


## КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА МАГІСТРА


на тему Розпізнавання образів нейромережею із генетичним алгоритмом навчання

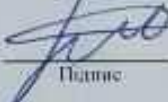
Галузь знань 12 – Інформаційні технології  
Шифр і назва галузі знань

Спеціальність 122 – Комп'ютерні науки  
Шифр і назва спеціальності


Освітня програма Комп'ютерні науки  
Назва освітньої програми

Виконав: студент 2 курсу, група КНМ-20-1  В.В. Шамрелюк  
Курс, група виконавця Підпис Ініціали, прізвище

Керівник: к.т.н., доцент кафедри КН  О.В. Мазурець  
Науковий ступінь, посада Підпис Ініціали, прізвище

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

До захисту допускаю:

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

05 грудня 2021 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

  
\_\_\_\_\_

д.т.н., професор О.В. Бармак

« 01 » вересня 2021 року

**ЗАВДАННЯ  
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ МАГІСТРА**

1. Тема кваліфікаційної роботи магістра: «Розпізнавання образів нейромережею із генетичним алгоритмом навчання»

2. Завдання видано студенту Шамрелюку В'ячеславу Валерійовичу  
(прізвище, ім'я, по батькові)

3. Керівник роботи доцент кафедри КН Мазурець Олександр Вікторович  
(прізвище, ім'я, по батькові)

4. Затверджені наказом університету від « 25 » серпня 2021 р. № 102

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

Мета роботи – створення інформаційної технології для автоматизованого розпізнавання образів нейромережею перцептрон, навчання якої здійснюється за допомогою генетичного алгоритму. Зокрема, при навчанні двошарової нейромережі перцептрон за допомогою генетичного алгоритму навчання має виконуватись повне поступове налаштування множини ваг синапсів нейромережі, що складається із двох підмножин, які утворюються предсинаптичними зв'язками схованого та вихідного прошарків нейронів мережі. В якості образів для розпізнавання обрано педагогічні прогнози стосовно змін інтересу учнів до навчання, хоча в цій якості можливе розпізнавання й інших образів відповідної розмірності та класифікаційної роздільності.

## Реферат

Кваліфікаційна робота магістра розв'язує науково-технічну задачу автоматизованого розпізнавання образів нейромережею перцептрон, навчання якої здійснюється за допомогою генетичного алгоритму, зокрема, при навчанні двошарової нейромережі перцептрон за допомогою генетичного алгоритму навчання виконується повне поступове налаштування множини ваг синапсів нейромережі, що складається із двох підмножин, які утворюються предсинаптичними зв'язками схованого та вихідного прошарків нейронів мережі.

**Актуальність теми.** Розвиток і поширення комп'ютерної обробки інформації привели до виникненню в середині двадцятого століття потреб в технологіях, що дозволяють машинам здійснювати розпізнавання в оброблюваній ними інформації. Розробка методів машинного розпізнавання дозволяє розширити коло виконуваних комп'ютерами завдань та зробити машинну переробку інформації більш інтелектуальною. Прикладами сфер застосування розпізнавання можуть служити системи розпізнавання тексту, машинний зір, розпізнавання мови, відбитків пальців тощо. Незважаючи на те, що деякі з цих задач вирішуються людиною на підсвідомому рівні з великою швидкістю, до теперішнього часу ще не створено комп'ютерних програм, що вирішать ці питання в настільки ж загальному вигляді, отож тема є актуальною та потребує подальшого дослідження. Існуючі системи призначені для роботи лише в спеціальних випадках зі строго обмеженою сферою застосування. Найефективішими засобами вирішення завдань розпізнавання є нейронні мережі, а одним із прийнятних способів налаштування вагових коефіцієнтів штучних нейронних мереж можна вважати генетичні алгоритми [1]. Це пов'язано з тією обставиною, що на початковій стадії немає абсолютно ніякої інформації про напрямки руху в плані налаштування ваг матриці.

В умовах невизначеності еволюційні методи, в тому числі і генетичні алгоритми, мають найбільш високі шанси для досягнення необхідних

результатів. Класичний генетичний алгоритм оперує двійковою системою числення, хоча останнім часом найчастіше зустрічаються роботи, в яких оператори генетичних алгоритмів виконують операції над безліччю дійсних чисел. Це дозволяє істотно розширити можливості застосування описуваних алгоритмів. Тому створення інформаційної технології для автоматизованого розпізнавання образів нейромережею перцептрон, навчання якої здійснюється за допомогою генетичного алгоритму, є актуальним.

Зокрема, при навчанні двошарової нейромережі перцептрон за допомогою генетичного алгоритму навчання має виконуватись повне поступове налаштування множини ваг синапсів нейромережі, що складається із двох підмножин, які утворюються предсинаптичними зв'язками схованого і вихідного прошарків нейронів мережі.

**Мета і задачі роботи.** *Мета кваліфікаційної роботи магістра* – створення інформаційної технології для автоматизованого розпізнавання образів нейромережею перцептрон, навчання якої здійснюється за допомогою генетичного алгоритму. Зокрема, при навчанні двошарової нейромережі перцептрон за допомогою генетичного алгоритму навчання має виконуватись повне поступове налаштування множини ваг синапсів нейромережі, що складається із двох підмножин, які утворюються предсинаптичними зв'язками схованого та вихідного прошарків нейронів мережі. За результатом виконання роботи були *поставлені та вирішені наступні завдання:*

1. Проведено аналіз існуючих типів нейромереж, зокрема перцептрона, та відомих підходів до автоматизованого навчання двошарової нейромережі.

2. Вдосконалено інформаційну модель алгоритму навчання нейромережі перцептрон з метою забезпечення можливості застосування генетичного алгоритму навчання.

3. Вдосконалено метод опціонального одержання нових індивідів генетичним алгоритмом.

4. Розроблено інформаційну технологію автоматизованого навчання нейронної мережі генетичним алгоритмом.

5. Розроблено прикладну інформаційну систему для автоматизованого навчання нейронної мережі генетичним алгоритмом.

6. Проведено прикладне дослідження ефективності інформаційної технології автоматизованого навчання нейронної мережі генетичним алгоритмом.

Також розроблено математичну модель обрахунку інтегральної помилки навчання нейромережі, яка використовується у роботі інформаційної технології автоматизованого навчання нейронної мережі генетичним алгоритмом й характеризується тим, що дозволяє обрахувати помилки кожного з виходів нейромережі для кожного з навчальних зразків образів визначити відхилення результату й за цими даними одержати інтегральну помилку навчання нейронної мережі. В результаті найкращим зразком вважається той, у якого інтегральна помилка навчання нейромережі є найменшою.

**Об'єкт дослідження** – процес навчання нейронної мережі перцептрон.

**Предмет дослідження** – інформаційні технології, моделі, методи та засоби для навчання нейронної мережі перцептрон за генетичним алгоритмом.

**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 були отримані такі *інновації та положення наукової новизни*:

1. Вдосконалено інформаційну модель алгоритму навчання нейромережі перцептрон, яка відрізняється тим, що містить подання параметрів, достатніх для забезпечення можливості застосування генетичного алгоритму навчання нейронної мережі.

2. Вдосконалено метод опціонального одержання нових індивідів генетичним алгоритмом, який відрізняється тим, що дозволяє за наявними в інформаційній моделі параметрами вхідних даних множин ваг синапсів, навчальної вибірки зразків для нейромережі та параметрами роботи методу

забезпечити автоматизоване одержання множини нових зразків множин ваг синапсів шляхом застосування операцій мутації та схрещування генетичного алгоритму.

3. Розроблено нову інформаційну технологію автоматизованого навчання нейронної мережі генетичним алгоритмом, що дозволяє з використанням створених моделі та методів за вхідними даними у вигляді множин ваг синапсів, навчальної вибірки зразків для нейромережі та параметрами роботи одержувати вихідні дані у вигляді множини ваг синапсів з максимальною оцінкою відповідності вимозі мінімізації сукупної помилки розпізнавання.

4. Розроблено нову інформаційну систему для автоматизованого навчання нейронної мережі генетичним алгоритмом, що дозволяє за створеною інформаційною технологією в результаті навчання з застосуванням генетичного алгоритму одержувати множини ваг синапсів з максимальною оцінкою відповідності вимозі мінімізації сукупної помилки розпізнавання й виконувати автоматизоване розпізнавання образів нейромережею перцептрон.

**Практичне значення одержаних результатів.** Проведені дослідження ефективності інформаційної технології в напрямку порівняння кількості випадків успішного завершення навчання нейромережі за одержання нових особин різними шляхами виявило, що найвищу ефективність запропонована інформаційна технологія досягає при використанні всіх передбачених способів одержання нових особин, це дозволяє успішно досягти результат із найбільшою ймовірністю та за найменшу кількість епох. Дане дослідження доводить спроможність розробленої інформаційної технології автоматизованого навчання нейронної мережі генетичним алгоритмом успішно формувати множини ваг синапсів, відповідні необхідному результату навчання нейронної мережі. При одержанні нових особин за всіма можливими шляхами одночасно використовувались такі варіанти: одержання нових особин тільки шляхом кросоверу, одержання нових особин тільки шляхом мутації, одержання нових особин тільки шляхом кросоверу й подальшої мутації, одержання нових особин

тільки шляхом мутації й подальшого кросоверу, одержання нових особин тільки шляхом мутації й подальшого кросоверу, а також шляхом тільки кросоверу й подальшої мутації, одержання нових особин тільки шляхом мутації, а також шляхом тільки кросоверу.

В якості образів для розпізнавання було обрано педагогічні прогнози стосовно змін інтересу учнів до навчання, хоча в цій якості можливе прикладне розпізнавання й інших образів відповідної розмірності та класифікаційної роздільності.

**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 XIII Всеукраїнській науково-практичній конференції «Актуальні проблеми комп'ютерних наук АПКН-2021» (15-16 жовтня 2021 року); за темою роботи автором виконано наукову публікацію:

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.

**Структура та обсяг роботи.** Кваліфікаційна робота магістра складається із реферату, завдання, змісту, переліку скорочень, вступу, 4 розділів, висновків, переліку посилань із 38 найменувань та 4 додатків. Загальний обсяг кваліфікаційної роботи магістра становить 97 сторінки, з них 81 сторінок основного тексту та 16 сторінок додатків. У роботі наведено 27 рисунків та 15 таблиць.

**Ключові слова:** генетичний алгоритм, нейронна мережа, перцептрон, нейромережа, навчання нейронної мережі, образ, метод навчання нейромережі, інформаційна система, інформаційна модель, інформаційна технологія.

## Зміст

Перелік скорочень .....	4
Вступ.....	5
Розділ 1	
Дослідження предметної області розпізнавання образів .....	11
1.1 Аналіз предметної області .....	11
1.2 Аналіз існуючого програмного забезпечення розпізнавання образів нейромережами .....	19
1.3 Аналіз сучасних наукових публікацій у області застосування генетичних алгоритмів у навчанні нейронних мереж .....	23
1.4 Постановка задачі.....	27
Висновки до розділу 1 .....	28
Розділ 2	
Компоненти інформаційної технології автоматизованого навчання нейронної мережі генетичним алгоритмом .....	30
2.1 Інформаційна модель генетичного алгоритму навчання нейромережі.....	30
2.2 Метод опціонального одержання нових індивідів генетичним алгоритмом ....	32
2.3 Математична модель обрахунку інтегральної помилки навчання нейромережі.....	34
Висновки до розділу 2 .....	35
Розділ 3	
Інформаційна технологія автоматизованого навчання нейронної мережі генетичним алгоритмом .....	37
3.1 Схеми інформаційної технології.....	37
3.3 Формування рекомендованої комбінації засобів розробки інформаційної системи .....	40

3.4 Архітектура модулів інформаційної системи автоматизованого навчання нейронної мережі генетичним алгоритмом.....	46
3.5 Проектування структури бази даних інформаційної системи.....	48
Висновки до розділу 3 .....	54
Розділ 4	
Дослідження ефективності інформаційної технології автоматизованого розпізнавання образів нейронною мережею .....	56
4.1 Розробка прикладних компонентів інформаційної системи .....	56
4.3 Прикладне тестування інформаційної системи .....	58
4.4 Функціональне дослідження інформаційної системи.....	65
4.4 Дослідження ефективності інформаційної технології автоматизованого навчання нейронної мережі генетичним алгоритмом.....	69
Висновки до розділу 4 .....	73
Загальні висновки.....	74
Перелік посилань.....	78
Додатки	

**Перелік скорочень**

<b>Скорочення, термін, позначення</b>	<b>Пояснення</b>
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

## Вступ

Кваліфікаційна робота магістра розв'язує науково-технічну задачу автоматизованого розпізнавання образів нейромережею перцептрон, навчання якої здійснюється за допомогою генетичного алгоритму, зокрема, при навчанні двошарової нейромережі перцептрон за допомогою генетичного алгоритму навчання виконується повне поступове налаштування множини ваг синапсів нейромережі, що складається із двох підмножин, які утворюються предсинаптичними зв'язками схованого та вихідного прошарків нейронів мережі.

**Актуальність теми.** Розвиток і поширення комп'ютерної обробки інформації привели до виникненню в середині двадцятого століття потреб в технологіях, що дозволяють машинам здійснювати розпізнавання в оброблюваній ними інформації. Розробка методів машинного розпізнавання дозволяє розширити коло виконуваних комп'ютерами завдань та зробити машинну переробку інформації більш інтелектуальною. Прикладами сфер застосування розпізнавання можуть служити системи розпізнавання тексту, машинний зір, розпізнавання мови, відбитків пальців тощо. Незважаючи на те, що деякі з цих задач вирішуються людиною на підсвідомому рівні з великою швидкістю, до теперішнього часу ще не створено комп'ютерних програм, що вирішують ці питання в настільки ж загальному вигляді, отож тема є актуальною та потребує подальшого дослідження. Існуючі системи призначені для роботи лише в спеціальних випадках зі строго обмеженою сферою застосування. Найефективішими засобами вирішення завдань розпізнавання є нейронні мережі, а одним із прийнятних способів налаштування вагових коефіцієнтів штучних нейронних мереж можна вважати генетичні алгоритми [1]. Це пов'язано з тією обставиною, що на початковій стадії немає абсолютно ніякої інформації про напрямки руху в плані налаштування ваг матриці.

В умовах невизначеності еволюційні методи, в тому числі і генетичні алгоритми, мають найбільш високі шанси для досягнення необхідних результатів. Класичний генетичний алгоритм оперує двійковою системою числення, хоча останнім часом найчастіше зустрічаються роботи, в яких оператори генетичних алгоритмів виконують операції над безліччю дійсних чисел. Це дозволяє істотно розширити можливості застосування описуваних алгоритмів. Тому створення інформаційної технології для автоматизованого розпізнавання образів нейромережею перцептрон, навчання якої здійснюється за допомогою генетичного алгоритму, є актуальним.

Зокрема, при навчанні двошарової нейромережі перцептрон за допомогою генетичного алгоритму навчання має виконуватись повне поступове налаштування множини ваг синапсів нейромережі, що складається із двох підмножин, які утворюються предсинаптичними зв'язками схованого і вихідного прошарків нейронів мережі.

**Мета і задачі роботи.** *Мета кваліфікаційної роботи магістра* – створення інформаційної технології для автоматизованого розпізнавання образів нейромережею перцептрон, навчання якої здійснюється за допомогою генетичного алгоритму. Зокрема, при навчанні двошарової нейромережі перцептрон за допомогою генетичного алгоритму навчання має виконуватись повне поступове налаштування множини ваг синапсів нейромережі, що складається із двох підмножин, які утворюються предсинаптичними зв'язками схованого та вихідного прошарків нейронів мережі. За результатом виконання роботи були *поставлені та вирішені наступні завдання:*

1. Проведено аналіз існуючих типів нейромереж, зокрема перцептрона, та відомих підходів до автоматизованого навчання двошарової нейромережі.

2. Вдосконалено інформаційну модель алгоритму навчання нейромережі перцептрон з метою забезпечення можливості застосування генетичного алгоритму навчання.

3. Вдосконалено метод опціонального одержання нових індивідів генетичним алгоритмом.

4. Розроблено інформаційну технологію автоматизованого навчання нейронної мережі генетичним алгоритмом.

5. Розроблено прикладну інформаційну систему для автоматизованого навчання нейронної мережі генетичним алгоритмом.

6. Проведено прикладне дослідження ефективності інформаційної технології автоматизованого навчання нейронної мережі генетичним алгоритмом.

Також розроблено математичну модель обрахунку інтегральної помилки навчання нейромережі, яка використовується у роботі інформаційної технології автоматизованого навчання нейронної мережі генетичним алгоритмом й характеризується тим, що дозволяє обрахувати помилки кожного з виходів нейромережі для кожного з навчальних зразків образів визначити відхилення результату й за цими даними одержати інтегральну помилку навчання нейронної мережі. В результаті найкращим зразком вважається той, у якого інтегральна помилка навчання нейромережі є найменшою.

**Об'єкт дослідження** – процес навчання нейронної мережі перцептрон.

**Предмет дослідження** – інформаційні технології, моделі, методи та засоби для навчання нейронної мережі перцептрон за генетичним алгоритмом.

**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 були отримані такі *інновації та положення наукової новизни*:

1. Вдосконалено інформаційну модель алгоритму навчання нейромережі перцептрон, яка відрізняється тим, що містить подання параметрів, достатніх для

забезпечення можливості застосування генетичного алгоритму навчання нейронної мережі.

2. Вдосконалено метод опціонального одержання нових індивідів генетичним алгоритмом, який відрізняється тим, що дозволяє за наявними в інформаційній моделі параметрами вхідних даних множин ваг синапсів, навчальної вибірки зразків для нейромережі та параметрами роботи методу забезпечити автоматизоване одержання множини нових зразків множин ваг синапсів шляхом застосування операцій мутації та схрещування генетичного алгоритму.

3. Розроблено нову інформаційну технологію автоматизованого навчання нейронної мережі генетичним алгоритмом, що дозволяє з використанням створених моделі та методів за вхідними даними у вигляді множин ваг синапсів, навчальної вибірки зразків для нейромережі та параметрами роботи одержувати вихідні дані у вигляді множини ваг синапсів з максимальною оцінкою відповідності вимозі мінімізації сукупної помилки розпізнавання.

4. Розроблено нову інформаційну систему для автоматизованого навчання нейронної мережі генетичним алгоритмом, що дозволяє за створеною інформаційною технологією в результаті навчання з застосуванням генетичного алгоритму одержувати множини ваг синапсів з максимальною оцінкою відповідності вимозі мінімізації сукупної помилки розпізнавання й виконувати автоматизоване розпізнавання образів нейромережею перцептрон.

**Практичне значення одержаних результатів.** Проведені дослідження ефективності інформаційної технології в напрямку порівняння кількості випадків успішного завершення навчання нейромережі за одержання нових особин різними шляхами виявило, що найвищу ефективність запропонована інформаційна технологія досягає при використанні всіх передбачених способів одержання нових особин, це дозволяє успішно досягти результат із найбільшою ймовірністю та за найменшу кількість епох. Дане дослідження доводить

спроможність розробленої інформаційної технології автоматизованого навчання нейронної мережі генетичним алгоритмом успішно формувати множини ваг синапсів, відповідні необхідному результату навчання нейронної мережі. При одержанні нових особин за всіма можливими шляхами одночасно використовувались такі варіанти: одержання нових особин тільки шляхом кросоверу, одержання нових особин тільки шляхом мутації, одержання нових особин тільки шляхом кросоверу й подальшої мутації, одержання нових особин тільки шляхом мутації й подальшого кросоверу, одержання нових особин тільки шляхом мутації й подальшого кросоверу, а також шляхом тільки кросоверу й подальшої мутації, одержання нових особин тільки шляхом мутації, а також шляхом тільки кросоверу.

В якості образів для розпізнавання було обрано педагогічні прогнози стосовно змін інтересу учнів до навчання, хоча в цій якості можливе прикладне розпізнавання й інших образів відповідної розмірності та класифікаційної роздільності.

#### **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 XIII Всеукраїнській науково-практичній конференції «Актуальні проблеми комп'ютерних наук АПКН-2021» (15-16 жовтня 2021 року); за темою роботи автором виконано наукову публікацію:

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.

**Структура та обсяг роботи.** Кваліфікаційна робота магістра складається із реферату, завдання, змісту, переліку скорочень, вступу, 4 розділів, висновків, переліку посилань із 38 найменувань та 4 додатків. Загальний обсяг кваліфікаційної роботи магістра становить 97 сторінки, з них 81 сторінок основного тексту та 16 сторінок додатків. У роботі наведено 27 рисунків та 15 таблиць.

## **Розділ 1**

### **Дослідження предметної області розпізнавання образів**

#### **1.1 Аналіз предметної області**

Розпізнавання являє собою здатність живих організмів виявляти в потоці інформації, що надходить від органів чуття, певні об'єкти, закономірності та явища. Розпізнавання може здійснюватися на основі зорової, слуховий, тактильної інформації. Деякі тварини активно використовують нюх для впізнавання інших особин і пошуку їжі. Можливість розпізнавання спирається на схожість однотипних об'єктів. Незважаючи на те, що всі предмети і ситуації унікальні в строгому сенсі, між деякими з них завжди можна знайти подібності з тими чи іншими ознаками. Звідси виникає поняття класифікації – розбиття всієї множини об'єктів на підмножини (класи) елементи яких мають деякі схожі властивості, що відрізняють їх від елементів інших класів. Таким чином, завданням розпізнавання є віднесення розглянутих об'єктів або явищ за їх описом до потрібних класів. Тобто поняття розпізнавання можна розширити, якщо говорити про виявлення об'єктів в потоці не тільки чуттєвої, а й будь-якої іншої інформації. Наприклад, можна говорити про розпізнавання хвороби по її симптомів у хворого чи про розпізнавання соціальних явищ по статистичній інформації.

Образ представляє собою об'єкт, процес або явище реального та абстрактного світу, який розпізнається за ознаками (даними), які збираються та оброблюються індивідуально та у сукупності. Розпізнавання образу не є безцільною грою і завжди супроводжується дією [2]. «Адекватна дія» на розпізнаний конкретний об'єкт є основою життєдіяльності будь-якого живого організму. В штучних інтелектуальних системах дія має вигляд порівняння з еталоном, увімкнення в роботу виконавчого пристрою, вилучення з розгляду образу, запису або видачі інформації тощо. Прикладами образів можуть бути:

реальні та абстрактні об'єкти; люди (їх голоси, пульс, почерки, хвороби тощо); виробництво товарів; економічні явища та процеси; стан економіки; суспільно-виробничі процеси; види небезпек у роботі фірми; літери; автомашини тощо.

Неможливо охопити всі напрямки діяльності людини, в кожному з яких потрібно розпізнавати певні образи. До прикладу, науки про хвороби, риби, технічні пристрої можуть бути достатньо об'ємними ділянками знань, які не може охопити одна людина. Інформаційні технології є різноманітними: їх можна розділити на технології спілкування природною мовою, перекладу на різні мови «з голосу», виробничі технології, доступ до даних, інтернет, захист інформації, розвідки корисних копалин з космосу тощо. Тому дисципліна розпізнавання образів повинна вимушено обмежуватись описом лише загальних найбільш розповсюджених методів.

Розпізнавання образів є одним з найбільш широко висвітлених в літературі завдань інформаційних технологій [3]. Безліч методів і вдалих рішень створили деяку картину «складності» задачі. При цьому слід звернути увагу на той факт, що ми маємо справу саме з інформаційною технологією, тобто методами та засобами обробки інформації. Теорія інформації відрізняється тим, що є маса тлумачень змісту поняття інформація. Це і невизначеність, і кількість символів і очікуваний результат, де кожен з авторів, вирішуючи деяку свою задачу, давав власне визначення змісту цього поняття. При цьому процес побудованої системи розташування завжди вимагає публічного підходу до синтезу алгоритмів і методів.

Система розпізнавання образів являє собою електронно-обчислювальний комплекс, що здатен моделювати розумові процеси, які властиві людині під час прийняття рішень, з метою виявлення аналогій серед об'єктів що досліджуються. Для розпізнавання образів необхідно розв'язати такі основні задачі: розбиття простору ознак розпізнавання на області, які відповідають певному класу об'єктів, і визначення належності реалізації образу, який розпізнається, до певного класу. Найчастіше система розпізнавання образів за аналогією з

біонічною системою функціонує у таких режимах: навчання й екзамену. На етапі навчання з метою побудови вирішальних правил здійснюється розбиття простору ознак на класи розпізнавання [4].

Під час формування простору ознак розпізнавання виконується інформаційний аналіз характеристик об'єктів. Для кожної з характеристик проводиться оцінка релевантності, тобто ступеню відповідності до поставленої задачі, та інформативності, тобто впливу майбутньої ознаки на ефективність вирішальних правил [4].

Наявність неточностей та шуму під час вимірювання значень ознак розпізнавання визначає необхідність та попередньої обробки. Для цього робиться фільтрація, мета якої – видалити шум та відновлення значень ключових ознак. Окрема група методів попередньої обробки – сегментація. Тобто відокремлення розпізнаних об'єктів від фону. До прикладу, у системах відеоспостереження з автоматичною попередньою обробкою, ідентифікація обличчя полягає у пошуку та виділення обличчя або його частини на зображенні зі змінним фоном [5].

У методології прийняття рішень при розпізнаванні образів виділяють три основних напрямки: 1) евристичні методи; 2) математичні методи; 3) синтаксичні (лінгвістичні) методи [6].

