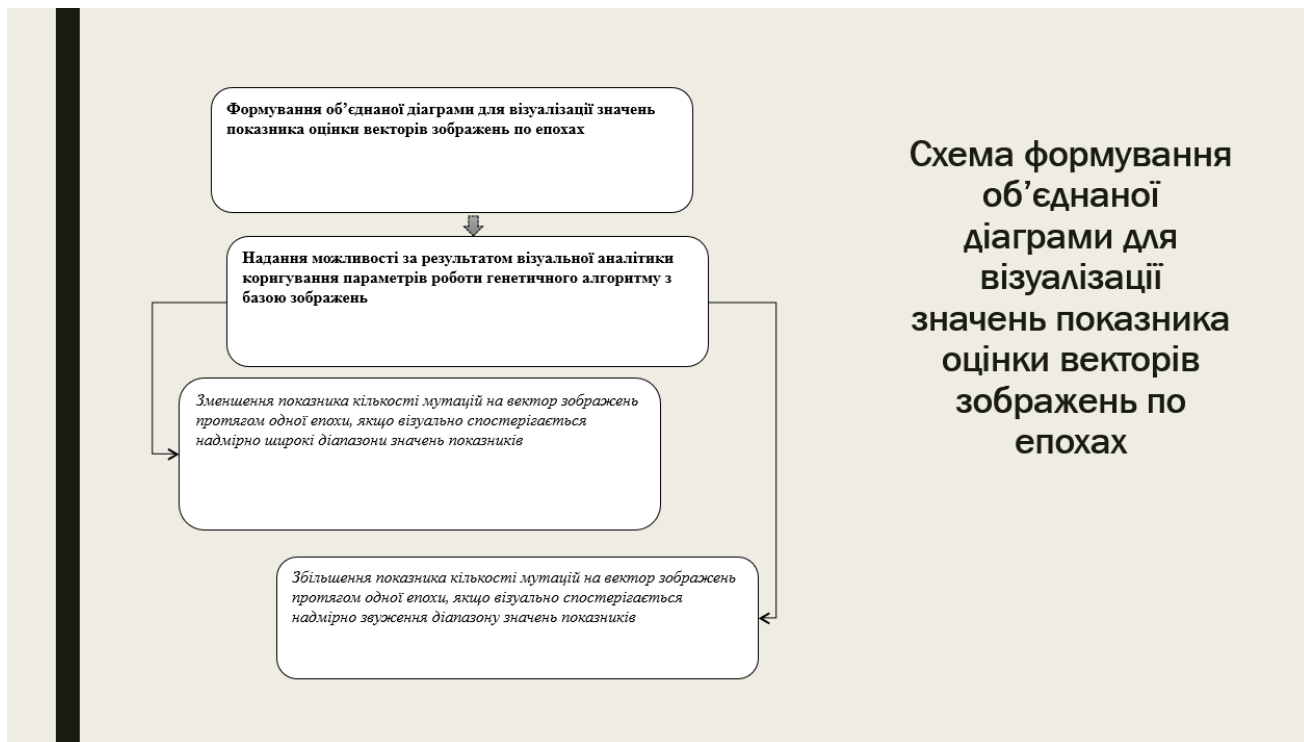


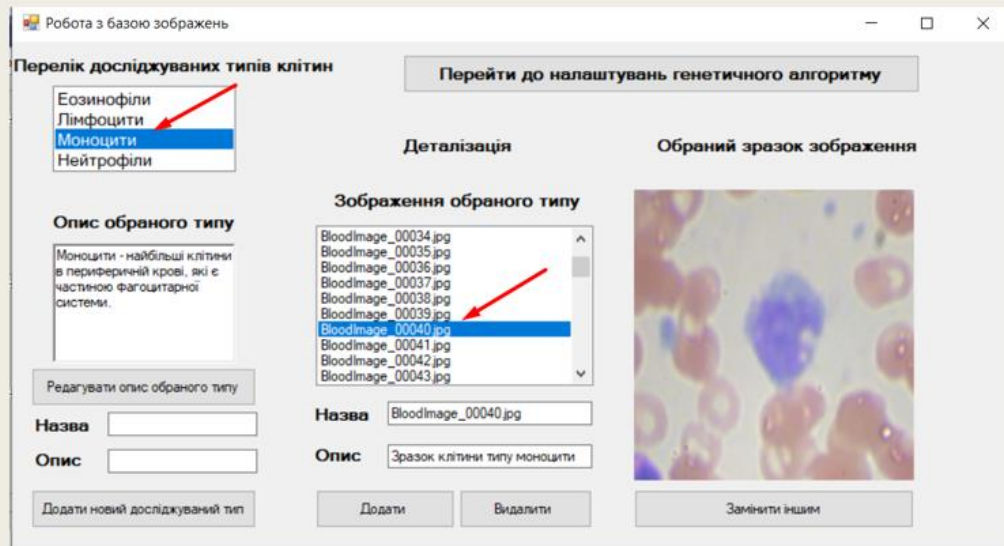
Схема етапу формування нового покоління векторів зображень методу оцінювання ефективності нейронних мереж різних типів за допомогою генетичного алгоритму з використанням візуальної аналітики