Евристичні методи ґрунтуються на досвіді та інтуїції розробника системи розпізнавання. Як правило, такі методи орієнтовані на рішення конкретного типу задач розпізнавання і безпосередньо прив'язані до способу синтезу образів. Найбільш часто застосовуються при використанні принципу порівняння з еталоном та принципу спільності властивостей.

Математичні методи спираються на використання класичного математичного апарату: кореляційного аналізу, методів лінійного програмування, теорії статистичних рішень тощо. Застосовуються у випадках, коли ознаки представлені вимірами (параметрами), а їх зв'язки можуть бути

описані у форматі аналітичних залежностей. Певною мірою математичні методи використовуються у всіх трьох підходах до розпізнавання.

Математичні методи зазвичай поділяють на детерміновані і статистичні. В задачах аналізу даних найбільш часто використовуються статистичні методи. Це обумовлено високим ступенем мінливості умов спостереження і самих об'єктів дослідження [6].

Лінгвістичні (синтаксичні, структурні) методи застосовуються в тих випадках, коли образ являє собою деяку структуру, що складається з так званих непохідних (первинних) елементів і ознак, що описують зв'язки між ними. У цих методах широко використовується апарат алгебри логіки і теорії формальних мов. При обробці даних ці методи можуть використовуватися при аналізі просторових структур, деякі з них застосовуються також в експертних системах.

Сучасний рівень розвитку обчислювальних засобів дозволяє комбінувати в системах розпізнавання як різні підходи до опису образів, так і методи, що використовуються в процесі розпізнавання. Раціональне використання цих підходів є головною задачею розробника системи розпізнавання.

На відміну від розглянутої вище абстрактної системи, реальна система розпізнавання – це функціонально взаємопов'язана сукупність методів і технічних засобів, що здійснює процес синтезу і аналізу образів [6].

Перш ніж приступати до побудови системи розпізнавання, необхідно проаналізувати всю доступну інформацію про об'єкти дослідження і вирішити такі питання:

- 1) якими загальними характеристиками і властивостями володіють об'єкти дослідження і чим вони відрізняються;
- 2) якщо необхідні характеристики можуть бути отримані в результаті вимірів, яка точність цих вимірів;
- 3) чи існує відповідна модель або моделі для формального опису та аналізу даних характеристик.

На підставі проведених досліджень визначається тип і структура системи розпізнавання.

По повноті вихідної інформації системи розпізнавання поділяються на системи з навчанням, без навчання і системи з самонавчанням [6].

У системах без навчання передбачається, що наявна інформація і обраний принцип розпізнавання дозволяють безпомилково розділити всі необхідні класи. Типовим прикладом систем без навчання є системи, засновані на принципі порівняння з еталоном (принципі перерахування). Системи без навчання можуть бути побудовані і на принципі кластеризації, коли вектори-образи кожного класу утворюють компактні групи, що не перекриваються.

Якщо наявних даних про об'єкти дослідження недостатньо, для їх точного поділу, розпізнавання без навчання призводить до більших помилок. І навпаки, кількість інформації про об'єкти може бути настільки великою, що для виділення потрібних класів немає необхідності використовувати її в повному обсязі. У цих випадках застосовують системи розпізнавання з навчанням.

Процедура навчання зазвичай виконується фахівцем-аналітиком даних в інтерактивному режимі. Слід зазначити, що будь-які процедури класифікації з навчанням більш трудомісткі і якість розпізнавання іноді більше залежить від особистого досвіду аналітика даних і розуміння ним суті поставленого завдання, ніж від ефективності самого алгоритму розпізнавання.

Найчастіше системи з навчанням ґрунтуються на принципі спільності властивостей. При цьому образи не обов'язково повинні бути представлені певною структурою. Це може бути просто безліч параметрів-вимірювань, що підкоряються в кожному класі певним законом статистичного розподілу, або безліч якихось атомарних (неподільних) елементів, присутніх в кожному класі в певній комбінації.

Навчання в системах, що використовують принцип кластеризації, полягає в пошуку такого розбиття всієї множини вектор-образів на кластери, яке забезпечувало б мінімальні помилки в процесі розпізнавання.

У системах що повинні самонавчатися, процедура навчання виконується в самому процесі розпізнавання спеціальним алгоритмом. Для оцінки якості розпізнавання використовується деякий функціонал, пов'язаний з помилками розпізнавання, який в процесі навчання максимізується або мінімізується.

Нейромережеві моделі є одним із найбільш адаптивних методів розпізнавання, однак використання цих методів на практиці вимагає налаштування великої кількості параметрів нейронних мереж та їх ансамблів. Одним із підходів до автоматичного вибору структури нейромереж та налаштування їхніх гіперпараметрів є генетичні алгоритми [7].

Генетичні алгоритми (ГА) виникли у результаті спостереження та спроб копіювання природних процесів, які відбуваються у світі живих організмів, зокрема, еволюції та пов'язаної з нею селекції (природнього відбору) популяцій живих істот [8]. При подібному зіставленні нейронних мереж і генетичних алгоритмів потрібно звернути увагу на принципово різну тривалість протікання згадуваних природних процесів, на надзвичайно швидку обробку інформації у нервовій системі та досить повільний процес природньої еволюції. Однак, при комп'ютерному моделюванні ці відмінності виявляються несуттєвими.

Ідею ГА висловив Холланд у кінці шістдесятих – початку сімдесятих років двадцятого століття. Вчений зацікавився властивостями процесів природньої еволюції (у тому числі фактом, що еволюціонують хромосоми, а не власне живі істоти). Він був упевнений у можливості скласти та реалізувати у вигляді комп'ютерної програми алгоритм, що буде вирішувати складні задачі так, як це робить природа (еволюційним шляхом).

Тому Холланд почав працювати над алгоритмами, що оперували послідовностями двійкових цифр (одиниць і нулів), що одержали назву хромосом. Ці алгоритми імітували еволюційні процеси у поколіннях таких хромосом. У них були реалізовані механізми селекції та репродукції, аналогічно вживаними природною еволюцією.

Як у природі, ГА здійснювали пошук «хороших» хромосом без використання будь-якої інформації про характер розв'язуваної задачі [9]. Була потрібна тільки якась оцінка кожної хромосоми, яка відображає її пристосованість. Механізм селекції полягає у відборі хромосом з найвищою оцінкою (найбільш пристосованих), які репродукують частіше, ніж особини з більш низькою оцінкою (що гірше пристосовані).

Процес навчання починається з набору особин, який називається популяцією. Кожна особина представляє собою певне вирішення проблеми, яка була поставлена. Особина характеризується набором параметрів (змінних), які називають генами. Гени об'єднані в один рядок і формують хромосому – розв'язок задачі [10]. У ГА набір генів особини представлений у вигляді бінарних рядків. Закодована комбінація генів називається хромосомою [10]. Схематично процес роботи ГА проілюстровано на рисунку 1.1.

На кожній ітерації генетичного алгоритму пристосованість кожної особини даної популяції оцінюється за допомогою функції пристосованості та на цій основі створюється наступна популяція особин, які складають безліч потенційних рішень проблеми, наприклад, задачі оптимізації. Чергова популяція генетичного алгоритму називається поколінням, а до новостворюваної популяції особин застосовується термін «нове покоління» або «покоління нащадків» [12].

Однією із областей застосування ГА є навчання нейронної мережі. Процес навчання нейронної мережі за допомогою генетичного алгоритму розбивається на два етапи [13]: на першому етапі за допомогою генетичного алгоритму здійснюється пошук загальних параметрів нейронної мережі, а саме: кількості прихованих шарів і нейронів у кожному шарі; на другому етапі генетичний алгоритм використовується для пошуку значень зв'язків між нейронами і функцій активації.

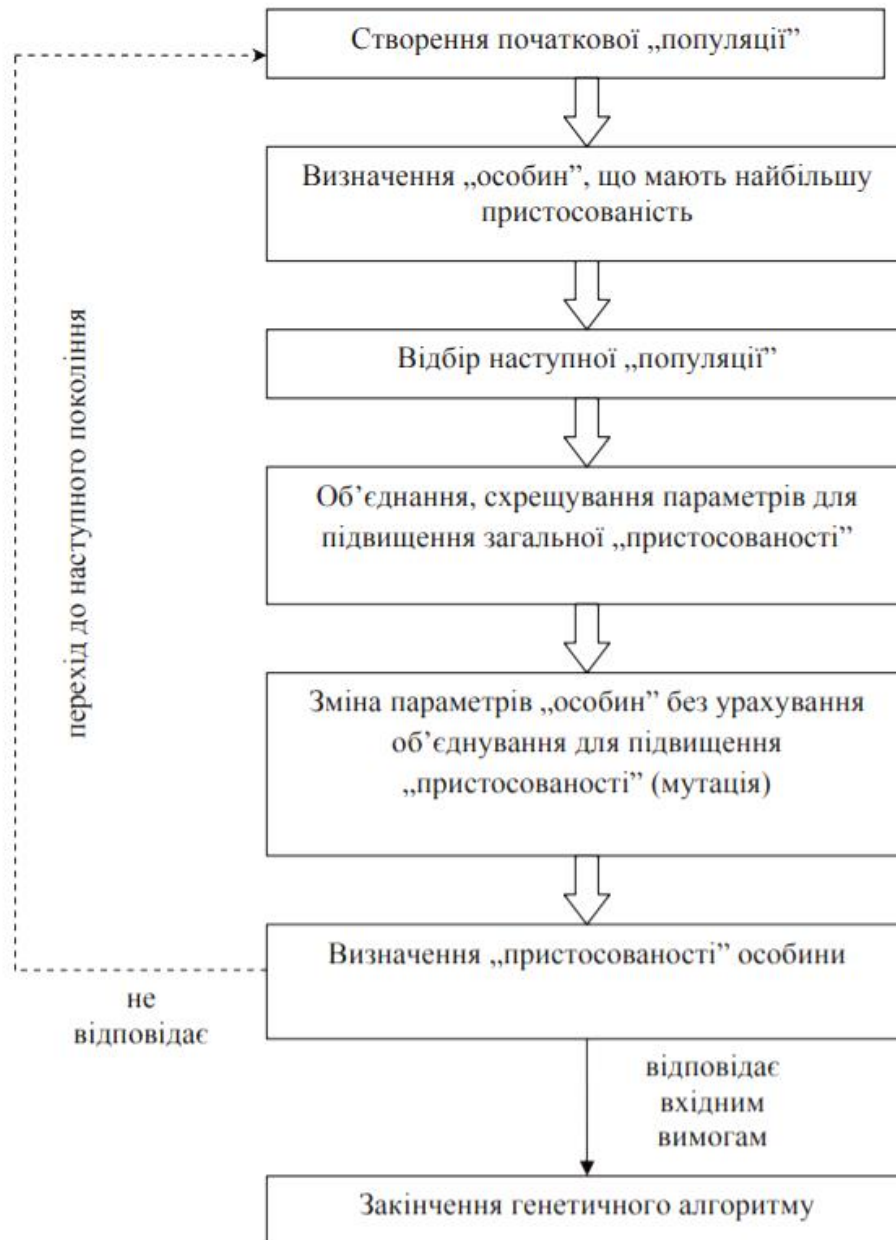


Рисунок 1.1 – Процес роботи генетичного алгоритму [10]

Більше того, ГА вважаються одним із найбільш прийнятних способів налаштування вагових коефіцієнтів штучних нейронних мереж [14]. Це пов'язано з тією обставиною, що на початковій стадії немає абсолютно ніякої інформації про напрямку руху в плані налаштування ваг матриці. В умовах невизначеності еволюційні методи, в тому числі і генетичні алгоритми, мають найбільш високі шанси для досягнення необхідних результатів. Класичний генетичний алгоритм оперує двійковою системою числення, хоча останнім часом найчастіше зустрічаються роботи, в яких оператори генетичних алгоритмів

виконують операції над безліччю дійсних чисел. Це дозволяє істотно розширити можливості застосування описуваних алгоритмів.

Отже, даний напрямок є актуальним, а створення інформаційної технології розпізнавання образів нейромережею з генетичним алгоритмом навчання є доцільним.

## **1.2 Аналіз існуючого програмного забезпечення розпізнавання образів нейромережами**

Інформаційні технології у завданнях розпізнавання образів на сьогоднішній день використовуються досить широко. Враховуючи, що задачі розпізнавання образів є доволі широким класом задач, до яких належать як розпізнавання текстів, почерків, відбитків пальців, так і розпізнавання та ідентифікація особистості тощо, на сьогоднішній день є багато різних програмних реалізацій для кожної зі сфер [14].

**FaceLock** Розпізнавання обличчя може бути не зовсім новим, але програма FaceLock є безкоштовною програмою під ОС Android, яка захищає програми, використовуючи лише обличчя клієнта. Блокування обличчя представляється єдиним ключем для розблокування конфіденційних файлів та програм, які часто використовуються [15, 16]. Інтерфейс програми FaceLock зображено на рисунку 1.2.

Після встановлення програми вона переміщуватиметься та даватиме вказівки до головного меню зі списком опцій, що дозволяє налаштовувати продуктивність програми.

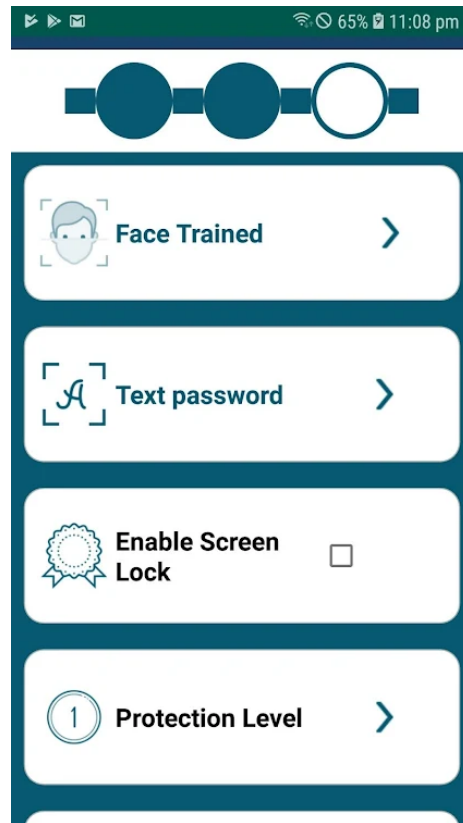


Рисунок 1.2 – Інтерфейс програми FaceLock [15]

**Розпізнавання обличчя Люксанда Luxand** дозволяє натискати будь-яке виявлене обличчя та давати йому ім'я. Потім цей додаток запам'ятає це обличчя та розпізнає його в майбутньому [15]. Працює під ОС Android.

Luxand в основному використовується для систем ідентифікації обличчя, спостереження, контролю часу та контролю, які використовують біометричну ідентифікацію для більш точного аналізу з високим рівнем місцевої безпеки [17, 18]. Інтерфейс роботи програми зображено на рисунку 1.3.

Однак, програма має ряд недоліків. Користувачі відмічають що є залежність розпізнавання від балансу білого, працює не на всіх пристроях, має недостатній функціонал [19].



Рисунок 1.3 – Інтерфейс програми FaceLock [17]

**ZKTeco SpeedFace-V5L** Також є програмні реалізації у вигляді терміналу розпізнавання обличчя, температури, відбитків пальців ZKTeco SpeedFace-V5L. Має пам'ять шаблонів обличчя (6000), пам'ять шаблонів долоні (3000), пам'ять шаблонів відбитків пальця (6000), пам'ять журналу подій (200 000) [20]. Забезпечує швидке і точне вимірювання температури тіла і ідентифікацію особи у масці під час перевірки обличчя і долоні, що особливо актуально у період розповсюдження інфекційних захворювань. Зовнішній вигляд пристрою зображено на рисунку 1.4.



Рисунок 1.4 – Вигляд ZKTeco SpeedFace-V5L [20]

**Сканер QR і штрих-коду** Сканер QR і штрих-коду – це найшвидший сканер QR/штрих-коду. Розробники вважають даний застосунок необхідним для кожного Android-пристрою [21]. Можна сканувати штрих-коди товарів і порівнювати їх ціни з цінами в інтернеті задля економії коштів. Дизайн та приклади роботи зображено на рисунку 1.5.

Однак, на думку користувачів, недоліком даного застосування є надмірна реклама, не бачить QR коди менше сантиметра, не завжди виходить коректно сканувати [21].

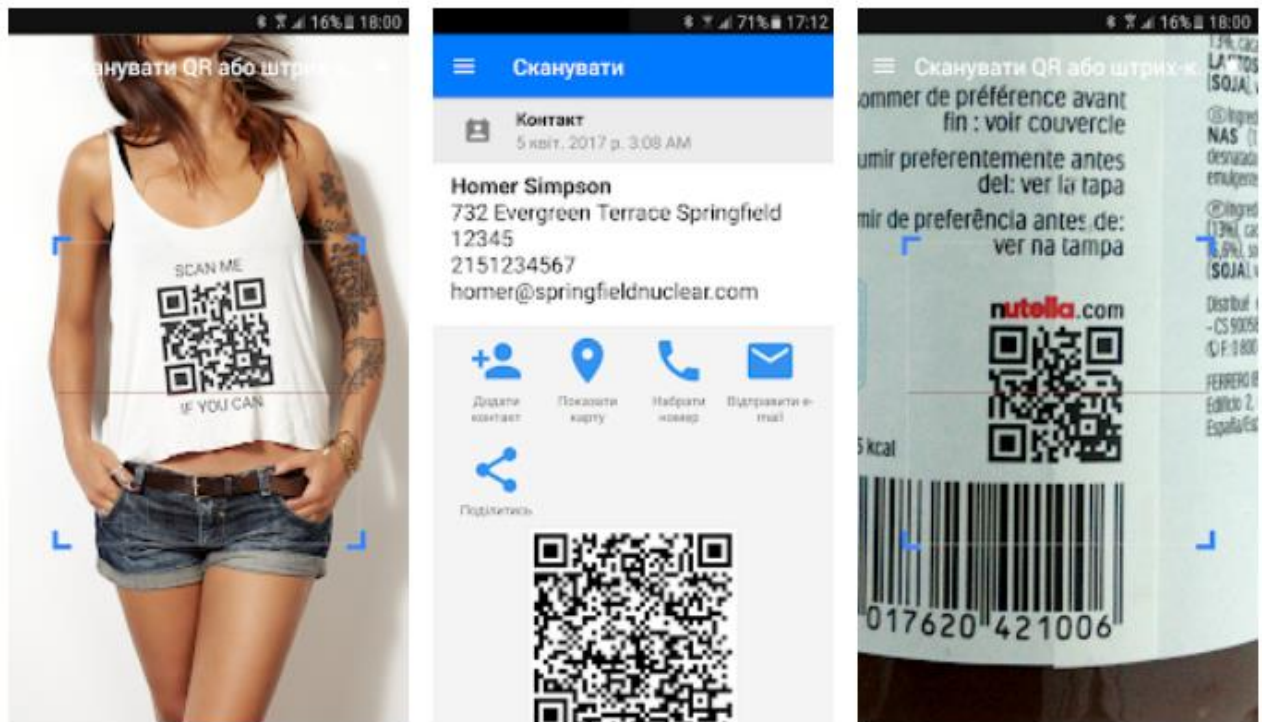


Рисунок 1.5 – Застосунок Сканер QR і штрих-коду [21]

Усі розглянуті програмні реалізації мають ряд недоліків, які імовірно все пов'язані із недосконалою реалізацією алгоритмів розпізнавання та навчання. Тому розробка інформаційної технології розпізнавання образів нейромережею з генетичним алгоритмом навчання є актуальною та потребує програмної реалізації.

### 1.3 Аналіз сучасних наукових публікацій у області застосування генетичних алгоритмів у навчанні нейронних мереж

Як вже було сказано у роботі [1, 13], ГА вважаються найбільш прийнятним способом налаштування вагових коефіцієнтів нейронних мереж.

У роботі [22] вказано, що генетичні алгоритми є універсальними алгоритмами оптимізації на основі принципу біологічної еволюції. Відповідно до функцією пристосованості (фітінга) проводиться генетичний відбір, кросовер і мутація одиничних особин популяції; значення цінних екземплярів зберігаються,

мінімальні відмінності індивідуальних ознак усувається, нове покоління не тільки успадковує інформацію про групу, а й стає краще, ніж попередні [23].

Цей цикл повторюється, поки умова оптимізації не буде виконана. Послідовність дії алгоритма застосування ГА для нейромережевого навчання включає три етапи. На першому визначаються структури нейронної мережі відповідно до числа вхідних і вихідних параметрів, задається метод відображення особини для ГА. Другий етап використовує ГА для оптимізації нейронних ваг і порогів мережі, проводиться розрахунок індивідуального значення функції пристосованості та пошук кращих особин, виконуються генетичні операції схрещування і мутації. Виходом алгоритму є нейронна мережа, побудована з використанням генетичних алгоритмів для отримання оптимальних ваг мережі і порогових значень.

У роботі [24] для створення структури і налаштування ваг мережі (стратегія навчання «з учителем») пропонуються підходи, засновані на використанні еволюційних алгоритмів. Однак пропоновані процедури дозволяють отримати лише один варіант структури нейронної мережі. Пропонується розроблений модифікований генетичний алгоритм спільно з кластерним аналізом всіх можливих варіантів, з метою отримання повної множини оптимальних варіантів побудови нейронної мережі. Такий підхід дозволить розширити безліч аналізованих альтернатив в системах прийняття рішень, заснованих на застосуванні нейромереж: інтелектуальних автоматизованих систем проектування, експертних систем, систем управління тощо.

Дослідниками робляться спроби використовувати для вирішення задачі оптимізації функції помилки ГА. Генетичні алгоритми засновані на паралельній обробці конкуруючих варіантів, а їх основними перевагами є досить швидка збіжність і нечутливість до локальним екстремумів [24].

У роботі [25] також підкреслено, що на сьогоднішній день, найбільш наближені до вирішення питання ефективної методики навчання штучних нейронних мереж є методики з використанням ГА.

Проте, класичні генетичні алгоритми не дають можливості скоротити час обробки, а лише задовольняють умову досягнення точності. Це відбувається за рахунок того, що за своїм принципом дії генетичний алгоритм – ймовірнісний процес, який не можливо передбачити з великою точністю. Тому необхідно виконувати його повторення – багатократне створення нових популяцій, що формують покоління та епохи [25]. Також у роботі пропонується розглянути генетичний алгоритм на можливість розпаралелювання процесів. Тобто в той самий час будуть створюватись не одна популяція характеристик, а декілька, кількість буде обмежуватись розміром вхідного шару. Таким чином, питання обробки даних зводиться до використання паралельного принципу роботи генетичного алгоритму.

У роботі [26] для проектування нейронної мережі використовуються евристичні методи, які не дають однозначних рішень. Для побудови моделі об'єкта на основі нейромережі потрібне виконання багато циклового настроювання внутрішніх елементів і зв'язків між ними. Проблеми, які виникають під час підготовки навчаючої вибірки пов'язані зі складністю знаходження достатньої кількості навчаючих прикладів і навчання нейромереж в деяких випадках приводить до тупикових ситуацій.

Через великі розміри нейромереж виникає проблема із часовою затримкою передавання інформації, тому виникає задача збільшення швидкості обробки та процедури навчання, що дозволить наблизити використання нейромереж у системах реального часу. При цьому поведінка навченої нейронної мережі не завжди може бути однозначно передбаченою. Тому у роботі [26] автором вважається доцільно розглянути підхід до зменшення циклів навчання для конкретизації кінцевого результату. Обмеження накладається лише на взаємозв'язок між елементами мережі та їх взаємодію. Через

багатоваріантність та складність зв'язків у нейронних мережах визначення її параметрів потребує невиправдано великий обсяг обчислень. До того ж нейромережа передбачає велику кількість циклічних обчислень, які базуються на попередніх, кожний наступний набір результатів буде еволюційно пов'язаний із попередніми, тому для зменшення циклів обчислень та збільшення їх швидкості без втрати еволюційних зв'язків доцільно використовувати ГА.

Зазвичай ГА та нейромережі працюють за шістьма основними принципами: ГА та нейронні мережі незалежно застосовуються для вирішення тієї ж самої задачі; нейромережі забезпечують ГА, тобто створюють початкову популяцію; ГА забезпечують нейромережі, тобто аналізують мережі для подальшого вибору параметрів або правил навчання; ГА використовуються в еволюційному навчанні нейромереж; ГА підбирають топологію; генетичні алгоритми та нейромережі застосовуються адаптивно у системах аналізу. На думку автора [26], ці основні підходи дозволяють провести аналіз використання обох технологій з точки зору ефективності їх використання, але лише останній дає можливість інтегрувати одну технологію з іншою, тобто щоб вони використовувались не паралельно або послідовно, а одночасно з перехресною реалізацією параметрів. Виходячи з вищезгаданих фактів припустимо, що ГА можна використовувати інтегровано з нейромережами не одноразово. Пропонується використати принцип ГА в кожному нейроні. Це дозволить не тільки збільшити швидкість навчання нейронної мережі, але й проводити динамічний вибір топології в залежності від отриманих результатів на кожному з етапів навчання.

У роботі [27] досліджено метод використання генетичного алгоритму для моделі машинного навчання та можливі реалізації цих моделей на прикладі прогнозування напружено-деформованого стану затисненої за периметром квадратної пластинки з ізотропного матеріалу, що знаходиться під дією рівномірно розподіленого по поверхні поперечного тиску. Також відзначається, що у практичних задачах саме структурна і параметрична оптимізація вимагає

суттєвих часових затрат та експертних знань предметної області. А одним із методів, що дозволяють уникнути такого ручного налаштування роботи системи є генетичні алгоритми.

Отже, з дослідження предметної області видно що тема нейромережевого розпізнавання образів з генетичним алгоритмом навчання є актуальною та потребує подальшого дослідження.