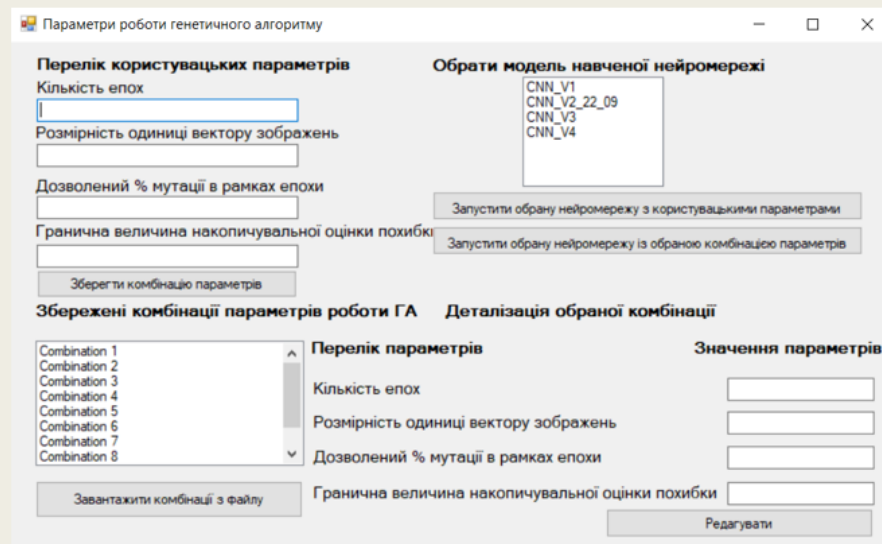
Схема етапу застосування генетичних операцій з дотриманням унікальності елементів у векторі зображень методу оцінювання ефективності нейронних мереж різних типів за допомогою генетичного алгоритму з використанням візуальної аналітики