#### **1.4 Постановка задачі**

*Мета кваліфікаційної роботи магістра* – створення інформаційної технології для автоматизованого розпізнавання образів нейромережею перцептрон, навчання якої здійснюється за допомогою генетичного алгоритму. Зокрема, при навчанні двошарової нейромережі перцептрон за допомогою генетичного алгоритму навчання має виконуватись повне поступове налаштування множини ваг синапсів нейромережі, що складається із двох підмножин, які утворюються предсинаптичними зв'язками схованого та вихідного прошарків нейронів мережі.

В якості образів для розпізнавання обрано педагогічні прогнози стосовно змін інтересу учнів до навчання, хоча в цій якості можливе розпізнавання й інших образів відповідної розмірності та класифікаційної роздільності.

Для досягнення поставленої мети розпізнавання образів нейромережею із генетичним алгоритмом навчання потрібно розв'язати наступні *задачі дослідження*:

1. Провести аналіз існуючих типів нейромереж, зокрема перцептрона, та відомих підходів до автоматизованого навчання двошарової нейромережі.

2. Вдосконалити інформаційну модель алгоритму навчання нейромережі перцептрон з метою забезпечення можливості застосування генетичного алгоритму навчання.

3. Вдосконалити метод опціонального одержання нових індивідів генетичним алгоритмом.

4. Вдосконалити метод обрахунку інтегральної помилки навчання нейромережі.

5. Розробити інформаційну технологію автоматизованого навчання нейронної мережі генетичним алгоритмом.

6. Розробити прикладну інформаційну систему для автоматизованого навчання нейронної мережі генетичним алгоритмом.

7. Провести прикладне дослідження ефективності інформаційної технології автоматизованого навчання нейронної мережі генетичним алгоритмом.

### **Висновки до розділу 1**

В розділі проведено аналіз проблеми нейромережевого розпізнавання образів, який виявив актуальність даного напрямку практичного застосування інформаційних технологій, що визначає створення інформаційної технології розпізнавання образів нейромережею з генетичним алгоритмом навчання доцільним.. Аналіз існуючого програмного забезпечення розпізнавання образів нейромережами виявив, що інформаційні технології у завданнях розпізнавання образів на сьогоднішній день використовуються досить широко.

В результаті, в розділі визначено мету кваліфікаційної роботи магістра як створення інформаційної технології для автоматизованого розпізнавання образів нейромережею перцептрон, навчання якої здійснюється за допомогою генетичного алгоритму. Зокрема, при навчанні двошарової нейромережі перцептрон з допомогою генетичного алгоритму навчання має виконуватись повне поступове налаштування множини ваг синапсів нейромережі, що складається з двох підмножин, які утворюються предсинаптичними зв'язками схованого й вихідного прошарків нейронів мережі. В якості образів для

розпізнавання обрано педагогічні прогнози стосовно змін інтересу учнів до навчання, хоча у цій якості можливе розпізнавання й інших образів відповідної розмірності і класифікаційної роздільності.

## Розділ 2

### Компоненти інформаційної технології автоматизованого навчання нейронної мережі генетичним алгоритмом

#### 2.1 Інформаційна модель генетичного алгоритму навчання нейромережі

Розпізнавання образів нейромережею із генетичним алгоритмом навчання згідно поставлених умов дослідження передбачає наявність двох шарів із нейронами у складі архітектури багатошарової мережі прямого поширення перцептрон. Це визначає наявність двох масивів ваг синапсів, що передують цим шарам із нейронами у складі архітектури нейронної мережі. В той же час, в об'єднаному вигляді ці шари із нейронами у складі архітектури перцептрона є особинами, які використовуються в роботі генетичного алгоритму навчання нейронної мережі, а межа між ними є лінією перерізу хромосоми при схрещуванні.

Таким чином, інформаційна модель генетичного алгоритму навчання нейронної мережі перцептрон  $M$  має наступний вигляд:

$$M = \langle N_1, N_2, N'_1, N'_2, K_1, P_1, P_2, P_3, D, K_2, K_3, K_4, E \rangle, \quad (2.1)$$

де  $N_1$  – кількість синапсів у вихідному шарі нейронів;  $N_2$  – кількість синапсів у схованому шарі нейронів;  $N'_1$  – кількість синапсів у вихідному шарі нейронів, які вимагають застосування оператора мутації на кожній із епох;  $N'_2$  – кількість синапсів у схованому шарі нейронів, які вимагають застосування оператора мутації на кожній з епох;  $K_1 = \{0; 1\}$  – дозвіл використання оператора схрещування;  $P_1$  – кількість особин робочої вибірки із числа кращих особин стартової вибірки;  $P_2$  – кількість особин робочої вибірки із числа кращих особин попередньої епохи;  $P_3$  – кількість особин робочої вибірки із числа кращих особин поточної епохи;  $D$  – діапазон мутації;  $K_2 = \{0; 1\}$  – дозвіл на одержання нових особин тільки шляхом кросоверу;  $K_3 = \{0; 1\}$  – дозвіл на одержання нових

особин тільки шляхом мутації;  $K_4 = \{0; 1\}$  – дозвіл на одержання нових особин тільки шляхом кросоверу й мутації;  $E$  – контрольна кількість епох для завершення роботи алгоритму.

Згідно особливостей використання наведеної моделі генетичного алгоритму навчання нейронної мережі перцептрон, слід враховувати наступні обмеження та властивості параметрів:

- якщо  $N_1 + N_2 = 0$ , то оператор мутації при роботі генетичного алгоритму навчання нейронної мережі перцептрон не використовується;

- якщо  $K_1 = 0$ , то оператор схрещування при роботі генетичного алгоритму навчання нейронної мережі перцептрон не використовується;

- для ефективної роботи алгоритму необхідно включення до числа особин робочої вибірки особин із числа кращих з поточної епохи, тому  $P_3 \geq 1$ ;

- якщо  $N_1 + N_2 = 0$ , то для ефективної роботи оператора мутації при роботі генетичного алгоритму потрібний діапазон мутації  $D > 0$ ;

- якщо  $K_1 = 0$ , то необхідний дозвіл на одержання нових особин тільки шляхом мутації  $K_3 = 1$ ;

- якщо  $N_1 + N_2 = 0$ , то потрібний дозвіл на одержання нових особин тільки шляхом кросоверу  $K_2 = 1$ .

Таким чином, було удосконалено інформаційну модель генетичного алгоритму навчання нейромережі перцептрон з метою забезпечення можливості застосування генетичного алгоритму навчання. Одержана інформаційна модель визначає сукупність параметрів, достатню для реалізації навчання перцептрона шляхом використання генетичного алгоритму формування ваг синапсів нейронної мережі.

## 2.2 Метод опціонального одержання нових індивідів генетичним алгоритмом

Метод опціонального одержання нових індивідів генетичним алгоритмом призначений для створення множини нових зразків множин ваг синапсів за множиною ваг синапсів, навчальною вибіркою зразків для нейромережі та параметрами роботи методу. Вдосконалений метод опціонального одержання нових індивідів генетичним алгоритмом відрізняється тим, що дозволяє за наявними в інформаційній моделі параметрами вхідних даних множин ваг синапсів, навчальної вибірки зразків для нейромережі та параметрами роботи методу забезпечити автоматизоване одержання множини нових зразків множин ваг синапсів шляхом застосування операцій мутації та схрещування генетичного алгоритму.

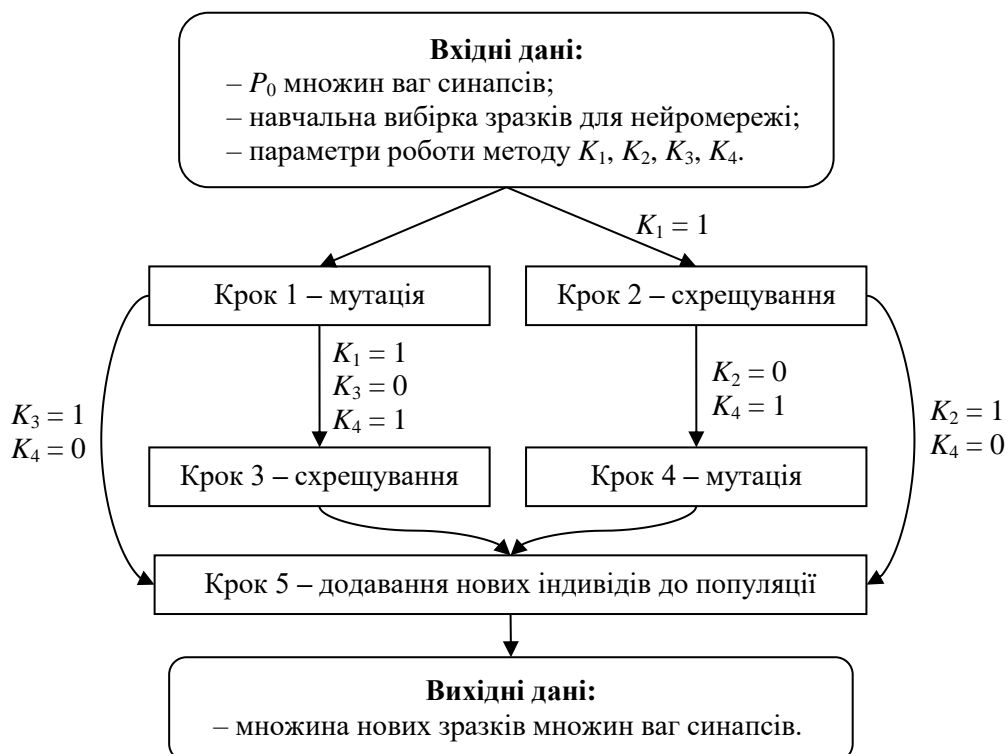


Рисунок 2.1 – Схема методу опціонального одержання нових індивідів генетичним алгоритмом

На Рисунку 2.1 зображено схему кроків методу опціонального одержання нових індивідів генетичним алгоритмом.

При виконанні методу опціонального одержання нових індивідів генетичним алгоритмом використовуються параметри інформаційної моделі генетичного алгоритму навчання нейронної мережі перцептрон:

$K_1 = \{0; 1\}$  – дозвіл використання оператора схрещування;

$K_2 = \{0; 1\}$  – дозвіл на одержання нових особин тільки шляхом кросоверу;

$K_3 = \{0; 1\}$  – дозвіл на одержання нових особин тільки шляхом мутації;

$K_4 = \{0; 1\}$  – дозвіл на одержання нових особин тільки шляхом кросоверу й мутації.

Вхідні дані методу опціонального одержання нових індивідів генетичним алгоритмом включають  $P_0$  множин ваг синапсів, навчальну вибірку зразків для нейромережі й параметри роботи методу  $K_1, K_2, K_3, K_4$ .

При виконанні методу опціонального одержання нових індивідів генетичним алгоритмом нові особини створюються шляхом мутації та схрещування, залежно від параметрів роботи методу  $K_1, K_2, K_3, K_4$ . Так, на Кроці 1 виконується мутація, а на Кроці 2 – схрещування. За умови дозволу параметрами роботи методу, далі на Кроці 4 виконується мутація після схрещування, а на Кроці 3 виконується схрещування після мутації.

Крок 5 відповідає за додавання нових індивідів, створених як на Крока 3 і 4, так і на Кроках 2 і 1, до популяції робочої вибірки.

Відповідно, вихідні дані методу опціонального одержання нових індивідів генетичним алгоритмом становить множина нових зразків множин ваг синапсів.

Таким чином, вдосконалено метод опціонального одержання нових індивідів генетичним алгоритмом, який відрізняється тим, що дозволяє за наявними в інформаційній моделі параметрами вхідних даних множин ваг синапсів, навчальної вибірки зразків для нейромережі та параметрами роботи методу забезпечити автоматизоване одержання множини нових зразків множин ваг

синапсів шляхом застосування операцій мутації та схрещування генетичного алгоритму.

### 2.3 Математична модель обрахунку інтегральної помилки навчання нейромережі

Математична модель обрахунку обрахунку інтегральної помилки навчання нейромережі використовується в роботі інформаційної технології автоматизованого навчання нейронної мережі генетичним алгоритмом й характеризується тим, що дозволяє обрахувати помилки кожного з виходів нейромережі для кожного з навчальних зразків образів визначити відхилення результату та за цими даними одержати інтегральну помилку навчання нейронної мережі.

Враховуючи використання сигмоїдальної функції активації, виходи нейромережі можуть приймати значення в діапазоні від 0 до 1. При цьому значення 0 характеризує радикально негативний результат розпізнавання, а значення 1 характеризує результат максимального визнавання образу відповідним виходом нейромережі. При цьому обидва граничних значення номінально недосяжні.

Тому при використанні інформаційної технології автоматизованого навчання нейронної мережі генетичним алгоритмом інтегральна помилка навчання нейромережі  $E$  обраховується в наступний спосіб:

$$E = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m \sigma_{i,j} = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m |O_{i,j} - F_{i,j}|, \quad (2.2)$$

де:  $n$  – кількість образів  $i$  які розпізнаються нейромережею,

$m$  – кількість нейронів  $j$  у вихідному шарі нейромережі,

$\sigma_{i,j}$  – помилка нейрона  $j$  при розпізнаванні нейромережею образа  $i$ ,

$O_{i,j}$  – ідеальне очікуване значення сигналу нейрона  $j$  при розпізнаванні нейромережею образу  $i$ ,

$F_{i,j}$  – одержане на поточній ітерації значення сигналу нейрона  $j$  при розпізнаванні нейромережею образу  $i$ ,

Отже, розроблена математична модель обрахунку інтегральної помилки навчання нейромережі використовується у роботі інформаційної технології автоматизованого навчання нейронної мережі генетичним алгоритмом й характеризується тим, що дозволяє обрахувати помилки кожного з виходів нейромережі для кожного з навчальних зразків образів визначити відхилення результату й за цими даними одержати інтегральну помилку навчання нейронної мережі. В результаті найкращим зразком вважається той, у якого інтегральна помилка навчання нейромережі є найменшою.

## **Висновки до розділу 2**

В даному розділі удосконалено інформаційну модель генетичного алгоритму навчання нейромережі перцептрон з метою забезпечення можливості застосування генетичного алгоритму навчання. Одержана інформаційна модель визначає сукупність параметрів, достатню для реалізації навчання перцептрона шляхом використання генетичного алгоритму формування ваг синапсів нейронної мережі.

Також в розділі наведено метод опційного одержання нових індивідів генетичним алгоритмом призначений для створення множини нових зразків множин ваг синапсів за множиною ваг синапсів, навчальною вибіркою зразків для нейромережі і параметрами роботи методу. Вдосконалений метод опційного одержання нових індивідів генетичним алгоритмом відрізняється тим, що дозволяє за наявними у інформаційній моделі параметрами вхідних даних множин ваг синапсів, навчальної вибірки зразків для нейромережі і параметрами роботи методу забезпечити автоматизоване одержання множини

нових зразків множин ваг синапсів шляхом застосування операцій мутації й схрещування генетичного алгоритму.

Розроблена математична модель обрахунку обрахунку інтегральної помилки навчання нейромережі використовується у роботі інформаційної технології автоматизованого навчання нейронної мережі генетичним алгоритмом й характеризується тим, що дозволяє обрахувати помилки кожного з виходів нейромережі для кожного з навчальних зразків образів визначити відхилення результату та за цими даними одержати інтегральну помилку навчання нейронної мережі.

## Розділ 3

### Інформаційна технологія автоматизованого навчання нейронної мережі генетичним алгоритмом

#### 3.1 Схеми інформаційної технології

Згідно поставленого завдання, областю застосування генетичного алгоритму є навчання нейронної мережі. Зокрема, у розглядається генетичний алгоритм синтезу всіх ваг синапсів архітектури багатошарової мережі прямого поширення перцептрон, яка може розрізнятися числом шарів і числом нейронів в шарах. Таким чином, задача навчання нейронної мережі з допомогою генетичного алгоритму розбивається на етап формування архітектури багатошарового перцептрону прямого поширення, етап первинного формування ваг синапсів архітектури перцептрона і етап формування фінальних значень множини ваг синапсів архітектури багатошарового перцептрона. Етап формування архітектури багатошарового перцептрону прямого поширення включає в себе пошук загальних параметрів нейронної мережі перцептрон, а саме кількості прихованих шарів і нейронів в кожному шарі.

В якості образів для розпізнавання обрано педагогічні прогнози стосовно змін інтересу учнів до навчання, хоча цій якості можливе розпізнавання і інших образів відповідної розмірності та класифікаційної роздільності.

Інформаційна технологія автоматизованого навчання нейронної мережі генетичним алгоритмом дозволяє з використанням створених моделі та методів за вхідними даними у вигляді множин ваг синапсів, навчальної вибірки зразків для нейромережі та параметрами роботи одержувати вихідні дані у вигляді множини ваг синапсів з максимальною оцінкою відповідності вимозі мінімізації сукупної помилки розпізнавання.

Вхідні дані інформаційної технології автоматизованого навчання нейронної мережі генетичним алгоритмом складають створені  $P_4$  множини ваг синапсів, параметри роботи генетичного алгоритму та навчальна вибірка зразків для нейромережі.

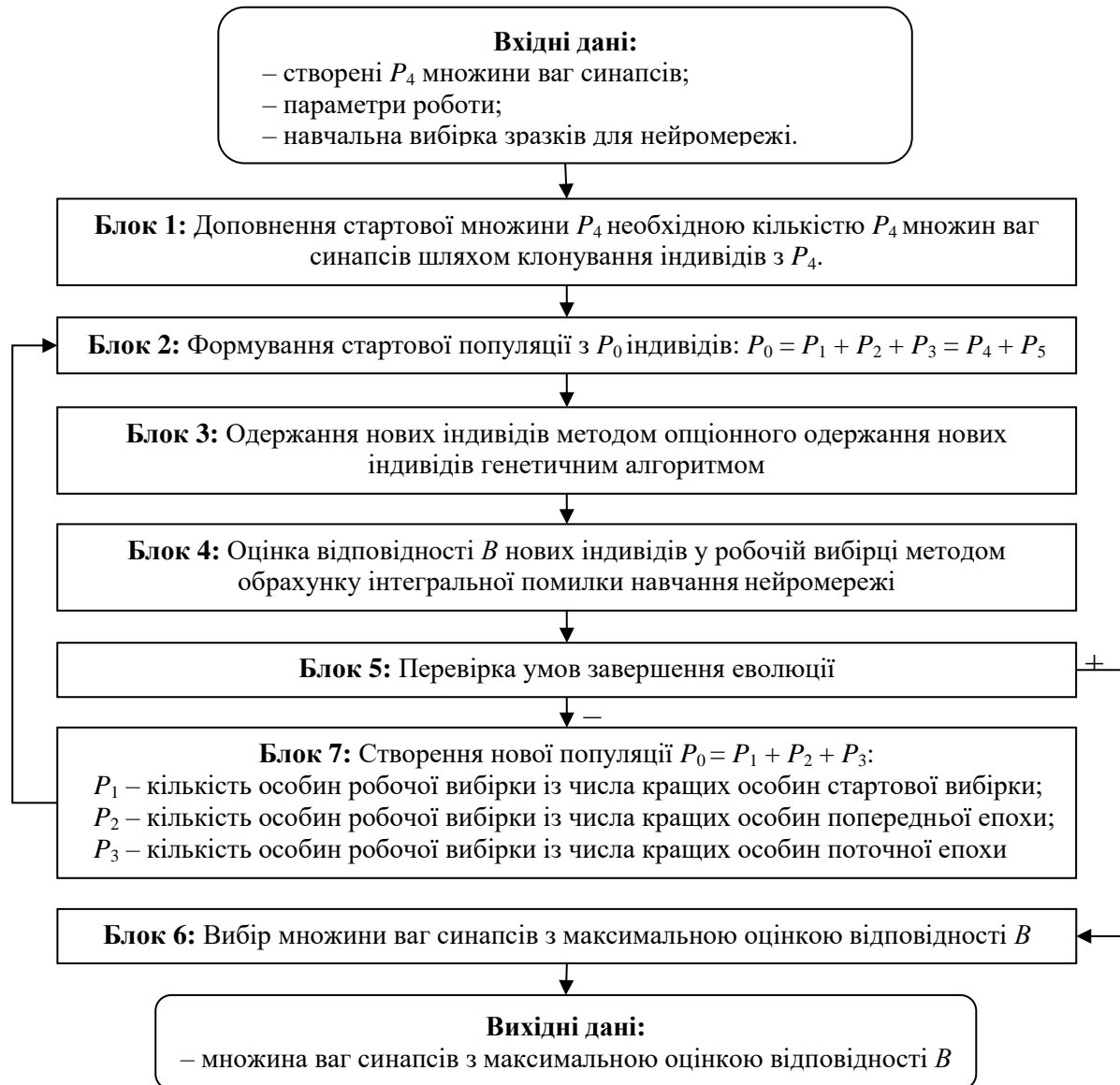


Рисунок 2.1 – Схема інформаційної технології автоматизованого навчання нейронної мережі генетичним алгоритмом

Блок 1 інформаційної технології автоматизованого навчання нейронної мережі генетичним алгоритмом відповідає за доповнення стартової множини  $P_4$  необхідною кількістю  $P_4$  множин ваг синапсів шляхом клонування індивідів з  $P_4$ . Далі відбувається формування стартової популяції з  $P_0$  індивідів:

$$P_0 = P_1 + P_2 + P_3 = P_4 + P_5, \quad (3.1)$$

де  $P_1$  – кількість особин робочої вибірки із числа кращих особин стартової вибірки;  $P_2$  – кількість особин робочої вибірки із числа кращих особин

попередньої епохи;  $P_3$  – кількість особин робочої вибірки із числа кращих особин поточної епохи.

Далі при виконанні Блоку 3 виконується одержання нових індивідів методом опціонального одержання нових індивідів генетичним алгоритмом, наведеним в п.2.2. Після цього при виконанні інформаційної технології автоматизованого навчання нейронної мережі генетичним алгоритмом проводиться оцінка відповідності  $V$  нових індивідів у робочій вибірці методом обрахунку інтегральної помилки навчання нейромережі. Наступним кроком виконується перевірка умов завершення еволюції.

Якщо перевірка умов завершення еволюції виконана не успішно, то запускається виконання Блоку 7 для створення нової популяції  $P_0 = P_1 + P_2 + P_3$ . До нової популяції  $P_0$  включаються в рівних пропорціях:  $P_1$  – кількість особин робочої вибірки із числа кращих особин стартової вибірки;  $P_2$  – кількість особин робочої вибірки із числа кращих особин попередньої епохи;  $P_3$  – кількість особин робочої вибірки із числа кращих особин поточної епохи.

Якщо ж перевірка умов завершення еволюції виконана успішно, то виконується вибір найкращого зразка – множини ваг синапсів з максимальною оцінкою відповідності  $V$ . Відтак, одержуються вихідні дані інформаційної технології автоматизованого навчання нейронної мережі генетичним алгоритмом – множина ваг синапсів з максимальною оцінкою відповідності  $V$ .

Таким чином, була створена інформаційна технологія автоматизованого навчання нейронної мережі генетичним алгоритмом, яка дозволяє з використанням створених моделі та методу за вхідними даними у вигляді множин ваг синапсів, навчальної вибірки зразків для нейромережі та параметрами роботи одержувати вихідні дані у вигляді множини ваг синапсів з максимальною оцінкою відповідності вимозі мінімізації сукупної помилки розпізнавання.

### 3.3 Формування рекомендованої комбінації засобів розробки інформаційної системи

Для вибору СКБД було розглянуто три найпопулярніші реляційні бази даних: MySQL, Postgresql і SQL-сервер [28].

*MySQL.* За даними DB Engines Ranking, MySQL є однією з найпопулярніших баз даних. Це безсумнівний лідер серед рішень SQL, які використовують Google, LinkedIn, Amazon, Netflix, Twitter та інші. Популярність MySQL значно зростає, оскільки команди все частіше віддають перевагу рішенням з відкритим кодом замість комерційних. Доступ до основних функцій можна отримати безкоштовно. Мова: MySQL написаний на C++; Керування базою даних здійснюється за допомогою мови структурованих запитів.

З недоліків – погана технічна підтримка, важко використовувати з об'ємною базою даних [29]

*PostgreSQL* Перевірена реляційна база даних, яка відома своєю підтримкою багатьох типів даних, інтуїтивно зрозумілим зберіганням даних без схем і багатими функціональними можливостями. Деякі розробники навіть стверджують, що це найдосконаліша база даних з відкритим кодом на ринку.  
*Мова: C.*

Переваги [30]:

- Простий у використанні.
- Відкрите джерело.
- Велика підтримка громади.
- Є можливість використання збережених процедур.
- Підтримує атомічність, консистенцію, ізоляцію, міцність.

Недоліки [30]

- Потребує великих обсягів використання пам'яті;
- Погана продуктивність у порівнянні з MySQL;
- Брак кваліфікованих фахівців;

– Якщо говорити про швидкість, PostgreSQL гірший порівняно з іншими інструментами.

– Зробити реплікацію складніше.

– Непроста установка для початківців.

Отже, обираючи з безкоштовних варіантів, якщо потрібна багатофункціональна СКБД, здатна обробляти складні запити та підтримувати потужні бази даних, тоді обирається база даних PostgreSQL, якщо ж потрібна легша БД, відносно проста в налаштуванні та управлінні, швидка, надійна та зрозуміла, краще обрати MySQL [31].

*SQL Server*. На відміну від Postgresql та MySQL, SQL Server є комерційним рішенням. Йому віддають перевагу компанії, які регулярно мають справу з великими навантаженнями на трафік. Це також вважається однією з найбільш сумісних систем зі службами Windows.