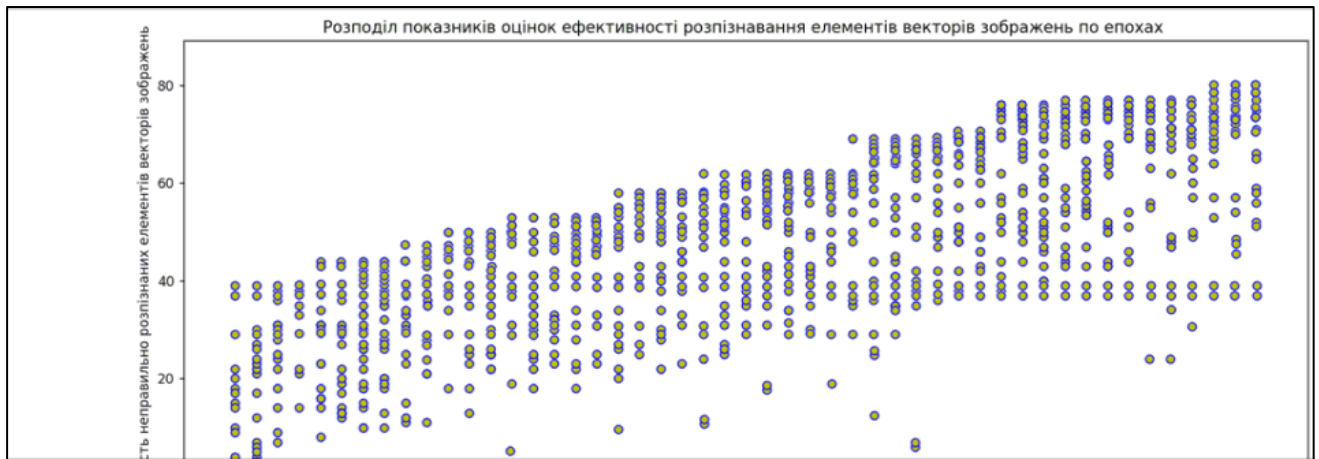




Інформаційна система для автоматизованого оцінювання ефективності нейронних мереж різних типів за допомогою генетичного алгоритму з використанням візуальної аналітики.



Інформаційна система для автоматизованого оцінювання ефективності нейронних мереж різних типів за допомогою генетичного алгоритму з використанням візуальної аналітики.



Розподіл показників оцінок векторів зображень по епохах із заданими параметрами (експеримент 1)

## Загальні висновки

Кваліфікаційна робота магістра розв'язує науково-технічну задачу автоматизованого оцінювання ефективності нейронних мереж різних типів. За результатом виконання роботи були поставлені та вирішені наступні завдання:

1. Досліджено сучасний стан візуальної аналітики й виконати аналіз існуючих нейронних мереж, зокрема нейромереж глибокого навчання, та відомих підходів до використання генетичних алгоритмів для дослідження ефективності використання нейронних мереж різних типів.
2. Розроблено метод оцінювання ефективності нейронних мереж різних типів за допомогою генетичного алгоритму з використанням візуальної аналітики. Розроблено прикладну інформаційну систему для автоматизованого оцінювання ефективності нейронних мереж різних типів за допомогою генетичного алгоритму з використанням візуальної аналітики.
3. Проведено прикладне дослідження ефективності прикладної інформаційної системи автоматизованого оцінювання ефективності нейронних мереж різних типів за допомогою генетичного алгоритму з використанням візуальної аналітики.

В результаті роботи було вперше розроблено метод оцінювання ефективності нейронних мереж різних типів з використанням візуальної аналітики, який дозволяє візуально оцінити ефективність розпізнавання образів нейронною мережею через пошук за допомогою генетичного алгоритму максимальної кількості некоректно розпізнаних зразків із тестової вибірки, дозволяючи за вхідними даними у вигляді множини тестових іменованих зображень для обраної нейронної мережі одержувати вихідні дані у вигляді візуального подання показників ефективності розпізнавання елементів векторів зображень обраною нейронною мережею.

Ім'я користувача:  
Кафедра КН

ID перевірки:  
1013248240

Дата перевірки:  
08.12.2022 17:14:39 EET

Тип перевірки:  
Doc vs Internet + Library

Дата звіту:  
08.12.2022 17:16:36 EET

ID користувача:  
100005671

Назва документа: КНм-21-1\_Майор

Кількість сторінок: 84 Кількість слів: 12660 Кількість символів: 100232 Розмір файлу: 2.90 MB ID файлу: 1013006979

Виявлено модифікації тексту (можуть впливати на відсоток схожості)

## 4.3% Схожість

Найбільша схожість: 2.26% з джерелом з Бібліотеки (ID файлу: 1009540882)

2.25% Джерела з Інтернету 43 ..... Сторінка 86

3.19% Джерела з Бібліотеки 98 ..... Сторінка 86

## 0% Цитат

Вилучення цитат вимкнене

Вилучення списку бібліографічних посилань вимкнене

## 0% Вилучень

Немає вилучених джерел

## Модифікації

Виявлено модифікації тексту. Детальна інформація доступна в онлайн-звіті.