Інфраструктура SQL Server включає багато додаткових інструментів, таких як служби звітності, системи інтеграції та аналітика. Для компаній, які керують кількома командами, ці інструменти мають велике значення в повсякденній роботі.

Ціна: база даних має безкоштовне видання для розробників і малого бізнесу, що підтримує 1 процесор, 1 ГБ максимальної пам'яті, яку використовує ядро баз даних, і 10 ГБ максимального розміру бази даних.

Вибір між трьома найпопулярнішими базами даних в кінцевому підсумку зводиться до порівняння функціональності, варіантів використання та екосистем. Компанії, які віддають перевагу гнучкості, економічності та інноваціям, зазвичай вибирають рішення з відкритим кодом. Їх можна інтегрувати з кількома безкоштовними додатками, мати активні спільноти користувачів і постійно оновлюватися.

Для корпорацій, які віддають перевагу традиційним рішенням, краще вибрати програмне забезпечення SQL Server, яке підтримує велика корпорація і сумісне з широкою інфраструктурою. Вони мають доступ до постійної технічної підтримки, персоналізованої допомоги та професійних інструментів управління.

Враховуючи переваги на недоліки вищеописаних СКБД, для розробки бази даних для системи розпізнавання образів доцільно використати SQL Server.

Далі потрібно обрати платформу для розробки windows-застосування згідно теми дослідження. Для вибору платформи було досліджено двоє найбільших конкурентів – .NET Framework та JAVA.

.NET Framework. Microsoft для розробки програм випустив фреймворк під назвою .NET Framework. Як у кожній подібній платформі, цей продукт має свої особливості. Перш ніж використовувати його для розробки програмного забезпечення, необхідно з'ясувати всі плюси та мінуси [32].

.NET Framework являє собою набір програм, що дозволяють розробляти програми. Її версії постійно вдосконалювалися, модернізувалися, вбудовувалися нові інструменти та функції. На сьогоднішній день цей комплекс користується великою популярністю серед програмістів, оскільки рівних йому практично немає.

Використовуючи .NET Framework, можна розробляти будь-які програми, оскільки платформа забезпечує сумісність різних служб, написаних різними мовами і здатна усунути можливі конфлікти між різними версіями.

Переваги .NET Framework [32]:

- об'єктно-орієнтована модель розробки ПЗ;
- проста та дієва система кешування;
- Visual Studio (інтегроване середовище, що дозволяє розробляти, тестувати та опубліковувати програми на декількох платформах);
- кросплатформність (здатність, що дозволяє працювати з різними платформами);
- автотестування;
- бібліотека;
- велика кількість користувачів;
- нескладне обслуговування.

Недоліки .NET Framework. Серед недоліків слід зазначити обмеженість в об'єктно-реляційній підтримці. Оновлення відбуваються лише у нових версіях.

Це означає, якщо в поточну версію внесено зміни, підтримуватиметься лише нова версія, але не вихідна. Оскільки .NET Framework є продуктом Microsoft, розробнику програми потрібно буде дотримуватись правил постачальника.

Проте, на користь того, що платформу .NET Framework все ж таки варто використовувати, говорять такі факти:

- на ній легко перепроектувати вже створені програми;
- досить великий вибір корисних інструментів, що спрощують створення застосувань та скорочують час їх розробки;
- наявність кросплатформеної функції.

Платформа Java. Платформа Java являє собою набір програм, які допомагають програмістам ефективно розробляти й запускати програми запрограмовані на Java. Платформа включає в себе механізм виконання, компілятор і набір бібліотек – набір комп'ютерного програмного забезпечення та специфікацій. Джеймс Гослінг розробив платформу Java в Sun Microsystems, а пізніше її придбала корпорація Oracle [33].

#### Різні типи платформ Java

Існує чотири різних типи платформ мови програмування Java:

1. Платформа Java, стандартна версія (Java SE): API Java SE пропонує основні функції мови програмування Java. Платформа визначає всю основу типу та об'єкта для високорівневих класів, використовується для створення мережі, безпеки, доступу до бази даних, розробки графічного інтерфейсу користувача (GUI) та аналізу XML.

2. Платформа Java, Enterprise Edition (Java EE): Платформа Java EE пропонує API та середовище виконання для розробки та запуску високомасштабованих, великомасштабних, багаторівневих, надійних і безпечних мережеских програм.

3. Платформа мови програмування Java, Micro Edition (Java ME): Платформа Java ME пропонує API та невелику віртуальну машину, що запускає програми мови програмування Java на невеликих пристроях, таких як мобільні телефони.

4. Java FX: JavaFX представляє собою платформа для розробки інтернет-застосувань за допомогою легкого API інтерфейсу користувача. Використовує графічні та медіасистеми з апаратним прискоренням, які допомагають Java використовувати переваги високопродуктивних клієнтів, а також сучасний зовнішній вигляд і високорівневі API для підключення до мережевих джерел даних.

Щоб зрозуміти мову програмування Java, потрібно зрозуміти основну концепцію того, як комп'ютерна програма може запустити команду та виконати дію.

Однак, ця платформа все ж також має свої недоліки. Java, незважаючи на різні способи оптимізації, все ж таки досить ресурсомістка і повільна платформа [34]. Ще одна з проблем Java це багатослівність та громіздкість. І причини тут можна виділити дві: жорстка політика об'єктно-орієнтованого підходу, відсутність функцій першого класу (first-class function). Ще одним суттєвим мінусом є те, що комерційне використання Java платне.

Отже, зважаючи на всі переваги та недоліки, було прийнято рішення використовувати платформу .NET для створення програмного забезпечення з розпізнавання образів нейромережею з генетичним алгоритмом навчання.

Для визначення мови програмування було розглянуто такі мови: C#, F#

C# (вимовляється як "сі шарп") являє собою сучасну об'єктно-орієнтовану і безпечну по типам мову програмування. C# належить до широко відомого сімейства мов C, і здасться добре знайомим будь-кому, хто працював з C, C++, Java або JavaScript [35].

Переваги та недоліки мови C#. У цієї мови виділяють багато переваг:

- Підтримка більшості продуктів Microsoft
- Безкоштовність ряду інструментів для невеликих компаній та деяких індивідуальних розробників – Visual Studio, хмара Azure, Windows Server, Parallels Desktop для Mac Pro та ін.

– Типи даних мають фіксований розмір (32-бітний `int` і 64-бітний `long`), що підвищує «мобільність» мови та спрощує програмування, тому що ви завжди знаєте точно, з чим ви маєте справу.

– Автоматична «складання сміття» Це означає, що нам у більшості випадків не доведеться дбати про звільнення пам'яті. Вищезгадане загальнономовне середовище CLR сама викличе збирач сміття та очистити пам'ять.

– Велика кількість «синтаксичного «цукору» – спеціальних конструкцій, розроблених для розуміння та написання коду. Вони мають значення при компіляції.

– Низький поріг входження. Синтаксис `C#` має багато схожого з іншими мовами програмування, завдяки чому полегшується перехід програмістів. Мова `C#` часто визнають найбільш зрозумілою та придатною для новачків.

– За допомогою Xamarin на `C#` можна писати програми та програми для таких операційних систем, як iOS, Android, MacOS та Linux.

Але є у `C#` і деякі недоліки:

– Пріоритетна орієнтованість на платформу Windows;

– Мова безкоштовна тільки для невеликих фірм, індивідуальних програмістів, стартапів та учнів. Крупній компанії купівля ліцензійної версії цієї мови обійдеться в круглу суму.

`F#` являє собою мультипарадигмальну мову програмування для платформи .NET. Не має ніякого відношення до `C#` не дивлячись на те, що і там і там є "решітка". Вони були зроблені в корені для різних цілей, хоча і тією і тією мовою можна реалізувати всі три парадигми програмування. Швидше можна сказати, що `F#` має більше спільного з функціональною мовою `OCaml`, на основі якого він був зроблений, ніж з `C#` [36].

Однак, незважаючи на те що ця мова має деякі переваги типу використання виведення типів, що призводить до скорочення тимчасових витрат на дії, які необхідні лише компілятору, але не розробнику, зручний синтаксис для функціонального програмування, все ж має ряд недоліків: мало розробників, маленька комюніті, мало вакансій. Для розробників Android та iOS застосувань

застосовувати F# для своїх цілей вкрай незручно, мова не пристосована під мобільні застосування.

Для розробки інформаційної системи було обрано фреймворк .NET та мову програмування C#, так як платформа .NET має зручні засоби розробки для побудови графічного інтерфейсу користувача та не має протипоказань у розрізі розробки інформаційної системи.

### **3.4 Архітектура модулів інформаційної системи автоматизованого навчання нейронної мережі генетичним алгоритмом**

Модулі інформаційної системи автоматизованого навчання нейронної мережі генетичним алгоритмом передбачають успішне виконання наступних кроків роботи інформаційної технології:

- доповнення стартової множини необхідною кількістю множин ваг синапсів шляхом клонування індивідів;
- формування стартової популяції індивідів;
- одержання нових індивідів методом опціонального одержання нових індивідів генетичним алгоритмом;
- оцінка відповідності нових індивідів у робочій вибірці методом обрахунку інтегральної помилки навчання нейромережі;
- перевірка умов завершення еволюції;
- створення нової популяції;
- вибір множини ваг синапсів з максимальною оцінкою відповідності.

Для розробленої програми згідно з поставленими задачами, було спроєктовано діаграму класів, яка використовувалась при створенні проєкту інформаційної системи автоматизованого розпізнавання образів нейронною мережею із генетичним алгоритмом навчання. Розроблена діаграма зображена на рисунку 3.1

У класі NeuralNetwork реалізована логіка навчання і роботи нейронної мережі. У методі activation() реалізовано сигмоїдальну функцію активації

нейрона. У методі `double[] calcLayer()` реалізовано обрахунок шару нейронів. Метод використовується як для обрахунку прихованого шару, так і для обрахунку вихідного шару, повертає обрахований масив виходів. Метод `deltaFind()` шукає похибку від отриманого результату і очікуваного результату. Метод `bool isTrue ()` повертає позитивне значення, якщо мережа навчилась і повертає «не правда», якщо мережа ще не навчилась. `AutomaticStudy()` запускає процес автоматичного навчання, сигналом виходу з якого є або вказана кінцева кількість ітерацій, або спрацювання умови `isTrue ()`. Метод `Rozpiznavanny()` перевіряє результат розпізнавання вхідних образів.

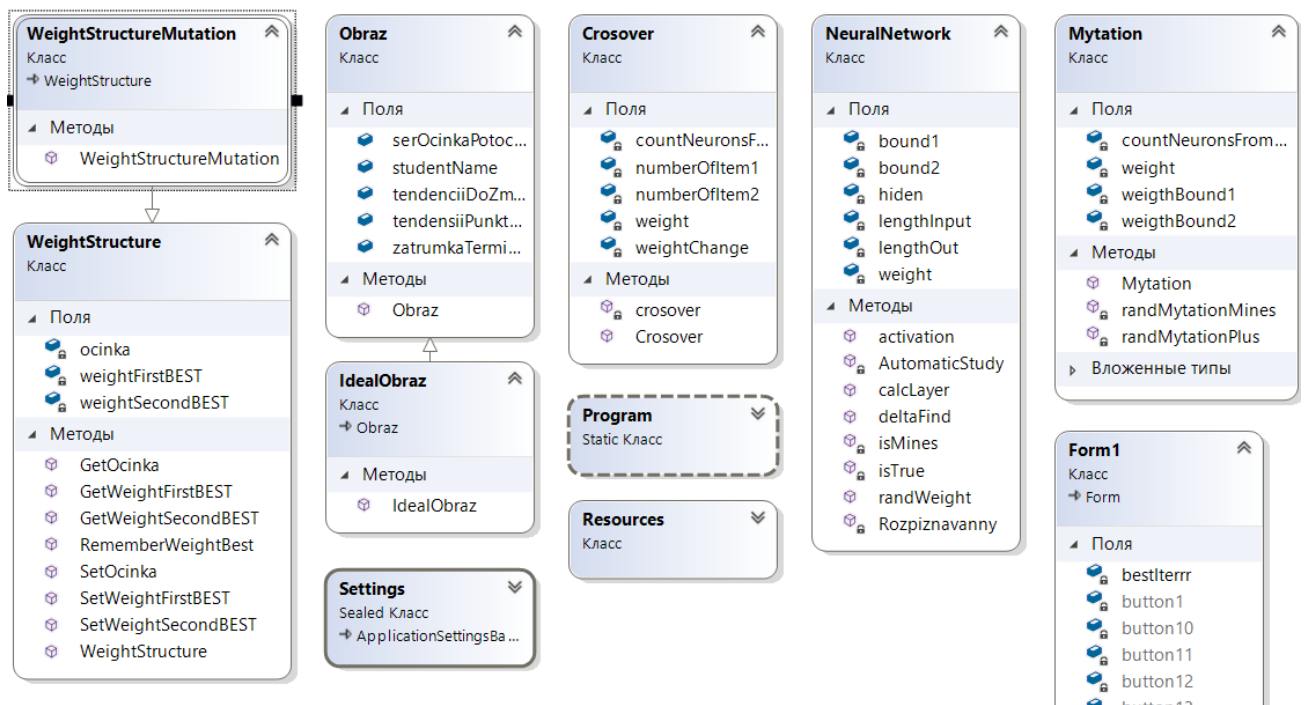


Рисунок 3.1 – Схема класів для інформаційної моделі використання генетичного алгоритму для навчання нейронної мережі

Для навчання нейронної мережі використовується мутація та кросовер, реалізація яких здійснена у класах `Mytation` та `Crossover`. Ці класи мають в собі методи згідно з вказаних принципів формування нових популяцій для навчання нейронної мережі. У класі `Mytation` є реалізації мутації ваг як від’ємними числами так і додатніми.

Для роботи з вагами нейронів є окремі класи `WeightStructure` та наслідуваний від нього клас `WeightStructureMutation`. У методі `RememberWeightBest()` відбувається запам'ятовування ваг із найнижчими показниками помилки виходів. `WeightStructureMutation` потрібен для збереження ваг особин популяції отриманої шляхом мутації.

Клас `Образ` містить у собі параметри для роботи з образами. Похідним від нього є клас `IdealОбраз`. Саме на ідеальних образах відбувається навчання нейронної мережі, у цьому класі збережено ідеальні образи.

### 3.5 Проєктування структури бази даних інформаційної системи

База даних – це певний набір даних, які пов'язані між собою спільною ознакою або властивістю, та впорядковані за певним параметром. Перевагою БД є швидкість внесення та використання потрібної інформації. Завдяки спеціальним алгоритмам, які використовуються для баз даних, можна легко знаходити необхідні дані всього за декілька секунд [37].

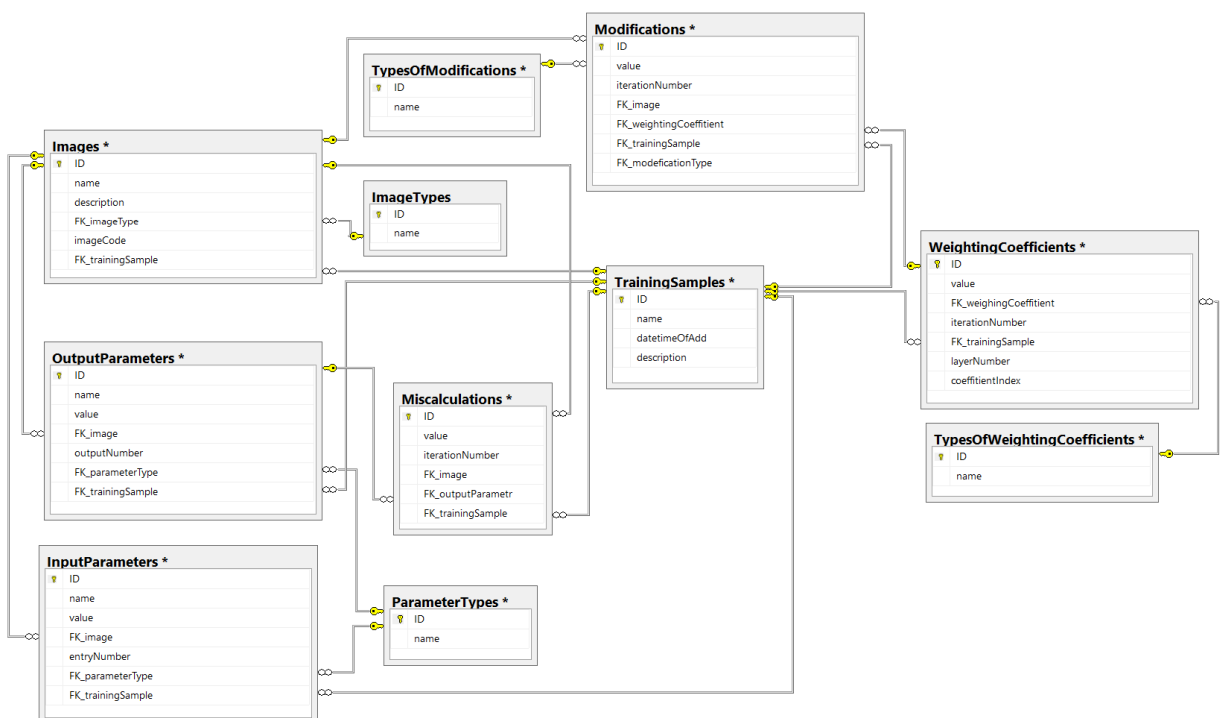


Рисунок 3.2 – Структура бази даних інформаційної системи розпізнавання образів нейромережею із генетичним алгоритмом навчання

Також в базі даних існує певний взаємозв'язок інформації: зміна в одному рядку може спричинити зміни в інших рядках – це допомагає працювати з інформацією простіше і швидше.

Перед тим, як створювати таблиці БД та заповнювати їх даними, необхідно розробити її структуру. Це допоможе коректно встановити зв'язки при подальшому створенні таблиць та уникнути вірогідних помилок при збереженні та обробці даних. Структура розробленої бази даних представлена на рисунку 3.2.

Таблиця «ParameterTypes» (таблиця 3.1) призначена для збереження інформації щодо типів параметрів, а саме їх назви.

Таблиця 3.1 – Атрибути таблиці «ParameterTypes»

№ п/п	Назва атрибуту	Тип даних	Опис
1.	ID	int	Первинний ключ, числовий ідентифікатор для однозначного визначення запису таблиці
2.	name	Varchar(50)	Назва типу параметру

Таблиця «ImageTypes» (таблиця 3.2) призначена для збереження інформації про типи образів, їх назви.

Таблиця 3.2 – Атрибути таблиці «ImageTypes»

№ п/п	Назва атрибуту	Тип даних	Опис
1.	ID	int	Первинний ключ, числовий ідентифікатор для однозначного визначення запису таблиці
2.	name	Varchar(50)	Назва типу образу

Таблиця «TypesOfWeightingCoefficients» (таблиця 3.3) призначена для збереження назв типів вагових коефіцієнтів.

Таблиця 3.3 – Атрибути таблиці «TypesOfWeightingCoefficients»

№ п/п	Назва атрибуту	Тип даних	Опис
1.	ID	int	Первинний ключ, числовий ідентифікатор для однозначного визначення запису таблиці
2.	name	Varchar(50)	Назва типу вагового коефіцієнту

Таблиця «TrainingSamples» (таблиця 3.4) призначена для збереження даних про навчальні вибірки, а саме: назву, дату й час додання вибірки та опис даних.

Таблиця 3.4 – Атрибути таблиці «TrainingSamples»

№ п/п	Назва атрибуту	Тип даних	Опис
1.	ID	int	Первинний ключ, числовий ідентифікатор для однозначного визначення запису таблиці
2.	name	varchar(50)	Назва навчальної вибірки
3.	datetimeOfAdd	datetime	Дата й час додання вибірки до БД
4.	description	varchar(MAX)	Опис навчального матеріалу

Таблиця «Images» (таблиця 3.5) призначена для збереження даних щодо образів, а саме їх назву, дату й час їх додання до БД, опис, тип образу, код образу та відповідну навчальну вибірку

Таблиця 3.5 – Атрибути таблиці «Images»

№ п/п	Назва атрибуту	Тип даних	Опис
1.	ID	int	Первинний ключ, числовий ідентифікатор для однозначного визначення запису таблиці
2.	name	varchar(50)	Назва навчального образу
3.	description	varchar(MAX)	Опис образу, що введений в БД
4.	FK_imageType	int	Вторинний ключ, посилання на запис таблиці «ImageTypes» для співставлення з відповідним типом образу
5.	imageCode	varchar(50)	Код образу
6.	FK_trainingSample	int	Вторинний ключ, посилання на запис таблиці «TrainingSamples» для співставлення з відповідною навчальною вибіркою

Таблиця «WeightingCoefficients» (таблиця 3.6) призначена для збереження даних щодо вагових коефіцієнтів, а саме їх значення, відповідного значення типу вагового коефіцієнту, номер ітерації, відповідного запису типу навальної вибірки, номер шару та індексу коефіцієнту.

Таблиця 3.6 – Атрибути таблиці «WeightingCoefficients»

№ п/п	Назва атрибуту	Тип даних	Опис
1.	ID	int	Первинний ключ, числовий ідентифікатор для однозначного визначення запису таблиці
2.	value	float	Значення вагового коефіцієнту
3.	FK_weightingCoeffitient	int	Вторинний ключ, посилання на запис таблиці «TypesOfWeightingCoeffitients» для співставлення з відповідним типом вагового коефіцієнту
4.	iterationNumber	int	Порядковий номер ітерації
5.	FK_trainingSample	int	Вторинний ключ, посилання на запис таблиці «TrainingSamples» для співставлення з відповідним типом навчальної вибірки
6.	layerNumber	int	Порядковий номер шару
7.	coeffitientIndex	float	Індекс коефіцієнту

Таблиця «TypesOfModifications» (таблиця 3.7) призначена для збереження назв типів модифікацій.

Таблиця 3.7 – Атрибути таблиці «TypesOfModifications»

№ п/п	Назва атрибуту	Тип даних	Опис
1.	ID	int	Первинний ключ, числовий ідентифікатор для однозначного визначення запису таблиці
2.	name	Varchar(50)	Назва типу вагового коефіцієнту

Таблиця «Modifications» (таблиця 3.8) призначена для збереження інформації про усі модифікації, а саме містить поля значення, номеру ітерації,

відповідного образу, відповідного вагового коефіцієнту, відповідної навчальної вибірки, та відповідного типу модифікації.

Таблиця 3.8 – Атрибути таблиці «Modifications»

№ п/п	Назва атрибуту	Тип даних	Опис
1.	ID	int	Первинний ключ, числовий ідентифікатор для однозначного визначення запису таблиці
2.	value	float	Значення модифікації
3.	iterationNumber	int	Порядковий номер ітерації «
4.	FK_image	int	Вторинний ключ, посилання на запис таблиці «Images» для співставлення з відповідним навчальним образом
5.	FK_weightingCoefficient	int	Вторинний ключ, посилання на запис таблиці «WeightingCoefficients» для співставлення з відповідним типом ваговим коефіцієнтом
6.	FK_trainingSample	int	Вторинний ключ, посилання на запис таблиці «TrainingSamples» для співставлення з відповідною навчальною вибіркою
7.	FK_modificationType	int	Вторинний ключ, посилання на запис таблиці «ModificationTypes» для співставлення з відповідним типом модифікації

Таблиця «InputParameters» (таблиця 3.9) призначена для збереження інформації про входні параметри, містить поля назви параметру, його значення, відповідного навчального образу, номеру входу, відповідного типу параметру та відповідної навчальної вибірки.

Таблиця «OutputParameters» (таблиця 3.10) призначена для збереження інформації про вихідні параметри, містить поля назви параметру, його значення, відповідного навчального образу, номеру виходу, відповідного типу параметру та відповідної навчальної вибірки.

Таблиця 3.9 – Атрибути таблиці «InputParameters»

№ п/п	Назва атрибуту	Тип даних	Опис
1.	ID	int	Первинний ключ, числовий ідентифікатор для однозначного визначення запису таблиці
2.	name	varchar(50)	Назва вхідного параметру
3.	value	float	Значення вхідного параметру
4.	FK_image	int	Вторинний ключ, посилання на запис таблиці «Images» для співставлення з відповідним навчальним образом
5.	entryNumber	int	Порядковий номер входу
6.	FK_parameterType	int	Вторинний ключ, посилання на запис таблиці «TypesOfParameters» для співставлення з відповідним типом параметру
7.	FK_trainingSample	int	Вторинний ключ, посилання на запис таблиці «TrainingSamples» для співставлення з відповідною навчальною вибіркою

Таблиця 3.10 – Атрибути таблиці «OutputParameters»

№ п/п	Назва атрибуту	Тип даних	Опис
1.	ID	int	Первинний ключ, числовий ідентифікатор для однозначного визначення запису таблиці
2.	name	varchar(50)	Назва вихідного параметру
3.	value	float	Значення вхідного параметру
4.	FK_image	int	Вторинний ключ, посилання на запис таблиці «Images» для співставлення з відповідним навчальним образом
5.	outputNumber	int	Порядковий номер виходу
6.	FK_parameterType	int	Вторинний ключ, посилання на запис таблиці «TypesOfParameters» для співставлення з відповідним типом параметру
7.	FK_trainingSample	int	Вторинний ключ, посилання на запис таблиці «TrainingSamples» для співставлення з відповідною навчальною вибіркою

Таблиця «Miscalculations» (таблиця 3.11) призначена для збереження інформації про похибки при аналізі навчальних образів, містить поля

Таблиця 3.11 – Атрибути таблиці «Miscalculations»

№ п/п	Назва атрибуту	Тип даних	Опис
1.	ID	int	Первинний ключ, числовий ідентифікатор для однозначного визначення запису таблиці
2.	value	float	Значення похибки
3.	iterationNumber	int	Порядковий номер ітерації
4.	FK_image	int	Вторинний ключ, посилання на запис таблиці «Images» для співставлення з відповідним навчальним образом
5.	FK_outputParametr	int	Вторинний ключ, посилання на запис таблиці «OutputParameters» для співставлення з відповідним вихідним параметру
6.	FK_trainingSample	int	Вторинний ключ, посилання на запис таблиці «TrainingSamples» для співставлення з відповідною навчальною вибіркою даних

Таким чином, згідно розробленої структури було реалізовано базу даних із відповідними таблицями. Також заповнили БД початковими даними. Створена БД забезпечує збереження даних та ефективно проведення операцій із ними.