Замінені символи 11

Підозріле форматування 18 сторінок

**Anti-Plagiarism v-15.257****Максимальне співпадіння з одним документом 2.0%**

Словники перевірки: en\_US, ru\_RU, ua\_UA. Помилки в документах: 9%

ID: 109137 Назва: КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА МАГІСТРА на тему Метод оцінювання ефективності нейронних мереж різних типів за допомогою генетичного алгоритму з використанням візуальної аналітики Додано в БД: 2022-12-08 Автора: С.В. Майор Керівники: Т.К. Скрипник Консультанти: Опоненти:	Документ		Сумарний збіг по Базі Даних	
	Символи	Лексеми	Символи	Лексеми
	85223	1175	4330 (5%)	57 (5%)

## Джерело плагіату

ID	Опис	Наявність плагіату в документі	
		Символи	Лексеми

РІШЕННЯ ЕКСПЕРНОЇ КОМІСІЇ  
КАФЕДРИ КОМП'ЮТЕРНИХ НАУК

ПРО ДОПУСК КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ РОБОТИ МАГІСТРА ДО ЗАХИСТУ  
ЗА РЕЗУЛЬТАТАМИ АНАЛІЗУ ЗВІТУ ПОДІБНОСТІ

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

Назва: Метод оцінювання ефективності нейронних мереж різних типів за допомогою генетичного алгоритму з використанням візуальної аналітики

Автор: Майор Євген Віталійович

Спеціальність: 122 – Комп'ютерні науки

Освітня програма: освітньо-професійна

Науковий керівник: ст. викл. каф.КН Скрипник Тетяна Казимирівна

Після аналізу звіту подібності зроблено такий висновок:

№	Висновок	Позначка про відповідність
1	Запозичення, виявлені в роботі, є законними і не є плагіатом. Робота приймається до захисту.	відповідає
2	Виявлені запозичення не є плагіатом, розміщені в розділах, які не описують безпосередньо авторське дослідження, але кількість цитат перевищує обсяг, виправданий поставленою метою роботи. 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	Виявлені запозичення не є плагіатом, але частково розміщені в розділах, які описують безпосередньо авторське дослідження, а кількість цитат перевищує обсяг, виправданий поставленою метою роботи. В зв'язку з цим мета роботи та поставлені завдання не були досягнені. Робота може бути допущена до захисту (наступного року) після того як буде відкоригована та допрацьована і успішно пройде повторну перевірку на академічний плагіат.	—
4	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.	—

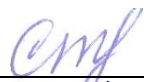
Підтвердження:

Запозичення, виявлені в роботі, є законними і не є плагіатом, оскільки:

- 1) за програмою Anti-Plagiarism виявлені 5%, які є фрагментарними, не більше 2% на джерело – містять поширені конструкції, загальновідомі терміни та визначення.
- 2) За програмою UNICHECK виявлені 4,3%, які є фрагментарними, не більше 2,26% на джерело – містять поширені конструкції, загальновідомі терміни та визначення.

Сумарний обсяг всіх запозичень, визначений системою виявлення збігів/ідентичності/схожості, складає 5% і 4,3% відповідно, що, з урахуванням наведених обґрунтувань, відповідає характеру наукового дослідження і свідчить на користь кваліфікаційної роботи.

Керівник роботи

  
\_\_\_\_\_

Тетяна Скрипник

Гарант ОП

  
\_\_\_\_\_

Руслан Багрій

Завідувач кафедри КН

  
\_\_\_\_\_

Олександр Бармак



## ВІДГУК ОПОНЕНТА

### на кваліфікаційну роботу магістра

гр. КНм-21-1 Майора Євгена Віталійовича за темою: *Метод оцінювання ефективності нейронних мереж різних типів за допомогою генетичного алгоритму з використанням візуальної аналітики*

#### **1. Актуальність обраної теми**

Методи, що пропонує галузь штучного інтелекту, можуть використовуватися у абсолютно будь-якій області, для вирішення як фінансових, так і задач пов'язаних з медициною. Область застосування різного типу нейронних мереж фактично необмежена. Штучні нейронні мережі здатні вирішувати певні задачі на рівні з людиною, проте при цьому маючи ряд переваг, як от менша затрата часу та ресурсів на виконання поставленої задачі.