### Висновки до розділу 3

У розділі виконано формування рекомендованої комбінації засобів розробки інформаційної системи автоматизованого навчання нейронної мережі генетичним алгоритмом, для розробки інформаційної системи було обрано фреймворк .NET та мову програмування C#, так як платформа .NET має зручні

засоби розробки для побудови графічного інтерфейсу користувача та не має протипоказань у розрізі розробки інформаційної системи. Також виконано проектування структури бази даних інформаційної системи автоматизованого навчання нейронної мережі генетичним алгоритмом.

В розділі розроблено інформаційну технологію автоматизованого навчання нейронної мережі генетичним алгоритмом, яка дозволяє з використанням створених моделі та методу за вхідними даними у вигляді множин ваг синапсів, навчальної вибірки зразків для нейромережі та параметрами роботи одержувати вихідні дані у вигляді множини ваг синапсів з максимальною оцінкою відповідності вимозі мінімізації сукупної помилки розпізнавання. В якості образів для розпізнавання обрано педагогічні прогнози стосовно змін інтересу учнів до навчання, хоча цій якості можливе розпізнавання і інших образів відповідної розмірності та класифікаційної роздільності.

## Розділ 4

### Дослідження ефективності інформаційної технології автоматизованого розпізнавання образів нейронною мережею

#### 4.1 Розробка прикладних компонентів інформаційної системи

Для процесу розробки інформаційної системи автоматизованого розпізнавання образів нейронною мережею із генетичним алгоритмом навчання використано платформу .NET з мовою програмування C#.

Код функції обрахунку шарів (прихованого та вихідного) продемонстровано нижче. На вхід функції подається масив ваги, вхідний та вихідний шар і розмірності:

```
public double[] calcLayer(double[,] weight, double[] hidden, int lengthInput, int
lengthOut, double []x)
{
    for (int i = 0; i < lengthOut; i++)
    {
        for (int j = 0; j < lengthInput; j++)
        {
            hidden[i] += x[j] * weight[j, i];
        }
        hidden[i] = activation(hidden[i]);
    }
    return hidden;
}
```

Вищеописана функція використовує функцію активації activation(). У якості функції активації використовується сигмоїдальна функція, реалізація методу наведена нижче:

```
public double activation(double net)
{
    double res = 1 / (1 + Math.Pow(Math.E, -net));
    return res;
}
```

Результат роботи показано на рисунку 4.1.

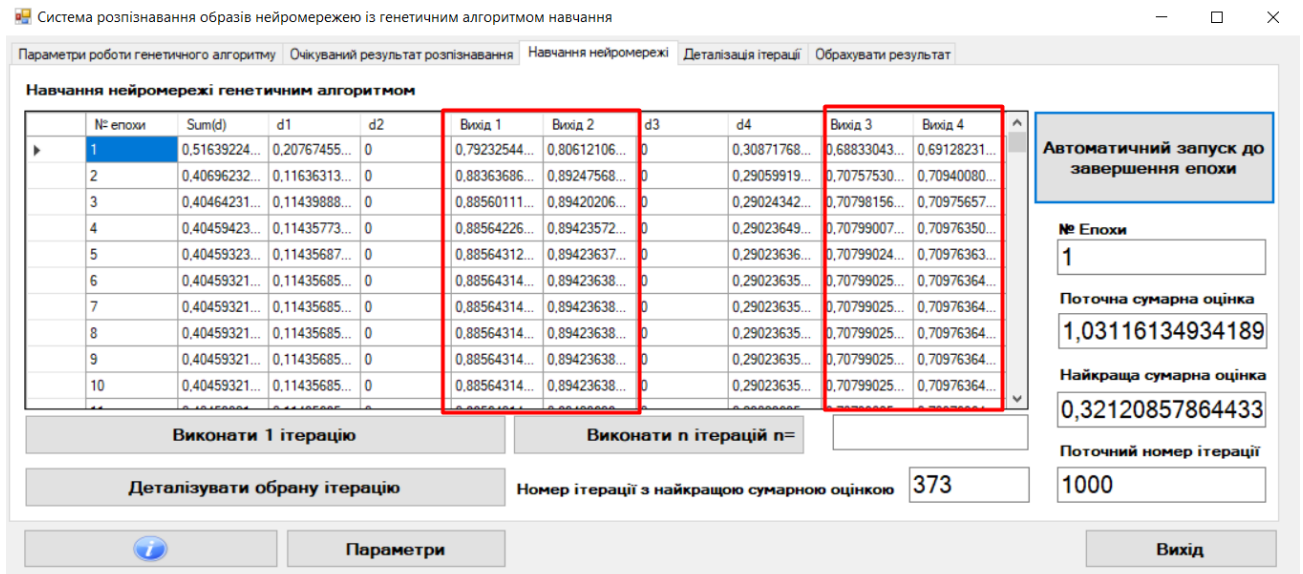


Рисунок 4.1 – Результат роботи функцій обхунку виходів нейронів

Метод генерації випадкових ваг нейронів використовується для генерації стартових особин популяції. Код методу показано нижче.

```
public double[,] randWeight(double[,] weight, int bound1, int bound2)
{
    Random r = new Random();

    for (int i = 0; i < bound1; i++)
    {
        for (int j = 0; j < bound2; j++)
        {
            weight[i, j] = Math.Round(r.NextDouble(), 3);
            if (isMines()) weight[i, j] = -weight[i, j];
        }
    }

    return weight;
}
```

Функція знаходження похибки між очікуваним виходом та реальним продемонстрована нижче:

```
public double[] deltaFind(double[,] ideal, double[] realOut, int i)
{
    double[] del = new double[2];
    for (int j = 0; j < realOut.Length; j++)
    {
        del[j] = ideal[i, j] - realOut[i];
        if (del[j] <= 0) del[j] = 0;
    }
    return del;
}
```

Результат роботи пошуку різниці виходів між реальними та очікуваними показано на рисунку 4.2.

Система розпізнавання образів нейронною мережею із генетичним алгоритмом навчання

Параметри роботи генетичного алгоритму    Очікуваний результат розпізнавання    Навчання нейронною мережею    Деталізація ітерації    Обробити результат

**Навчання нейронною мережею генетичним алгоритмом**

	№ епохи	Sum(d)	d1	d2	Вихід 1	Вихід 2	d3	d4	Вихід 3	Вихід 4
▶	1	0,51639224...	0,20767455...	0	0,79232544...	0,80612106...	0	0,30871768...	0,68833043...	0,69128231...
	2	0,40696232...	0,11636313...	0	0,88363686...	0,89247568...	0	0,29059919...	0,70757530...	0,70940080...
	3	0,40464231...	0,11439888...	0	0,88560111...	0,89420206...	0	0,29024342...	0,70798156...	0,70975657...
	4	0,40459423...	0,11435773...	0	0,88564226...	0,89423572...	0	0,29023649...	0,70799007...	0,70976350...
	5	0,40459323...	0,11435687...	0	0,88564312...	0,89423637...	0	0,29023636...	0,70799024...	0,70976363...
	6	0,40459321...	0,11435685...	0	0,88564314...	0,89423638...	0	0,29023635...	0,70799025...	0,70976364...
	7	0,40459321...	0,11435685...	0	0,88564314...	0,89423638...	0	0,29023635...	0,70799025...	0,70976364...
	8	0,40459321...	0,11435685...	0	0,88564314...	0,89423638...	0	0,29023635...	0,70799025...	0,70976364...
	9	0,40459321...	0,11435685...	0	0,88564314...	0,89423638...	0	0,29023635...	0,70799025...	0,70976364...
	10	0,40459321...	0,11435685...	0	0,88564314...	0,89423638...	0	0,29023635...	0,70799025...	0,70976364...

Виконати 1 ітерацію    Виконати n ітерацій n= 5

Деталізувати обрану ітерацію    Номер ітерації з найкращою сумарною оцінкою 1039

Автоматичний запуск до завершення епохи

№ Епохи 1

Поточна сумарна оцінка 1,00234191029713

Найкраща сумарна оцінка 0,31531339550628

Поточний номер ітерації 1045

Параметри    Вихід

Рисунок 4.2 – Результат роботи функцій обхунку помилок виходів

Отже, за розробленою архітектурою було створено прикладну інформаційну систему автоматизованого розпізнавання образів нейронною мережею із генетичним алгоритмом навчання.

### 4.3 Прикладне тестування інформаційної системи

Для дослідження коректності виконання функцій системи автоматизованого розпізнавання образів нейронною мережею із генетичним алгоритмом навчання було розроблено тест-кейси. У першому випадку перевіряється коректність редагування вхідних параметрів (таблиця 4.1). Після запуску проєкта на першій вкладці з таблиці «Перелік вхідних параметрів» потрібно обрати параметр для редагування, натиснувши у даній таблиці на відповідну стрічку. У полях для редагування будуть розміщені дані обраного запису, де їх можна відкоригувати та для збереження змін натиснути кнопку «Редагувати обраний вхідний параметр». Після натискання на кнопку

відредаговані дані повинні відобразитись у таблиці «Перелік вхідних параметрів» (рисунок 4.3 – 4.4).

Таблиця 4.1 – Тест-кейс АТ0001

Тест-кейс ID: АТ0001	Пріоритет: 1	Створено: 05.11.2021, Шамрелюк В.В.
Назва: Перевірка коректності редагування параметра таблиці «Перелік вхідних параметрів»		
Вхідні дані: Обираємо параметр «Затримка термінів задачі»		
<b>Кроки</b>	<b>Очікуваний результат</b>	
<ol style="list-style-type: none"> <li>Запустити застосування</li> <li>Натиснути на назву параметра «Затримка термінів задачі»</li> <li>Змінити значення поля «Назва параметру» на «Затримка термінів задачі студентом»</li> <li>Натиснути кнопку «Редагувати обраний вхідний параметр»</li> <li>Порівняти фактичний результат з очікуваним</li> </ol>	<p>Значення текстового поля редагується на «Затримка термінів задачі студентом»</p> <p>Після натиснення кнопки у таблиці «Перелік вхідних параметрів» відображається змінене значення параметра</p>	
Результат виконання тест-кейсу: пройдено успішно		

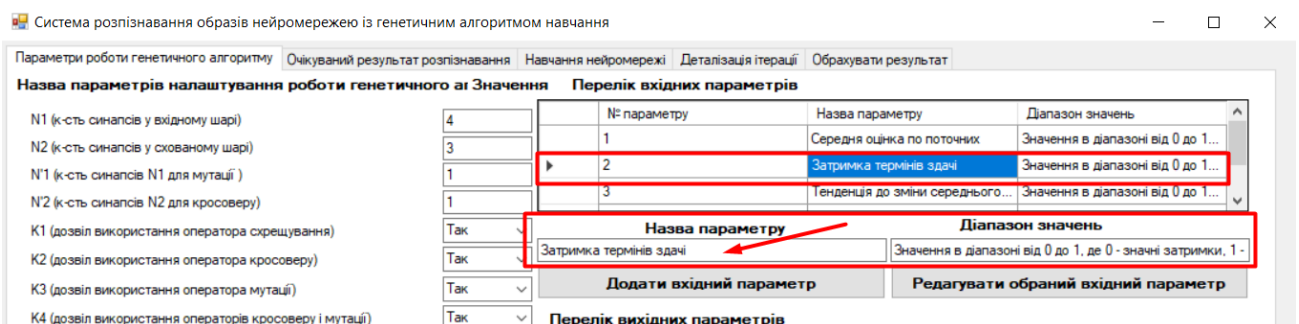


Рисунок 4.3 – Відображення інформації про вхідний параметр для редагування

Наступним тестовим випадком буде перевірка коректності процесу навчання нейронної мережі, а саме перевірка функціональності виконання однієї ітерації (таблиця 4.2). У якості передумов – повинен бути запущений застосунок, на першій вкладці заповнені значення параметрів навчання генетичного

алгоритму та натиснута кнопка «Застосувати параметри». Результат функціональності відображення виконаної ітерації зображено на рисунку 4.5.

Таблиця 4.2 – Тест-кейс АТ0002

Тест-кейс ID: АТ0002	Пріоритет: 1	Створено: 05.11.2021, Шамрелюк В.В.
<b>Назва:</b> Перевірка коректності процесу навчання нейронної мережі (виконання однієї ітерації) <b>Вхідні дані:</b> Натискаємо кнопку «Виконати 1 ітерацію»		
<b>Кроки</b>		<b>Очікуваний результат</b>
<i>Передумова: у запущеному застосуванні повинні бути заповнені поля параметрів навчання ГА та натиснута кнопка «Застосувати параметри»</i> <ol style="list-style-type: none"> <li>1. Запустити застосування</li> <li>2. Заповнити значення параметрів навчання ГА першої вкладки</li> <li>3. Натиснути кнопку «Застосувати параметри»</li> <li>4. Перейти на вкладку «Навчання нейромережі»</li> <li>5. Натиснути на кнопку «Виконати 1 ітерацію»</li> <li>6. Порівняти фактичний результат з очікуваним</li> </ol>		<p>Після натиснення кнопки «Виконати 1 ітерацію» відображаються дані виконаної ітерації (обрахунок помилок та безпосередньо самі виходи)</p> <p>Вихідний результат відповідає очікуваному</p>
<b>Результат виконання тест-кейсу:</b> пройдено успішно		

Третім тестовим випадком буде дослідження виконання функції автоматичного виконання ітерацій до автоматичного завершення епохи. Завершення епохи настає або за проходження вказаної кількості ітерацій, або за досягнення мінімальної граничної сумарної помилки (дельта). Передумови аналогічно тестовому випадку «Тест-кейс ID: АТ0002». Тест кейс подано у таблиці 4.3.

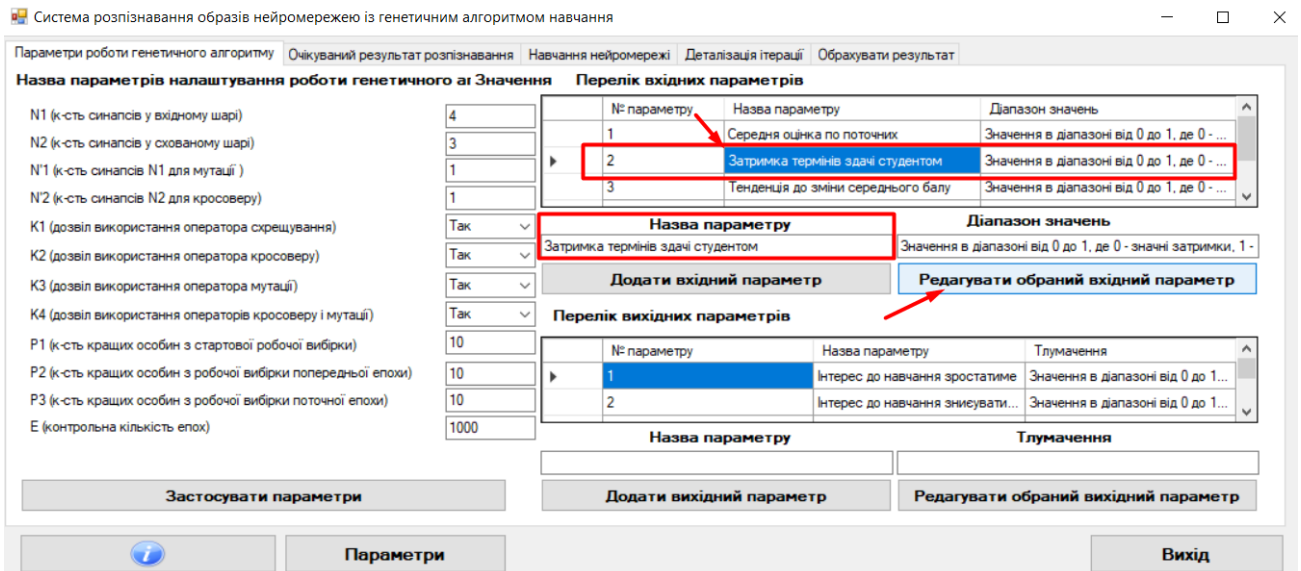


Рисунок 4.4 – Результат редагування вхідного параметру

Таблиця 4.3 – Тест-кейс АТ0003

Тест-кейс ID: АТ0003	Пріоритет: 1	Створено: 05.11.2021, Шамрелюк В.В.
<b>Назва:</b> Перевірка коректності процесу навчання нейронної мережі (виконання автоматизованого запуску навчальних ітерацій) <b>Вхідні дані:</b> Натискаємо кнопку «Автоматичний запуск до завершення епохи»		
<b>Кроки</b>	<b>Очікуваний результат</b>	
<p><i>Передумова: у запущеному застосуванні повинні бути заповнені поля параметрів навчання ГА та натиснута кнопка «Застосувати параметри»</i></p> <ol style="list-style-type: none"> <li>Запустити застосування</li> <li>Заповнити значення параметрів навчання ГА першої вкладки</li> <li>Натиснути кнопку «Застосувати параметри»</li> <li>Перейти на вкладку «Навчання нейромережі»</li> <li>Натиснути на кнопку «Автоматичний запуск до завершення епохи»</li> <li>Порівняти фактичний результат з очікуваним</li> </ol>	<p>Після натиснення кнопки «Автоматичний запуск до завершення епохи» відображаються дані виконаних ітерації (обрахунок помилок та безпосередньо самі виходи для всіх ітерацій в рамках епохи)          Вихідний результат відповідає очікуваному</p>	
<b>Результат виконання тест-кейсу:</b> пройдено успішно		

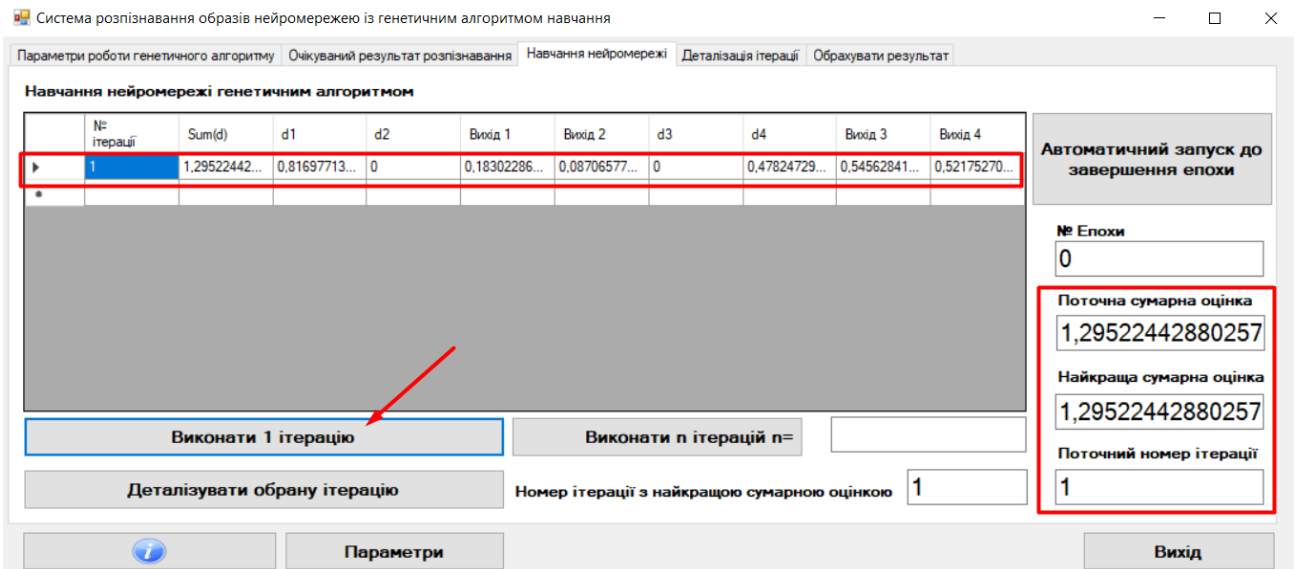


Рисунок 4.5 – Відображення результату виконаної ітерації

Результат проходження тестового випадку проілюстровано на рисунку 4.6. З правого боку проілюстровано статистику та найкращу ітерацію з мінімальною сумарною помилкою.

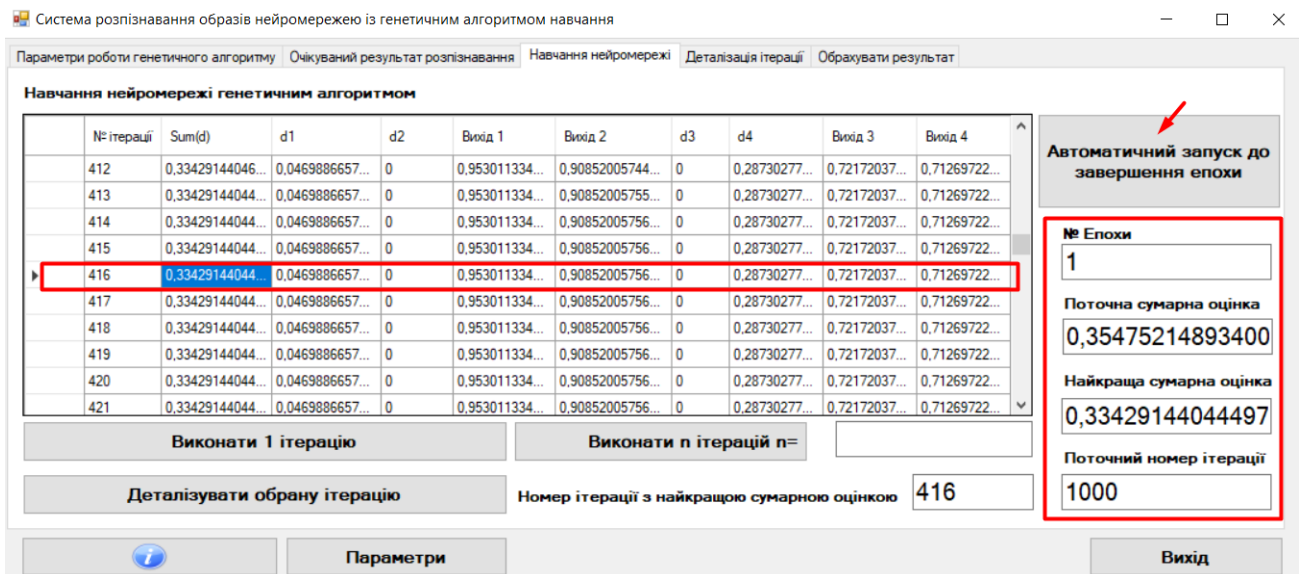


Рисунок 4.6 – Відображення результату функції автоматичного запуску до завершення епохи з деталізацією значень

Четвертим тестовим випадком проаналізуємо роботу функції «Показати ваги між вхідним та схованим шаром» для найкращої ітерації.

Таблиця 4.4 – Тест-кейс АТ0004

Тест-кейс ID: АТ0004	Пріоритет: 1	Створено: 05.11.2021, Шамрелюк В.В.
<p><b>Назва:</b> Перевірка коректності відображення деталізації ваг між вхідним та схованим шаром</p> <p><b>Вхідні дані:</b> Після виконання усіх передумов натиснути кнопку «Показати ваги між вхідним та схованим шаром»</p>		
<b>Кроки</b>	<b>Очікуваний результат</b>	
<p><i>Передумова: у запущеному застосуванні повинні бути заповнені поля параметрів навчання ГА та натиснута кнопка «Застосувати параметри». На вкладці «Навчання нейромережі» обрана в таблиці найкраща ітерація та натиснута кнопка «Деталізувати обрану ітерацію». Користувач перейшов на форму «Деталізація ітерації»</i></p> <ol style="list-style-type: none"> <li>1. Запустити застосування</li> <li>2. Заповнити значення параметрів навчання ГА першої вкладки</li> <li>3. Натиснути кнопку «Застосувати параметри»</li> <li>4. Перейти на вкладку «Навчання нейромережі»</li> <li>5. Натиснути на кнопку «Автоматичний запуск до завершення епохи»</li> <li>6. Обрати в таблиці ітерацію з найменшою сумарною помилкою</li> <li>7. Натиснути на кнопку «Деталізувати обрану ітерацію»</li> <li>8. Перейти на вкладку «Деталізація ітерації»</li> <li>9. Натиснути кнопку «Показати ваги між вхідним та схованим шаром»</li> <li>10. Порівняти фактичний результат з очікуваним</li> </ol>	<p>Відображається таблиця з результатами проходження процесу навчання.</p> <p>Курсор миші знаходиться в стрічці з найкращою ітерацією</p> <p>Повинна відобразитись вкладка «Деталізація ітерації» з інформацією про обрану ітерацію</p> <p>Повинна відобразитись матриця ваг між вхідним та схованим шаром</p> <p>Вихідний результат відповідає очікуваному</p>	
<b>Результат виконання тест-кейсу:</b> пройдено успішно		

Для того щоб проаналізувати роботу функції «Показати ваги між вхідним та схованим шаром» для найкращої ітерації, потрібно в якості передумов у запущеному застосуванні на вкладці «Параметри роботи генетичного алгоритму» заповнити значення параметрів навчання генетичного алгоритму та натиснути кнопку «Застосувати параметри».

На вкладці «Навчання нейромережі» запустити процес «Автоматичного запуску до завершення епохи» обрати ітерацію з найменшою сумарною помилкою, натиснути на рядок таблиці з цією ітерацією та натиснути кнопку «Деталізувати обрану ітерацію». Перейти на вкладку «Деталізація ітерації» та натиснути на кнопку «Показати ваги між вхідним та схованим шаром» (таблиця 4.4). Результат виконання досліджуваного функціоналу зображено на рисунку 4.7.

Система розпізнавання образів нейромережею із генетичним алгоритмом навчання

Параметри роботи генетичного алгоритму Очікуваний результат розпізнавання Навчання нейромережі **Деталізація ітерації** Обробувати результат

**Деталізація ітерації**

	№ ітерації	№ Епохи	Походження	Оцінка	Коментар	Вихід 1 першого ідеального образу	Вихід 2 першого ідеального образу	Вихід 1 другого ідеального образу	Вихід 2 другого ідеального образу
*	416	1	Мутація + Кросов...	0,334291440444979	Увійде у навчаль...	0,953011334240615	0,9085200575601...	0,721720378233424	0,712697225314406

Показати ваги між вхідним та схованим шаром

	Ваги 1-го нейрона	Ваги 2-го нейрона	Ваги 3-го нейрона
▶	0,898	0,725	0,29
	0,93	0,604	0,511
	0,923	0,593	0,515
	0,587	0,557	0,364
*			

Показати ваги між схованим та вихідним шаром

	Ваги 1-го нейрона	Ваги 2-го нейрона
▶		
*		

Параметри Вихід

Рисунок 4.7 – Відображення результату функції відображення ваги між вхідним та схованим шаром

Отже, дослідження коректності виконання зазначених функції успішно пройдено. Наочно доведено, що заявлений функціонал реалізовано у відповідності до поставлених завдань. Аналогічним чином досліджено решту функціоналу інформаційної системи автоматизованого розпізнавання образів нейронною мережею із генетичним алгоритмом навчання.

#### 4.4 Функціональне дослідження інформаційної системи

При запуску проєкту відкривається форма «Система розпізнавання образів нейромережею із генетичним алгоритмом навчання», на вкладці «Параметри роботи генетичного алгоритму». На цій вкладці міститься налаштування параметрів навчання, також перелік вхідних та вихідних параметрів із можливістю редагування (рисунок 4.8).

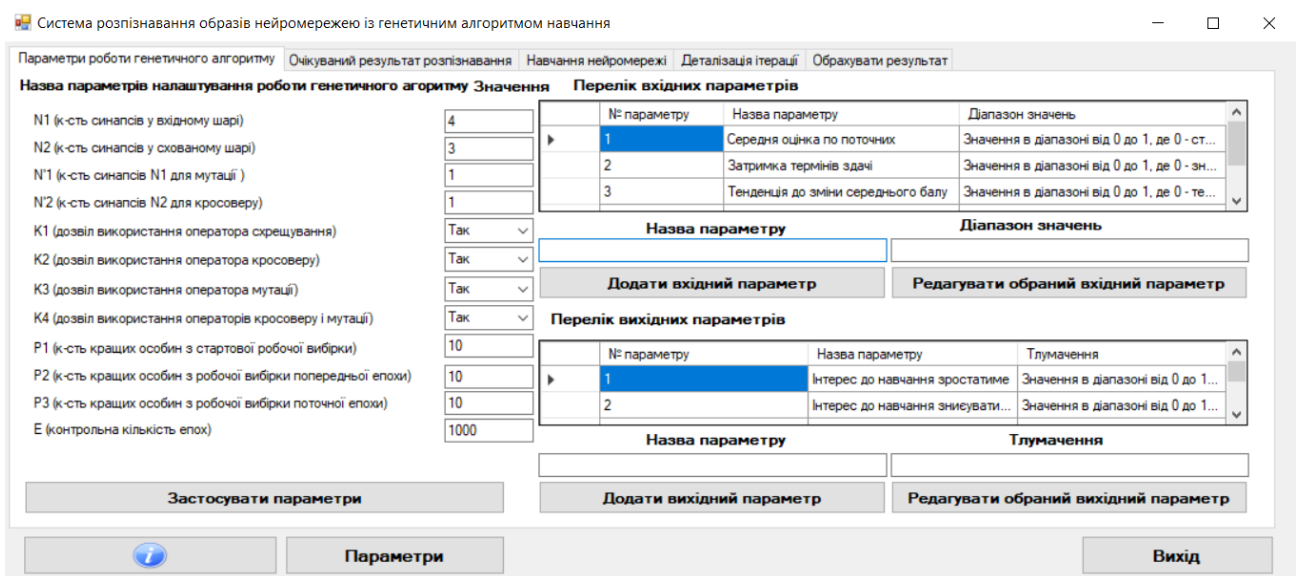


Рисунок 4.8 – Вигляд програми «Система розпізнавання образів нейромережею із генетичним алгоритмом навчання» після запуску

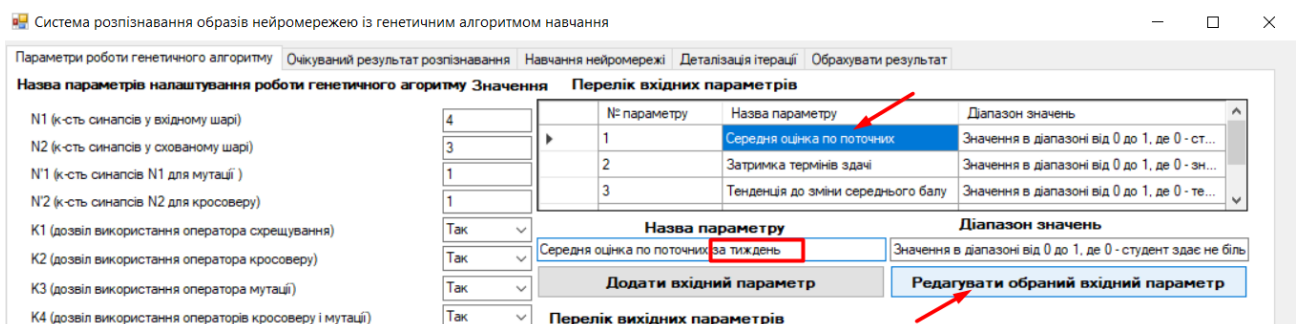


Рисунок 4.9 – Зміна значення «Назва параметру»

Для редагування параметру потрібно обрати параметр який треба редагувати з таблиці, внести у відповідні поля для редагування зміни (рисунок

4.9) та натиснути кнопку «Редагувати обраний вхідний параметр». Результат показано на рисунку (рисунок 4.10)

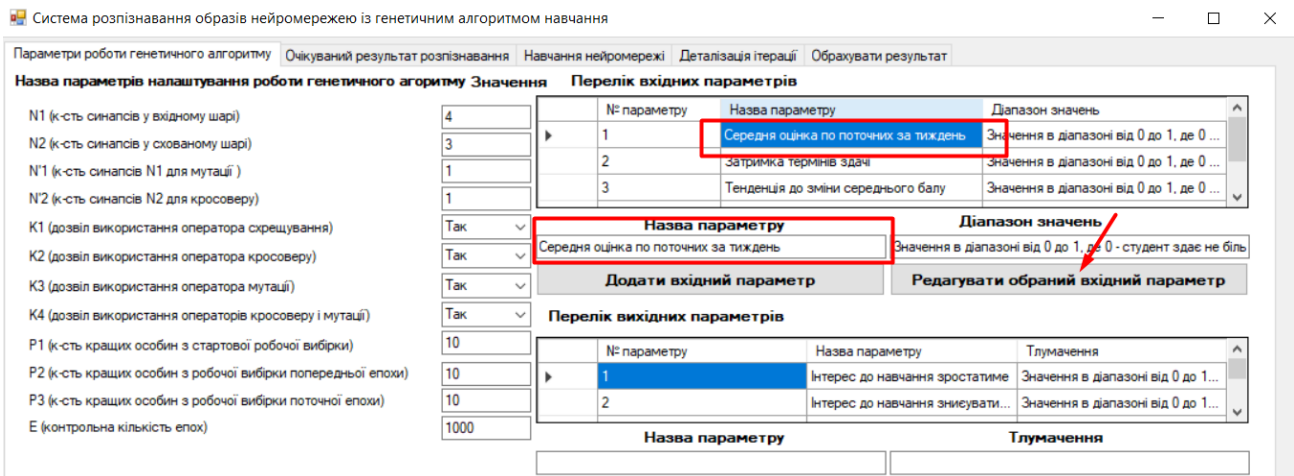


Рисунок 4.10 – Результат зміни значення «Назва параметру» для першого параметра

Аналогічним чином відбувається додавання нового вхідного параметра та редагування і додавання вихідних параметрів нейромережі.

На вкладці «Очікуваний результат розпізнавання» можна подивитись деталізацію навчальної вибірки (рисунок 4.11), а також побачити очікуваний результат розпізнавання вхідного образу.

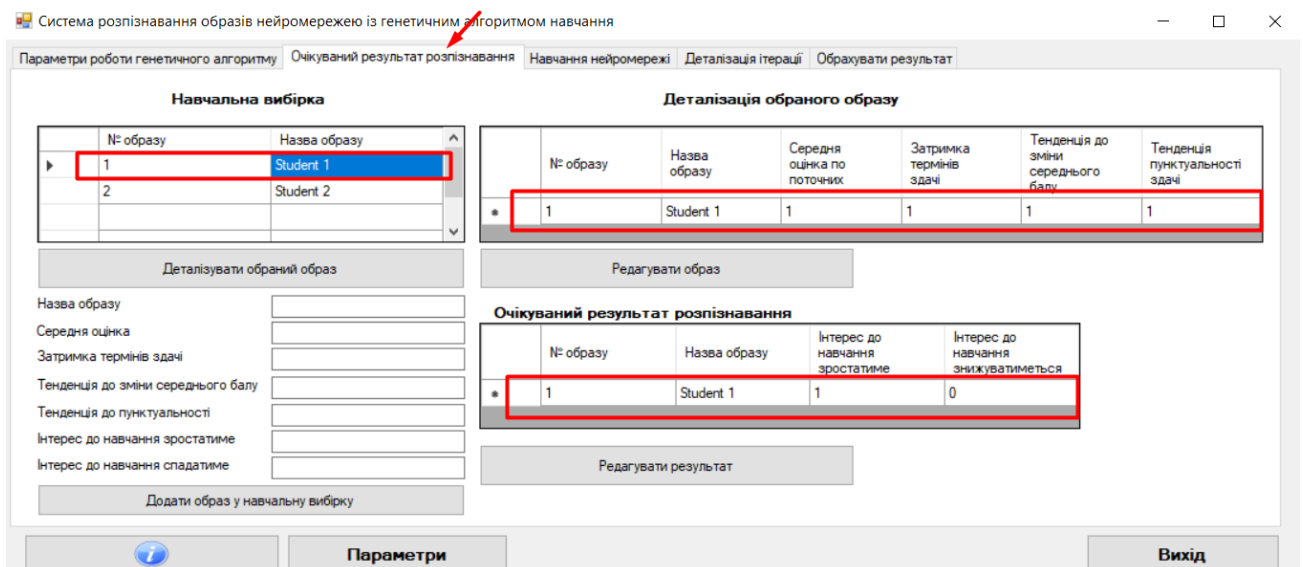


Рисунок 4.11 – Вигляд вкладки «Очікуваний результат розпізнавання».

Деталізація образу «Student 1»

Також є можливість додати до навчальної вибірки образ. Для цього потрібно заповнити всі поля для редагування у лівому нижньому сегменті та натиснути кнопку «Додати образ у навчальну вибірку». Образ відобразиться у таблиці «Навчальна вибірка». Результат додавання образу до навчальної вибірки проілюстровано на рисунку 4.12.

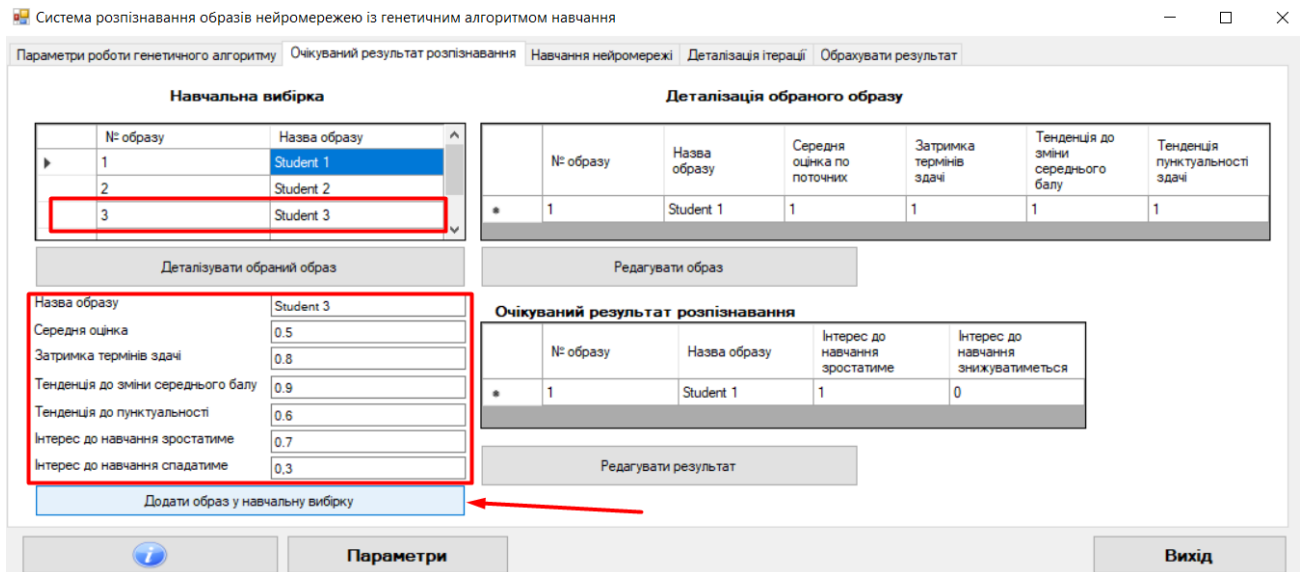


Рисунок 4.12 – Вигляд вкладки «Очікуваний результат розпізнавання».

Додавання нового образу

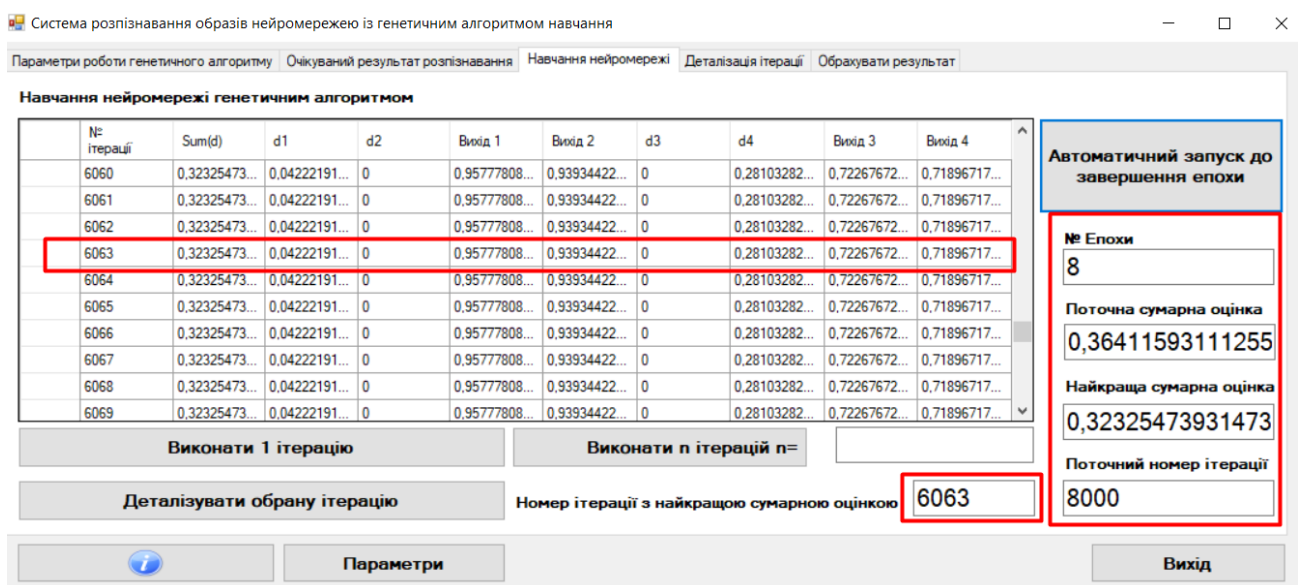


Рисунок 4.13 – Вигляд вкладки «Навчання нейромережі»

На вкладенні «Навчання нейромережі» відбувається відображення процесу навчання нейронної мережі генетичним алгоритмом. Є можливість як виконувати певну задану кількість ітерацій (кнопка «Виконати n ітерацій»), так і запустити автоматизований процес навчання. Також можна виконувати по одній ітерації (кнопка «Виконати 1 ітерацію»). Праворуч відображено показники найкращої ітерації (рисунк 4.13)

Можна переглянути деталізацію певної ітерації, яка цікавить користувача. Для цього потрібно у таблиці ітерацій мишкою натиснути на стрічку з ітерацією яку потрібно деталізувати та натиснути на кнопку «Деталізувати обрану ітерацію». Ітерація буде відображена у наступній вкладці «Деталізація ітерації» (рисунк 4.14). Для відображення ваги потрібно натиснути на відповідні кнопки «Показати ваги між вхідним та схованим шаром» та «Показати ваги між схованим та вихідним шаром».

Система розпізнавання образів нейромережею із генетичним алгоритмом навчання

Параметри роботи генетичного алгоритму   Очікуваний результат розпізнавання   Навчання нейромережі   **Деталізація ітерації**   Обрахувати результат

**Деталізація ітерації**

	№ ітерації	№ Епохи	Походження	Оцінка	Коментар	Вихід 1 першого ідеального образу	Вихід 2 першого ідеального образу	Вихід 1 другого ідеального образу	Вихід 2 другого ідеального образу
»	6063	8	Мутація + Кросов...	0.323254739314733	Увійде у навчаль...	0.957778085497708	0.9393442264634...	0.722676720352727	0.718967175187559

**Показати ваги між вхідним та схованим шаром**

	Ваги 1-го нейрона	Ваги 2-го нейрона	Ваги 3-го нейрона
▶	0.877	0.035	0.636
	0.193	0.625	0.473
	0.46	0.135	0.495
	0.247	0.472	0.307
*			

**Показати ваги між схованим та вихідним шаром**

	Ваги 1-го нейрона	Ваги 2-го нейрона
▶	0.877	0.035
	0.636	0.193
	0.625	0.473
*		

Параметри   **Вихід**

Рисунк 4.14 – Вигляд вкладки «Деталізація ітерації». Відображення ваги між шарами нейромережі у обраній ітерації

Після завершення навчання можна перейти до вкладки «Обрахувати результат». На даній вкладці можна ввести значення образу, який потрібно класифікувати та натиснути кнопку «Отримати прогноз» (рисунк 4.15)

Рисунок 4.15 – Вигляд вкладки «Обрахувати результат». Прогноз успішності студента «Левчик Тарас»

У розробленій програмній реалізації досить інтуїтивно-зрозумілий інтерфейс, функціонально розділений на вкладки. Така реалізація дозволяє завжди мати в полі зору усі етапи роботи алгоритму інформаційної системи автоматизованого розпізнавання образів нейронною мережею із генетичним алгоритмом навчання.

#### **4.4 Дослідження ефективності інформаційної технології автоматизованого навчання нейронної мережі генетичним алгоритмом**

Порівняння запропонованого в межах реалізації інформаційної технології автоматизованого навчання нейронної мережі генетичним алгоритмом методу опціонального одержання нових індивідів генетичним алгоритмом з іншими алгоритмами навчання, такими як алгоритм зворотного поширення помилки, не може дати впевнених результатів, оскільки кожен алгоритм має власні параметри роботи, від зміни яких залежить поведінка алгоритмів навчання.

Якщо в алгоритмі зворотного поширення помилки це параметри насиченості сигмоїди та коефіцієнт навчання, то в розробленій інформаційній технології це параметри роботи методу:

$N_1$  – кількість синапсів у вихідному шарі нейронів, які вимагають застосування оператора мутації на кожній із епох;

$N_2$  – кількість синапсів у схованому шарі нейронів, які вимагають застосування оператора мутації на кожній з епох;

$K_1 = \{0; 1\}$  – дозвіл використання оператора схрещування;

$P_1$  – кількість особин робочої вибірки із числа кращих особин стартової вибірки;

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

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

$D$  – діапазон мутації;

$K_2 = \{0; 1\}$  – дозвіл на одержання нових особин тільки шляхом кросоверу;

$K_3 = \{0; 1\}$  – дозвіл на одержання нових особин тільки шляхом мутації;

$K_4 = \{0; 1\}$  – дозвіл на одержання нових особин тільки шляхом кросоверу й мутації;

$E$  – контрольна кількість епох для завершення роботи алгоритму.

Було проведено дослідження ефективності інформаційної технології автоматизованого навчання нейронної мережі генетичним алгоритмом за рядом змінних параметрів.

Дослідження ефективності інформаційної технології в напрямку порівняння кількості випадків успішного завершення навчання нейромережі за одержання нових особин різними шляхами (%) враховує одержання нових особин наступними шляхами (Рисунок 4.18):

- одержання нових особин тільки шляхом кросоверу;
- одержання нових особин тільки шляхом мутації;
- одержання нових особин тільки шляхом кросоверу й подальшої мутації;
- одержання нових особин тільки шляхом мутації й подальшого кросоверу;

- одержання нових особин тільки шляхом мутації й подальшого кросоверу, а також шляхом тільки кросоверу й подальшої мутації;
- одержання нових особин тільки шляхом мутації, а також шляхом тільки кросоверу;
- одержання нових особин за всіма можливими шляхами.

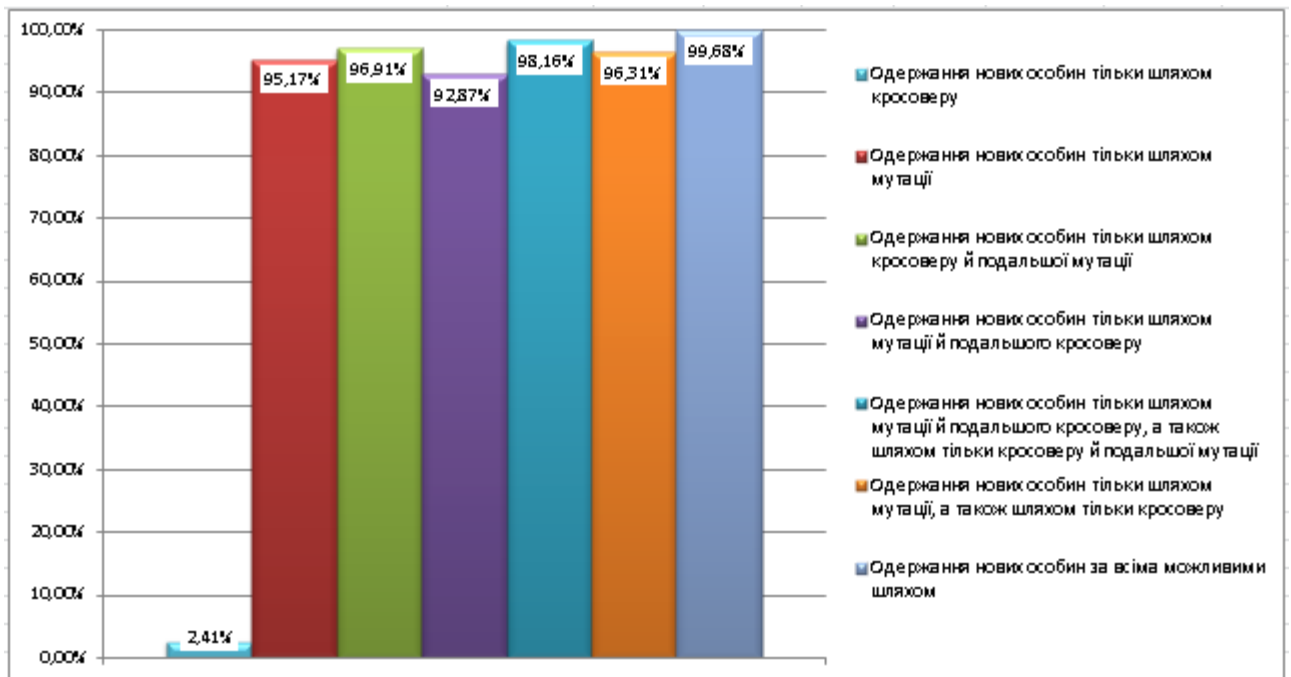


Рисунок 4.18 – Діаграма порівняння кількості випадків успішного завершення навчання нейромережі за одержання нових особин різними шляхами, %

При дослідженні були враховані результати загалом 95 спроб навчання нейромережі за одержання нових особин різними шляхами.

При цьому середня кількість епох генетичного алгоритму навчання за одержання нових особин різними шляхами (од.) наведена на Рисунку 4.19. До уваги брались лише успішні випадки навчання.