Використання штучних нейронних мереж з візуальним представленням результатів є особливо актуальним для діагностики захворювань, шляхом проведення аналізу крові. Запропоновані методи можуть бути імплементовані в галузь медичних досліджень крові, зокрема спростити роботу лаборантів, медиків, дослідників. Тому робота, виконана автором є актуальною та перспективною.

#### **2. Відповідність роботи предметній області спеціальності 122 Комп'ютерні науки та загальним вимогам до наукових робіт**

Обрана тема задачі оцінювання ефективності нейронних мереж різних типів за допомогою генетичного алгоритму з використанням візуальної аналітики, в межах якої виконані поставлені задачі, повною мірою відповідає предметній області спеціальності 122 «Комп'ютерні науки» та вимогам до кваліфікаційної роботи магістра.

#### **3. Повнота розкриття мети та завдань дослідження**

В роботі автор повністю розкриває мету дослідження та поставленні в межах теми завдання.

#### **4. Наявність наукової новизни**

В кваліфікаційній роботі представлена наукова новизна та інновації, відповідна спеціальності 122 «Комп'ютерні науки» в межах обраної області дослідження. Продемонстровано й обґрунтовано результати, які мають наукове та інноваційне значення. Результати дослідження оприлюдненні на науково-практичній конференції.

## **5. Зміст кожного розділу роботи**

Робота містить чотири розділи. У першому розділі виконано аналіз сучасного стану проблеми оцінювання ефективності нейронних мереж з використанням візуальної аналітики. Другий розділ присвячено розробці математичної моделі методу оцінювання ефективності нейронних мереж різних типів за допомогою генетичних алгоритмів з використанням візуальної аналітики. У третьому розділі виконано розробку інформаційної системи оцінювання ефективності нейронних мереж різних типів за допомогою генетичних алгоритмів з використанням візуальної аналітики. У четвертому розділі виконано дослідження ефективності оцінювання ефективності нейронних мереж різних типів за допомогою генетичних алгоритмів з використанням візуальної аналітики.

## **6. Ступінь розкриття теми роботи**

Тема кваліфікаційної роботи повною мірою розкрита та обґрунтована, проведено аналіз актуальності та відомих досліджень в межах обраної теми, поставлені завдання, які у роботі виконані, та проведено аналіз результатів прикладного застосування запропонованих методу і засобів.

## **7. Якість оформлення кваліфікаційної роботи**

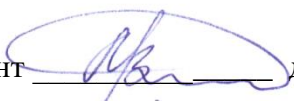
Оформлення роботи відповідає необхідним нормам та вимогам, які ставляться до оформлення кваліфікаційних робіт.

## **8. Недоліки кваліфікаційної роботи**

Рекомендовано розширити перелік скорочень та відкоригувати список використаних джерел згідно сучасних вимог.

## **9. Загальний висновок (допускається чи не допускається до захисту), якої оцінки заслуговує кваліфікаційна робота**

Враховуючи високий рівень виконання та забезпечення усіх необхідних вимог, робота може бути допущена до захисту. Рекомендована оцінка відмінно.

Опонент  д.т.н., проф. каф.КІСП Мартинюк Валерій Володимирович



**ВІДГУК НАУКОВОГО КЕРІВНИКА  
на кваліфікаційну роботу магістра**

*гр. КНм-21-1 Майора Євгена Віталійовича за темою: Метод оцінювання ефективності нейронних мереж різних типів за допомогою генетичного алгоритму з використанням візуальної аналітики*

**1. Актуальність теми**

Для вирішення одних із найбільш складних задач, що залучають людину до її вирішення – є проблема розпізнавання образів, зокрема зразків крові. Сьогодні ці задачі поступово переходять у вирішення галузі штучного інтелекту, нейронні мережі та засоби машинного навчання щодня розширюють можливості для спрощення роботи людини.