При одержанні нових особин за всіма можливими шляхами одночасно використовувались такі варіанти: одержання нових особин тільки шляхом кросоверу, одержання нових особин тільки шляхом мутації, одержання нових особин тільки шляхом кросоверу й подальшої мутації, одержання нових особин тільки шляхом мутації й подальшого кросоверу, одержання нових особин тільки

шляхом мутації й подальшого кросоверу, а також шляхом тільки кросоверу й подальшої мутації, одержання нових особин тільки шляхом мутації, а також шляхом тільки кросоверу.

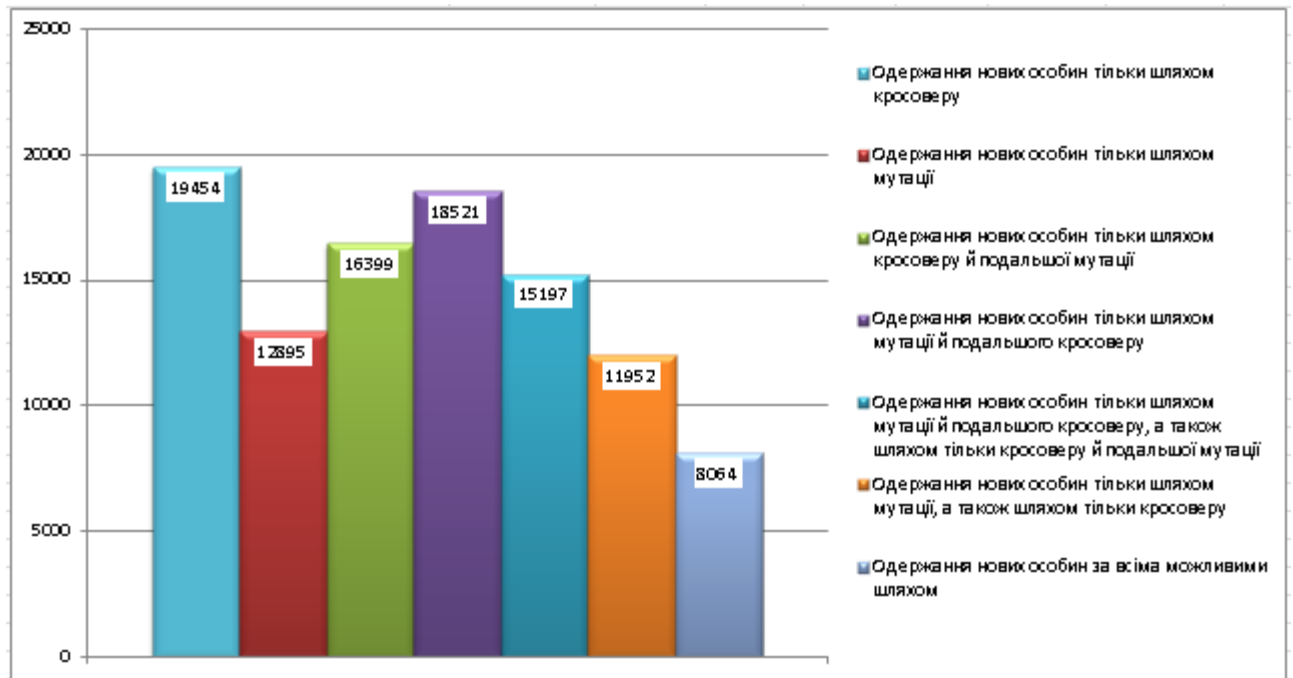


Рисунок 4.19 – Діаграма порівняння середньої кількості епох генетичного алгоритму навчання за одержання нових особин різними шляхами, од.

Таким чином, дослідження ефективності інформаційної технології в напрямку порівняння кількості випадків успішного завершення навчання нейромережі за одержання нових особин різними шляхами виявило, що найвищу ефективність запропонована інформаційна технологія досягає при використанні всіх передбачених способів одержання нових особин, це дозволяє успішно досягти результат із найбільшою ймовірністю та за найменшу кількість епох. Дане дослідження доводить спроможність розробленої інформаційної технології автоматизованого навчання нейронної мережі генетичним алгоритмом успішно формувати множини ваг синапсів, відповідні необхідному результату навчання нейронної мережі.

## Висновки до розділу 4

В розділі за розробленою архітектурою було створено прикладну інформаційну систему автоматизованого розпізнавання образів нейронною мережею із генетичним алгоритмом навчання. Виконано прикладне тестування інформаційної системи й функціональне дослідження інформаційної системи автоматизованого розпізнавання образів нейронною мережею із генетичним алгоритмом навчання.

Проведені в розділі дослідження ефективності інформаційної технології в напрямку порівняння кількості випадків успішного завершення навчання нейромережі за одержання нових особин різними шляхами виявило, що найвищу ефективність запропонована інформаційна технологія досягає при використанні всіх передбачених способів одержання нових особин, це дозволяє успішно досягти результат із найбільшою ймовірністю та за найменшу кількість епох. Дане дослідження доводить спроможність розробленої інформаційної технології автоматизованого навчання нейронної мережі генетичним алгоритмом успішно формувати множини ваг синапсів, відповідні необхідному результату навчання нейронної мережі. При одержанні нових особин за всіма можливими шляхами одночасно використовувались такі варіанти: одержання нових особин тільки шляхом кросоверу, одержання нових особин тільки шляхом мутації, одержання нових особин тільки шляхом кросоверу й подальшої мутації, одержання нових особин тільки шляхом мутації й подальшого кросоверу, одержання нових особин тільки шляхом мутації й подальшого кросоверу, а також шляхом тільки кросоверу й подальшої мутації, одержання нових особин тільки шляхом мутації, а також шляхом тільки кросоверу.

## Загальні висновки

Кваліфікаційна робота магістра розв'язує науково-технічну задачу автоматизованого розпізнавання образів нейромережею перцептрон, навчання якої здійснюється за допомогою генетичного алгоритму, зокрема, при навчанні двошарової нейромережі перцептрон за допомогою генетичного алгоритму навчання виконується повне поступове налаштування множини ваг синапсів нейромережі, що складається із двох підмножин, які утворюються предсинаптичними зв'язками схованого та вихідного прошарків нейронів мережі.

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

1. Проведено аналіз існуючих типів нейромереж, зокрема перцептрона, та відомих підходів до автоматизованого навчання двошарової нейромережі.
2. Вдосконалено інформаційну модель алгоритму навчання нейромережі перцептрон з метою забезпечення можливості застосування генетичного алгоритму навчання.
3. Вдосконалено метод опціонального одержання нових індивідів генетичним алгоритмом.
4. Розроблено інформаційну технологію автоматизованого навчання нейронної мережі генетичним алгоритмом.
5. Розроблено прикладну інформаційну систему для автоматизованого навчання нейронної мережі генетичним алгоритмом.
6. Проведено прикладне дослідження ефективності інформаційної технології автоматизованого навчання нейронної мережі генетичним алгоритмом.

Також розроблено математичну модель обрахунку інтегральної помилки навчання нейромережі, яка використовується у роботі інформаційної технології автоматизованого навчання нейронної мережі генетичним алгоритмом й

характеризується тим, що дозволяє обрахувати помилки кожного з виходів нейромережі для кожного з навчальних зразків образів визначити відхилення результату й за цими даними одержати інтегральну помилку навчання нейронної мережі. Використання сигмоїдальної функції активації, виходи нейромережі можуть приймати значення в діапазоні від 0 до 1, при цьому значення 0 характеризує радикально негативний результат розпізнавання, а значення 1 характеризує результат максимального визнавання образу відповідним виходом нейромережі, при цьому обидва граничних значення номінально недосяжні. В результаті ж використання робленої математичної моделі обрахунку інтегральної помилки навчання нейромережі найкращим зразком вважається той, у якого інтегральна помилка навчання нейромережі є найменшою.

В результаті роботи були отримані такі *інновації та положення наукової новизни*:

1. Вдосконалено інформаційну модель алгоритму навчання нейромережі перцептрон, яка відрізняється тим, що містить подання параметрів, достатніх для забезпечення можливості застосування генетичного алгоритму навчання нейронної мережі.

2. Вдосконалено метод опціонального одержання нових індивідів генетичним алгоритмом, який відрізняється тим, що дозволяє за наявними в інформаційній моделі параметрами вхідних даних множин ваг синапсів, навчальної вибірки зразків для нейромережі та параметрами роботи методу забезпечити автоматизоване одержання множини нових зразків множин ваг синапсів шляхом застосування операцій мутації та схрещування генетичного алгоритму.

3. Розроблено нову інформаційну технологію автоматизованого навчання нейронної мережі генетичним алгоритмом, що дозволяє з використанням створених моделі та методів за вхідними даними у вигляді множин ваг синапсів, навчальної вибірки зразків для нейромережі та параметрами роботи одержувати

вихідні дані у вигляді множини ваг синапсів з максимальною оцінкою відповідності вимозі мінімізації сукупної помилки розпізнавання.

4. Розроблено нову інформаційну систему для автоматизованого навчання нейронної мережі генетичним алгоритмом, що дозволяє за створеною інформаційною технологією в результаті навчання з застосуванням генетичного алгоритму одержувати множину ваг синапсів з максимальною оцінкою відповідності вимозі мінімізації сукупної помилки розпізнавання й виконувати автоматизоване розпізнавання образів нейромережею перцептрон.

Проведені дослідження ефективності інформаційної технології в напрямку порівняння кількості випадків успішного завершення навчання нейромережі за одержання нових особин різними шляхами виявило, що найвищу ефективність запропонована інформаційна технологія досягає при використанні всіх передбачених способів одержання нових особин, це дозволяє успішно досягти результат із найбільшою ймовірністю та за найменшу кількість епох. Дане дослідження доводить спроможність розробленої інформаційної технології автоматизованого навчання нейронної мережі генетичним алгоритмом успішно формувати множини ваг синапсів, відповідні необхідному результату навчання нейронної мережі. При одержанні нових особин за всіма можливими шляхами одночасно використовувались такі варіанти: одержання нових особин тільки шляхом кросоверу, одержання нових особин тільки шляхом мутації, одержання нових особин тільки шляхом кросоверу й подальшої мутації, одержання нових особин тільки шляхом мутації й подальшого кросоверу, одержання нових особин тільки шляхом мутації й подальшого кросоверу, а також шляхом тільки кросоверу й подальшої мутації, одержання нових особин тільки шляхом мутації, а також шляхом тільки кросоверу.

В якості образів для розпізнавання було обрано педагогічні прогнози стосовно змін інтересу учнів до навчання, хоча в цій якості можливе прикладне розпізнавання й інших образів відповідної розмірності та класифікаційної роздільності.

Основні наукові і практичні результати кваліфікаційної роботи магістра доповідались у доповіді на тему «Інформаційна модель генетичного алгоритму навчання нейронної мережі» на XIII Всеукраїнській науково-практичній конференції «Актуальні проблеми комп'ютерних наук АПКН-2021» (15-16 жовтня 2021 року); за темою роботи автором виконано наукову публікацію [38].

## Перелік посилань

1. Кутковецький В. Я. Розпізнавання образів : навчальний посібник. Миколаїв : Вид-во ЧНУ ім. Петра Могили, 2017. 420 с
2. Міщенко В.А., Коробкін О.О. Використання генетичних алгоритмів у навчанні нейронних мереж. <https://s.science-education.ru/pdf/2011/6/mischenko.pdf>
3. Інформаційні технології теорії розпізнавання образів. Методи побудови моделей при аналізі сцени. URL: <https://ojs.kntu.net.ua/index.php/aqmm/article/view/24/58>
4. Основи теорії розпізнавання образів: навч. посіб.: у 2 ч. / А. С. Довбиш, І. В. Шелехов. – Суми : Сумський державний університет, 2015. – Ч. 1. – 109 с.
5. Путятін Є. П. Обробка зображень у робототехніці / Є. П. Путятін, С. І. Аверін. - М.: Машинобудування, 1990. – 320 с.
6. Л.Н.Чабан. Теорія та алгоритми розпізнавання образів. Навчальний посібник. М.: МПГАіК. 2004. – 70с. <http://miigaik.ru/vtiaoai/tutorials/19.pdf>
7. Нейромережеві математичні моделі звукових сигналів у задачах розпізнавання. URL: [http://phd.znu.edu.ua/page/dis/06\\_2020/Kryvokhata\\_diss.pdf](http://phd.znu.edu.ua/page/dis/06_2020/Kryvokhata_diss.pdf)
8. Генетичні алгоритми. Ключові поняття і методи реалізації. URL: [http://www.znannya.org/?view=ga\\_general](http://www.znannya.org/?view=ga_general)
9. Using genetic algorithms for modeling informational processes. URL: <http://science.lpnu.ua/uk/jcpee/vsi-vypusky/volume-6-number-1-2016/vykorystannya-genetychnyh-algorytmiv-dlya-modelyuvannya>
10. Що таке генетичні алгоритми. URL: <https://neurohive.io/ru/osnovy-data-science/chto-takoe-geneticheskie-algoritmy>
11. Використання методу генетичного алгоритму щодо визначення партнера для створення корпоративного інтеграційного об'єднання. URL: <http://economics.kntu.kr.ua/pdf/28/24.pdf>
12. Поняття нейромереж і генетичних алгоритмів. URL: [https://litr.at.ua/publ/komp\\_juterni\\_tekhnologiji\\_v\\_juridichnij\\_dijalnosti/tema\\_5/5\\_9\\_ponjattja\\_nejromerezh\\_i\\_genetichnikh\\_algoritmiv/12-1-0-38](https://litr.at.ua/publ/komp_juterni_tekhnologiji_v_juridichnij_dijalnosti/tema_5/5_9_ponjattja_nejromerezh_i_genetichnikh_algoritmiv/12-1-0-38)

13. Розробка генетичного алгоритму навчання нейронних мереж. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/razrabotka-geneticheskogo-algoritma-obucheniya-neyronnyh-setey/viewer>
14. Теорія розпізнавання образів. URL: [https://uk.wikipedia.org/wiki/Теорія\\_розпізнавання\\_образів](https://uk.wikipedia.org/wiki/Теорія_розпізнавання_образів)
15. 10 найкращих програм для розпізнавання облич для Android та iOS. URL: <https://hackit-ukraine.com/1082-the-10-best-face-recognition-apps-for-android-and-ios>
16. FaceLock. URL: <http://www.facelock.mobi/>
17. Face recognition for developers. URL: <https://www.luxand.com/>
18. Luxand FaceSDK 6.1 FULL version (cracked) – DOWNLOAD. URL: <http://new-soft-ver.blogspot.com/2016/04/luxand-facesdk-61-full-version-racked.html>
19. Luxand Face Recognition. URL: <https://play.google.com/store/apps/details?id=com.luxand.facerecognition&hl=ru&gl=US>
20. Термінал розпізнавання облич (в масці), температури, долоні, відбитка пальця ZKTeco SpeedFace-V5L [TD]
21. Сканер QR і штрих-коду. URL: <https://play.google.com/store/apps/details?id=com.gamma.scan&hl=uk&gl=US>
22. Application of artificial neural networks optimized by genetics algorithm for equipment state analysis in oil and gas industry. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/primenenie-iskusstvennoy-neyronnoy-seti-optimizirovannoy-geneticheskim-algoritmom-v-zadache-analiza-sostoyaniya-tehnologicheskogo/viewer>
23. UCI Machine learning repository. – URL: <http://archive.ics.uci.edu/ml/>.
24. Синтез оптимальных искусственных нейронных сетей с помощью модифицированного генетического алгоритма. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/sintez-optimalnyh-iskusstvennyh-neyronnyh-setey-s-pomoschyu-modifitsirovannogo-geneticheskogo-algoritma/viewer>

25. Комбінування генетичних алгоритмів в елементах штучної нейронної мережі. URL: <http://ir.lib.vntu.edu.ua/bitstream/handle/123456789/31558/%D0%A1%D0%A3%D0%9F%D0%A0%D0%98%D0%93%D0%90%D0%9D.pdf?sequence=1&isAllowed=y>
26. Нейронні мережі і генетичні алгоритми. URL: [https://ir.kneu.edu.ua/bitstream/handle/2010/25547/SIT\\_18\\_75.pdf?sequence=1](https://ir.kneu.edu.ua/bitstream/handle/2010/25547/SIT_18_75.pdf?sequence=1)
27. The use of a genetic algorithm for optimizing the parameters of the neural network in prediction the stress-strain state of a squared plate. URL: <https://ojs.kntu.net.ua/index.php/aqmm/article/view/29/63>
28. Choosing between MySQL vs PostgreSQL vs SQL Server. URL: <https://jelvix.com/blog/mysql-postgresql-sql-server>
29. Сильні та слабкі сторони MySQL Server, які ви повинні знати URL: <https://altitudetvm.com/uk/komputer/1522-15-kelebihan-dan-kekurangan-mysql-server-yang-perlu-diketahui.html>
30. Що таке PostgreSQL? URL: <https://uk.education-wiki.com/5154595-what-is-postgresql>
31. PostgreSQL или MySQL: какая из этих реляционных СУБД лучше впишется в ваш проект <https://mcs.mail.ru/blog/postgresql-ili-mysql-kakaya-iz-etih-relyacionnyh-subd>
32. Програмна платформа .NET Framework для бізнесу: переваги та недоліки. URL: [https://trc33.ru/news/society/programmnaia\\_platforma\\_net\\_framework\\_dlya\\_biznesa\\_preimushchestva\\_i\\_nedostatki24161/](https://trc33.ru/news/society/programmnaia_platforma_net_framework_dlya_biznesa_preimushchestva_i_nedostatki24161/)
33. What is Java? Definition, Meaning & Features of Java Platforms URL: <https://www.guru99.com/java-platform.html>.
34. Про мову Java. Застосування, переваги, недоліки. URL: <https://4systems.ru/inf/java-dostoinstva-i-nedostatki/>
35. Введення в .NET. URL: <https://docs.microsoft.com/ru-ru/dotnet/core/introduction>
36. Що таке F#. URL: <https://forum.itvdn.com/t/chto-takoe-f/2344/2>

37. Конноллі Т., Бегг К. Бази даних. Проектування, реалізація та супровід. Теорія та практика = Database Systems: A Practical Approach to Design, Implementation, and Management. - 3-тє вид. - М.: Вільямс, 2003. - 1436 с. - ISBN 0-201-70857-4.

38. 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.

# ДОДАТКИ

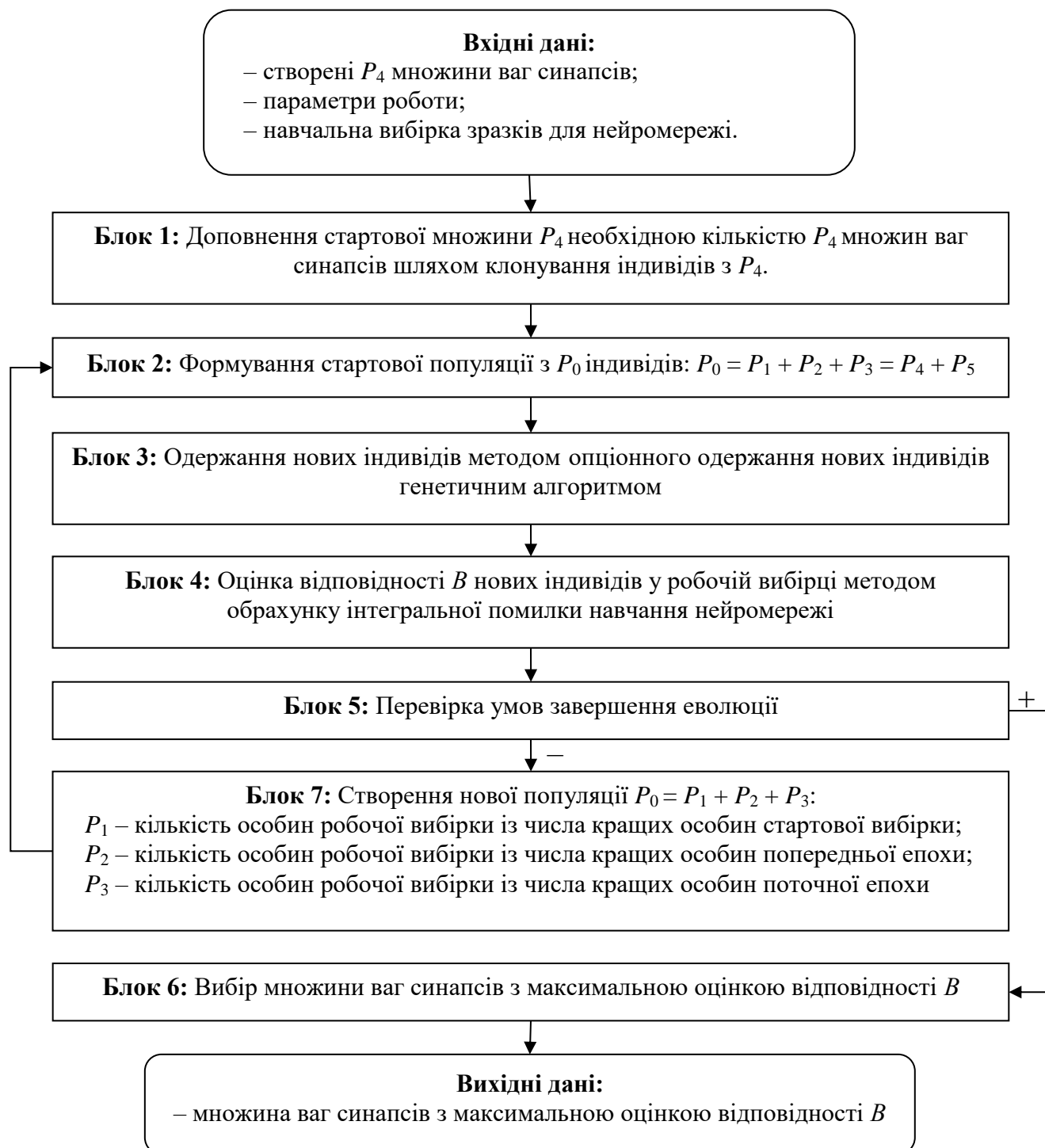
## Додаток А

## Схема методу опціонального одержання нових індивідів генетичним алгоритмом



## Додаток Б

## Схема інформаційної технології автоматизованого навчання нейронної мережі генетичним алгоритмом



## 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. 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.

Міністерство освіти і науки України  
Хмельницький національний університет



**ЗБІРНИК НАУКОВИХ ПРАЦЬ**  
за матеріалами XIII Всеукраїнської науково-практичної конференції  
«Актуальні проблеми комп'ютерних наук .АПКН-2021»

*15-16 жовтня 2021*

Хмельницький 2021

<b>Федчук М. Ю.</b>	251
Веб-сайт замовлення продуктів харчування	
<b>Федоринин О. М., Яцкіє В. В.</b>	254
Спосіб кодування даних сенсорів на основі системи залишкових класів	
<b>Френс В. О., Бармак О. В.</b>	257
Особливості використання протоколу NB-IoT для проектування та оптимізації взаємодії компонентів інтернету речей	
<b>Чума Е. В.</b>	260
Інтелектуальний алгоритм розв'язування логістичних проблем міського трафіку	
<b>Шамрелюк В. В., Собко О. В., Молчанова М. О., Мазурець О. В.</b>	264
Інформаційна модель генетичного алгоритму навчання нейронної мережі	
<b>Швайко В. К., Асвієвич В. Р.</b>	268
Інформаційна система візуалізації пунктів переробки вторинної сировини для забезпечення концепції сталого розвитку	
<b>Шевченко В. Л., Лазоренко Я. С.</b>	272
Формалізація закономірностей зміни інтонації	
<b>Шевчук О. О.</b>	274
Методи прикладного рішення в умовах нечіткої інформації в задачах розподілення робіт між працівниками	
<b>Шиникін О. В., Марченко А. В.</b>	278
Інформаційна система аналізу збитків від техногенних та природних катастроф	
<b>Андрушко В. В., Суринник Т. К.</b>	281
Моделі та методи для веб-аналітики відвідуваності сайтів	
<b>Бананико Т. Г., Петросяк С. С.</b>	284
Методи та засоби оцінювання релевантності мультимедійних навчальних курсів у школі	
<b>Білозел А. І.</b>	287
Удосконалення методу та засобів очищення даних на основі matching dependency technique	
<b>Болач В. В., Шамрелюк В. В., Шиників А. В., Мазурець О. В.</b>	291
Метод побудови розкладів занять за генетичним алгоритмом	
<b>Бойчинин О. О., Залуцька О. О., Попов Ю. М., Курційчук В. О.</b>	298
Інформаційна технологія автоматизованого формування семантичного ядра цифрових текстів	

<b>Галіна Р. І., Багрий Р. О., Суринник Т. К.</b>	306
Застосування адаптивного підходу для реалізації системи опитувань та тестувань	
<b>Гринь С. С., Писовар О. С., Таранчук А. А.</b>	309
Забезпечення прихованості дії та криптографічного захисту аналогових сигналів в хаотичній системі зв'язку	
<b>Данчук С. В., Багрий Р. О.</b>	312
Технологія автоматизованого отримання даних з веб-ресурсів для бізнес-аналітики	
<b>Длугошевич Н. А.</b>	316
Інформаційна технологія фінансового моделювання для розвитку малого підприємництва	
<b>Дрозд А. І., Фіорук Ю. В.</b>	319
Метод розподілу обчислювальних ресурсів для обробки розподілених потоків даних	
<b>Дудар О. В., Михалевський В. П., Суринник Т. К.</b>	321
Інформаційна система для забезпечення підтримки екологічної рівноваги	
<b>Єфімчук А. С., Суринник Т. К., Мазурець О. В., Молчанова М. О.</b>	324
Автоматизований розподіл процесів при управлінні IT-проектами в складних критично-безпечкових умовах	
<b>Житкевич В. В., Медведчук В. Ю.</b>	332
Метод відновлення пошкоджених растрових зображень	
<b>Заровний В. І., Суринник Т. К.</b>	335
Методи шифрованої передачі даних між хмарними підпросторами	
<b>Курьянцев В. В., Фіорук Ю. В.</b>	338
Аналіз та застосування методів оптимізації швидкодії та відмовостійкості програмних продуктів	
<b>Курдубаха А. В., Мазурець О. В., Собко О. В., Молчанова М. О.</b>	340
Інформаційна технологія оцінювання діяльності сімейного лікаря за даними прийомів	
<b>Лаурентій А. А., Петросяк С. С.</b>	349
Метод оцінювання наповненості дистанційних курсів предметів у школі	
<b>Левченко Т. В., Блажук В. Д., Молчанова М. О., Собко О. В.</b>	352
Метод оптимізації транспортних перевезень засобами біологічної метаеволюції	

$$\sum_{h=1}^j (N_{A_h B_h}^i / (n_{A_h B_h}^i)) L_{A_h B_h} \rightarrow \min \quad (1)$$

Тут  $f$  представляє загальну кількість смуг руху, що розташовані вздовж маршруту руху  $T_3$ ;  $L_{A_h B_h}$  – геометрична протяжність ділянки дороги між сусідніми перехрестями, індекс якої  $h$ ;  $n_{A_h B_h}^i$  – число автомобілів, що залишили смугу руху  $i$  ділянки дороги  $A_h B_h$ ;  $N_{A_h B_h}^i$  – число автомобілів, що в'їхали на означену вище смугу руху.