Відповідно, робота, присвячена оцінюванню ефективності нейронних мереж різних типів за допомогою генетичного алгоритму з використанням візуальної аналітики, є актуальною та перспективною.

**2. Відповідність роботи предметній області спеціальності 122 Комп'ютерні науки та загальним вимогам до наукових робіт**

Поставлена у кваліфікаційній роботі магістра мета, пов'язана з вирішення задачі оцінювання ефективності нейронних мереж різних типів за допомогою генетичного алгоритму з використанням візуальної аналітики., цілком відповідає предметній області спеціальності 122 «Комп'ютерні науки» та вимогам до кваліфікаційної роботи магістра.

**3. Професійні та особистісні якості магістранта**

При роботі над кваліфікаційною роботою магістра Майор Євген Віталійович проявив себе дисциплінованим та кваліфікованим фахівцем, поставлені задачі виконував відповідно до графіків, якісно та вчасно виконуючи визначені етапи виконання. Під час виконання кваліфікаційної роботи магістра проявив достатні для одержання успішного результату компетентності.

**4. Ступінь самостійності під час виконання кваліфікаційної роботи**

Поставлені задачі магістрант Майор Євген Віталійович виконував самостійно, на високому рівні. Результати, досягнені під час виконання роботи є результатом самостійної діяльності студента.

**5. Наукова новизна та оригінальність запропонованих підходів**

В кваліфікаційній роботі магістра представлена наукова новизна та інновації, відповідні спеціальності 122 «Комп'ютерні науки» в межах обраної області дослідження.

В результаті роботи було вперше розроблено метод оцінювання ефективності нейронних мереж різних типів з використанням візуальної аналітики, що дозволяє візуально оцінити ефективність розпізнавання образів нейронною мережею через пошук за допомогою генетичного алгоритму максимальної кількості некоректно розпізнаних зразків із тестової вибірки, дозволяючи за вхідними даними у вигляді множини тестових іменованих зображень для обраної нейронної мережі одержувати вихідні дані у вигляді візуального подання показників ефективності розпізнавання елементів векторів зображень обраною нейронною мережею. Продемонстровано й обґрунтовано результати, які мають наукове та інноваційне значення. Результати дослідження оприлюдненні на науково-практичній конференції.

#### **6. Ступінь оволодіння методами дослідження**

В роботі виявлено високий ступінь оволодіння магістрантом методами дослідження.

#### **7. Повнота та якість розкриття теми роботи**

Тема роботи в повній мірі обґрунтована й розкрита, проведено аналіз актуальності та відомих досліджень в галузі методів оцінювання ефективності нейронних мереж, поставлені у роботі завдання виконані.

#### **8. Логічність, послідовність, аргументованість, літературна грамотність викладу матеріалу**

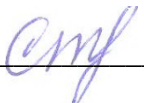
Структура роботи та послідовність викладення логічні та відповідні поставленій меті. Викладення матеріалу грамотне та виявляє високий ступінь відповідності стилю.

#### **9. Можливість практичного застосування кваліфікаційної роботи, окремих її частин**

Проведені дослідження методу оцінювання ефективності нейронних мереж різних типів з використанням візуальної аналітики претендують на використання в різних галузях діяльності. Зокрема, одним із найбільш перспективних напрямів розвитку створеної інформаційної системи – медичне дослідження крові, визначення її біохімічних показників для визначення хвороб та інших біологічних досліджень.

#### **10. Висновок про можливість допуску кваліфікаційної роботи до захисту, на яку оцінку заслуговує робота**

Враховуючи високий рівень виконання та забезпечення усіх необхідних вимог, робота може бути допущена до захисту. Рекомендована оцінка відмінно.

Науковий керівник \_\_\_\_\_  ст.викладач кафедри КН Скрипник Тетяна Казимирівна