Отже, представлений алгоритм дозволяє прокласти оптимальні по часу маршрути, що приводить до синхронізації потоків  $T_3$  по вулицях великих міст. Як наслідок – спостерігається суттєве зменшення заторів, а час проїзду кожного автомобіля по завданому маршруту суттєво скорочується.

#### Перелік пославь

1. Fahimipour S., Moeinfar R., Hashemi S. M. Traffic prediction using a self-adjusted evolutionary neural network// *J. Mod. Transport.*, 2019, 27, 306–316. DOI: 10.1007/s40534-018-0179-5
2. Emami A., Sarvi M., Bagloee S.A. Using Kalman filter algorithm for short-term traffic flow prediction in a connected vehicle environment// *J. Modern Transport.*, 2019, 27, 222 – 232. DOI: 10.1007/s40534-019-0193-2
3. Pournigra A., Rurija F. Comparing practice-ready forecast models for weekly and monthly fluctuations of average daily traffic and enhancing accuracy by weighing methods// *Journal of Traffic and Transportation Engineering 5 (English Edition)*. 2018, 5(4), 239-253. DOI: S209575641730301X
4. Majidi H., Lu C., Karim H. An integrated approach for dynamic traffic routing and ramp metering using sliding mode control// *J. of Traffic and Transportation Engineering (English Edition)*, 2018, 5(2), 116-128. DOI: S2095756416301726
5. Kidando E., Moses R., Sando T., Ozguven E. E. An application of Bayesian multilevel model to evaluate variations in stochastic and dynamic transition of traffic conditions// *J. Mod. Transport.*, 2019, 27(4), 235–249. DOI:10.1007/s40534-019-00199-2
6. Pidgurska A., Nikoljuk P. Intelligent urban traffic// *CERES*, 2020, 6(1), 49-61.

УДК 004.8

Шамрелюк В. В., Собко О. В., Молчанова М. О., Мазурень О. В.

Хмельницький національний університет

## ІНФОРМАЦІЙНА МОДЕЛЬ ҐЕНЕТИЧНОГО АЛГОРИТМУ НАВЧАННЯ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ

Розглянуто інформаційну модель, яка визначає сукупність параметрів, достатньо для реалізації навчання нейронної мережі методом використання генетичного алгоритму формування ваг синтаксис нейронної мережі. В умовах невизначеності генетичні алгоритми забезпечують високу швидкість для досягнення необхідних результатів налаштування ваг синтаксис нейронної мережі.

*Information model is considered, which determines a set of parameters sufficient for the implementation of regression training by using the genetic algorithm for the formation of weights of the neural network. Under conditions of uncertainty, genetic algorithms provide high chances of achieving the desired results of adjusting the weights of the regression function.*

Розпізнавання є здатністю живих організмів виявляти в потоці інформації, що надходить від органів чуття, певні об'єкти, закономірності та явища. Розпізнавання може здійснюватися на основі зорової, слухової, тактильної інформації. Можливість розпізнавання спирається на складність односторонніх об'єктів. Незважаючи на те, що всі предмети і ситуації унікальні в строгому сенсі, між деякими з них завжди можна знайти подібності з тими чи іншими ознаками. Звідси виникає поняття класифікації – розбиття всієї множини об'єктів на підмножини (класи) елементи яких мають деякі схожі властивості, що відрізняють їх від елементів інших класів. Таким чином, завданням розпізнавання є віднесення розглянутих об'єктів або явищ за їх описом до потрібних класів. Тобто поняття розпізнавання можна розширити, якщо говорити про виявлення об'єктів в потоці не тільки чуттєвої, а й будь-якої іншої інформації. Наприклад, розпізнавання хвороби по її симптомах у хворого чи розпізнавання соціальних явищ по статистичній інформації [1].

Розвиток і поширення комп'ютерної обробки інформації привели до виникнення потреб в технологіях, що дозволяють машинам здійснювати розпізнавання в оброблюваній ній інформації. Розробка методів машинного розпізнавання дозволяє розширити коло виконуваних комп'ютерами завдань та зробити машину переробку інформації більш інтелектуальною. Прикладами сфер застосування розпізнавання можуть служити системи розпізнавання тексту, машинний зір, розпізнавання мови, відбитків пальців тощо. Незважаючи на те, що

деякі з цих задач вирішуються повільною на підсвідомому рівні з великою швидкістю, до теперішнього часу ще не створено комп'ютерних програм, що вирішать ці питання в настільки ж загальному вигляді, отож тема є актуальною та потребує подальшого дослідження. Існуючі системи призначені для роботи лише в спеціальних випадках зі строго обмеженою сферою застосування. Найефективнішими засобами вирішення завдань розпізнавання є нейронні мережі, а одним із прийнятних способів налаштування вагових коефіцієнтів штучних нейронних мереж можна вважати генетичні алгоритми [2]. Це пов'язано з тією обставиною, що на початковій стадії немає ніякої інформації про напрямки руху в плані налаштування ваг матриці. В умовах невизначеності еволюційні методи, в тому числі і генетичні алгоритми, мають найбільш високі шанси для досягнення необхідних результатів. Класичний генетичний алгоритм оперує двійковою системою числення, хоча останнім часом найчастіше зустрічаються роботи, в яких оператори генетичних алгоритмів виконують операції над множинами дійсних чисел [3, 4]. Це дозволяє істотно розширити можливості застосування описуваних алгоритмів.

Через великі розміри нейромереж виникає проблема із часовою затримкою передавання інформації, тому виникає задача збільшення швидкості обробки та процедури навчання, що дозволить наблизити використання нейромереж у системах реального часу [5]. При цьому поведінка навченої нейронної мережі не завжди може бути однозначно передбаченою. Тому у роботі поставлено за мету розробити підхід до зменшення шквлив навчання для конкретизації кінцевого результату. Обмеження накладатиметься лише на взаємозв'язок між елементами мережі та їх взаємодію. Через багатоваріантність та складність зв'язків у нейронних мережах визначення її параметрів потребує невідповідно великий обсяг обчислень. До того ж нейромережа передбачає велику кількість циклічних обчислень, які базуються на попередніх, кожний наступний набір результатів буде еволюційно пов'язаний із попереднім, тому для зменшення шквлив обчислень та збільшення їх швидкості без втрати еволюційних зв'язків доцільно використовувати генетичні алгоритми. Тому на сьогоднішній день, найбільш наблизені до вирішення питання ефективної методики навчання штучних нейронних мереж є методи з використанням генетичних алгоритмів [6].

Проте, класичні генетичні алгоритми не дають можливості скоротити час обробки, а лише задовольняють умову досягнення точності. Це відбувається за рахунок того, що за своїм принципом дії генетичний алгоритм – ймовірнісний процес, який неможливо передбачити з великою точністю. Тому необхідно виконувати його повторення – багаторазове створення нових популяцій, що формують покоління та епохи [7].

Згідно поставленого завдання, областю застосування генетичного алгоритму є навчання нейронної мережі. Зокрема, у розглядається генетичний

алгоритм синтезу всіх ваг синапсів архітектури багатопшарової мережі прямого поширення перцептрон, яка може розрізнятися числом шарів і числом нейронів в шарах. Таким чином, задача навчання нейронної мережі за допомогою генетичного алгоритму розбивається на етап формування архітектури багатопшарового перцептронного прямого поширення, етап первинного формування ваг синапсів архітектури перцептронна та етап формування фінальних значень множини ваг синапсів архітектури багатопшарового перцептронна. При цьому останній етап потребує використовувати генетичні алгоритми.

Розпізнавання образів нейромережею із генетичним алгоритмом навчання згідно поставлених умов дослідження передбачає наявність двох шарів із нейронами у складі архітектури багатопшарової мережі прямого поширення перцептрон. Це визначає наявність двох масивів ваг синапсів, що передують цим шарам із нейронами у складі архітектури нейронної мережі. В той же час, в об'єднаному вигляді ці шари із нейронами у складі архітектури перцептронна є особинами, які використовуються в роботі генетичного алгоритму навчання нейронної мережі, а межа між ними є лінією перерізу хромосоми при схрещуванні.

Таким чином, інформативна модель генетичного алгоритму навчання нейронної мережі перцептрон  $M$  має наступний вигляд:

$$M = \langle N_1, N_2, N_3, K_1, P_1, P_2, P_3, D, K_2, K_3, K_4, E \rangle, \quad (1)$$

де  $N_1$  – кількість синапсів у вихідному шарі нейронів;  $N_2$  – кількість синапсів у схованому шарі нейронів;  $N_3$  – кількість синапсів у вихідному шарі нейронів, які вимагають застосування оператора мутації на кожній із епох;  $M_1$  – кількість синапсів у схованому шарі нейронів, які вимагають застосування оператора мутації на кожній із епох;  $K_1 = \{0; 1\}$  – дозвіл використати оператора схрещування;  $P_1$  – кількість особин робочої вибірки із числа кращих особин стартової вибірки;  $P_2$  – кількість особин робочої вибірки із числа кращих особин попередньої епохи;  $P_3$  – кількість особин робочої вибірки із числа кращих особин поточної епохи;  $D$  – діапазон мутації;  $K_2 = \{0; 1\}$  – дозвіл на одержання нових особин тільки шляхом кросоверу;  $K_3 = \{0; 1\}$  – дозвіл на одержання нових особин тільки шляхом мутації;  $K_4 = \{0; 1\}$  – дозвіл на одержання нових особин тільки шляхом кросоверу й мутації;  $E$  – контрольна кількість епох для завершення роботи алгоритму.

Згідно особливостей використання наведеної моделі генетичного алгоритму навчання нейронної мережі перцептрон, слід враховувати наступні обмеження та властивості параметрів:

- якщо  $M_1 + N_2 = 0$ , то оператор мутації при роботі генетичного алгоритму навчання нейронної мережі перцептрон не використовується;
- якщо  $K_1 = 0$ , то оператор схрещування при роботі генетичного алгоритму навчання нейронної мережі перцептрон не використовується;

- для ефективної роботи алгоритму необхідно включення до числа особин робочої вибірки особин із числа крашків з поточної епохи, тому  $P_3 \geq 1$ ;
- якщо  $M_1 + M_2 = 0$ , то для ефективної роботи оператора мутації при роботі генетичного алгоритму потрібний діапазон мутації  $D > 0$ ;
- якщо  $K_1 = 0$ , то необхідний дозвіл на одержання нових особин тільки шляхом мутації  $K_3 = 1$ ;
- якщо  $M_1 + M_2 = 0$ , то потрібний дозвіл на одержання нових особин тільки шляхом кросоверу  $K_2 = 1$ .

Одержана інформаційна модель визначає сукупність параметрів, достатньо для реалізації навчання перцептрона шляхом використання генетичного алгоритму формування ваг синапсів нейронної мережі.

#### Перелік посилань

1. Кутковецький В. Я. Розпізнавання образів : навчальний посібник / В. Я. Кутковецький. – Миколаїв : Вид-во ЧНУ ім. Петра Могили, 2017. – 420 с
2. Поняття нейромереж і генетичних алгоритмів. URL: [https://it.at.ua/publ/komp\\_juterni\\_tekhnologiji\\_v\\_juridichnij\\_dijalnositi/tema\\_5/5\\_9\\_rozjajnja\\_nejromeretz\\_i\\_genetichnikh\\_algoritmiv/12-1-0-38](https://it.at.ua/publ/komp_juterni_tekhnologiji_v_juridichnij_dijalnositi/tema_5/5_9_rozjajnja_nejromeretz_i_genetichnikh_algoritmiv/12-1-0-38)
3. Молчанова М. О., Мазурець О. В. Сучасний стан та перспективи застосування генетичних алгоритмів. Актуальні проблеми комп'ютерних технологій. Збірник наукових праць за матеріалами п'ятої міжнародної науково-технічної конференції «Актуальні проблеми комп'ютерних технологій 2011» – Хмельницький: ХНУ, 2011. – Т.2 – С.105-110.
4. Генетичні алгоритми. Ключові поняття і методи реалізації. URL: [http://www.znayuua.org/?view=ga\\_general](http://www.znayuua.org/?view=ga_general)
5. Комбіювання генетичних алгоритмів в елементах штучної нейронної мережі. URL: <http://ir.lib.vnu.edu.ua/bitstream/handle/123456789/31558/%D0%A1%D0%A3%D0%9F%D0%A0%D0%98%D0%93%D0%90%D0%9D.pdf>
6. Нейронні мережі і генетичні алгоритми. URL: [https://ir.kneu.edu.ua/bitstream/handle/2010/25547/SIT\\_18\\_75.pdf](https://ir.kneu.edu.ua/bitstream/handle/2010/25547/SIT_18_75.pdf)
7. The use of a genetic algorithm for optimizing the parameters of the neural network in prediction the stress-strain state of a squared plate. URL: <https://ojs.knuu.net.ua/index.php/aqum/article/view/29/63>.

УДК 004.4

Швайко В. К., Авсієвич В. Р.

Хмельницький національний університет

## ІНФОРМАЦІЙНА СИСТЕМА ВІЗУАЛІЗАЦІЇ ПУНКТИВ ПЕРЕРОБКИ ВТОРИННОЇ СІРОВИНИ ДЛЯ ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ КОНЦЕПЦІЇ СТАЛОГО РОЗВИТКУ

Розглянуто прикладні аспекти розробки інформаційної системи візуалізації пунктів переробки вторинної сировини на прикладі міста Хмельницького. Запропонована інформаційна система надає користувачу точку і швидку класифікацію пунктів переробки вторинної сировини відповідно до заданих категорій.

*Applied aspects of development of information system for the visualization of secondary raw materials processing points on the example of Hmelnytskyi city were considered. The proposed information system provides the user with an accurate and fast classification of recycling points according to the specified categories.*

Екологічна тематика сьогодні є важливою та актуальною, оскільки торкається різних аспектів життя суспільства. Крім того проблеми завантаженості сміттєзвалищ та утилізації сміття в Україні набули особливої актуальності за останні десятиріччя. В середині 2000-х років особливого розвитку набула концепція сталого розвитку, суть якої полягає у залученні сучасних потреб людства та інтересів майбутніх поколінь у чистоту довкілля [2].

Сталий розвиток включає економічну, соціальну та екологічну складові, що сприяло виникненню поняття соціально-відповідального бізнесу якого є не лише отримання прибутку а й економія природних ресурсів та збереження довкілля, тому наразі наука також спрямована на розробку новітніх технологій, які задовольняють концепцію сталого розвитку (рисунк 1).



Рисунок 1 – Складові концепції сталого розвитку

## Додаток Г

### Презентаційний матеріал

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА МАГІСТРА

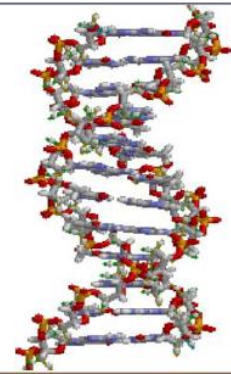
# РОЗПІЗНАВАННЯ ОБРАЗІВ НЕЙРОМЕРЕЖЕЮ ІЗ ГЕНЕТИЧНИМ АЛГОРИТМОМ НАВЧАННЯ

Виконав:

*студент 2 курсу, група КНМ-20-1*  
Шамрелюк В'ячеслав Валерійович

Керівник:

*к.т.н., доцент кафедри КН*  
Мазурець Олександр Вікторович



## Мета роботи

**Мета кваліфікаційної роботи магістра** – створення інформаційної технології для автоматизованого розпізнавання образів нейромережею перцептрон, навчання якої здійснюється за допомогою генетичного алгоритму. Зокрема, при навчанні двохшарової нейромережі перцептрон за допомогою генетичного алгоритму навчання має виконуватись повне поступове налаштування множини ваг синапсів нейромережі, що складається із двох підмножин, які утворюються предсинаптичними зв'язками схованого та вихідного прошарків нейронів мережі.

В якості образів для розпізнавання обрано педагогічні прогнози стосовно змін інтересу учнів до навчання, хоча в цій якості можливе розпізнавання й інших образів відповідної розмірності та класифікаційної роздільності.

## Задачі дослідження

Для досягнення поставленої мети розпізнавання образів нейромережею із генетичним алгоритмом навчання потрібно розв'язати наступні **задачі дослідження**:

- ✓ Провести аналіз існуючих типів нейромереж, зокрема перцептрона, та відомих підходів до автоматизованого навчання двошарової нейромережі.
- ✓ Вдосконалити інформаційну модель алгоритму навчання нейромережі перцептрон з метою забезпечення можливості застосування генетичного алгоритму навчання.
- ✓ Вдосконалити метод опціонального одержання нових індивідів генетичним алгоритмом.
- ✓ Розробити інформаційну технологію автоматизованого навчання нейронної мережі генетичним алгоритмом.
- ✓ Розробити прикладну інформаційну систему для автоматизованого навчання нейронної мережі генетичним алгоритмом.
- ✓ Провести прикладне дослідження ефективності інформаційної технології автоматизованого навчання нейронної мережі генетичним алгоритмом.

## Інформаційна модель генетичного алгоритму навчання нейронної мережі перцептрон

**Інформаційна модель генетичного алгоритму навчання** нейронної мережі перцептрон  $M$  має наступний вигляд:

$$M = \langle N_1, N_2, N_1, N_2, K_1, P_1, P_2, P_3, D, K_2, K_3, K_4, E \rangle,$$

де:  $N_1$  – кількість синапсів у вихідному шарі нейронів;

$N_2$  – кількість синапсів у схованому шарі нейронів;

$N_1$  – кількість синапсів у вихідному шарі нейронів, які вимагають застосування оператора мутації на кожній із епох;

$N_2$  – кількість синапсів у схованому шарі нейронів, які вимагають застосування оператора мутації на кожній з епох;

$K_1 = \{0; 1\}$  – дозвіл використання оператора схрещування;

$P_1$  – кількість особин робочої вибірки із числа кращих особин стартової вибірки;

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

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

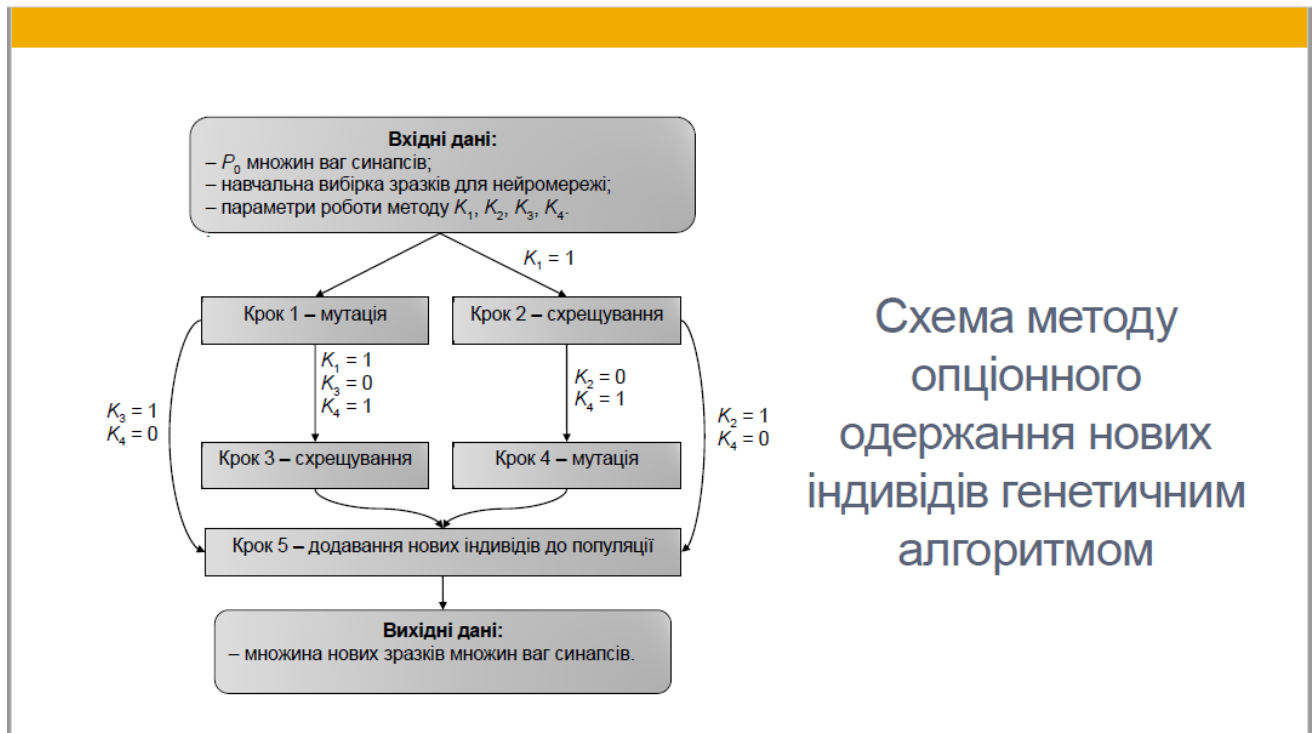
$D$  – діапазон мутації;

$K_2 = \{0; 1\}$  – дозвіл на одержання нових особин тільки шляхом кросоверу;

$K_3 = \{0; 1\}$  – дозвіл на одержання нових особин тільки шляхом мутації;

$K_4 = \{0; 1\}$  – дозвіл на одержання нових особин тільки шляхом кросоверу й мутації;

$E$  – контрольна кількість епох для завершення роботи алгоритму.



## Математична модель обрахунку інтегральної помилки навчання нейромережі

Враховуючи використання сигмоїдальної функції активації, виходи нейромережі можуть приймати значення в діапазоні від 0 до 1. При цьому значення 0 характеризує радикально негативний результат розпізнавання, а значення 1 характеризує результат максимального визнання образу відповідним виходом нейромережі. При цьому обидва граничних значення номінально недосяжні.

Тому при використанні інформаційної технології інтегральна помилка навчання нейромережі  $E$  обраховується в наступний спосіб:

$$E = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m \sigma_{i,j} = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m |O_{i,j} - F_{i,j}|,$$

де:  $n$  – кількість образів  $i$  які розпізнаються нейромережею,

$m$  – кількість нейронів  $j$  у вихідному шарі нейромережі,

$\sigma_{i,j}$  – помилка нейрона  $j$  при розпізнаванні нейромережею образа  $i$ ,

$O_{i,j}$  – ідеальне очікуване значення сигналу нейрона  $j$  при розпізнаванні нейромережею образа  $i$ ,

$F_{i,j}$  – одержане на поточній ітерації значення сигналу нейрона  $j$  при розпізнаванні нейромережею образа  $i$ ,



## Інформаційна система прийняття рішень на базі нейромережі із еволюційним алгоритмом навчання

Система розпізнавання образів нейромережею із генетичним алгоритмом навчання

Параметри роботи генетичного алгоритму    Очікуваний результат розпізнавання    Навчання нейромережі    Деталізація ітерації    Обрахувати результат

Назва параметрів налаштування роботи генетичного алгоритму	Значення	Перелік вхідних параметрів		
N1 (к-сть синапсів у вхідному шарі)	4	№ параметру	Назва параметру	Діапазон значень
N2 (к-сть синапсів у схованому шарі)	3	1	Середня оцінка по поточних	Значення в діапазоні від 0 до 1, де 0 - ст...
N1' (к-сть синапсів N1 для мутації)	1	2	Затримка терміну здані	Значення в діапазоні від 0 до 1, де 0 - зн...
N2' (к-сть синапсів N2 для кросоверу)	1	3	Тенденція до зміни середнього балу	Значення в діапазоні від 0 до 1, де 0 - те...
K1 (дозвіл використання оператора схрещування)	Так	<b>Назва параметру</b> <b>Діапазон значень</b>		
K2 (дозвіл використання оператора кросоверу)	Так	<input type="text"/>		
K3 (дозвіл використання оператора мутації)	Так	<b>Додати вхідний параметр</b> <b>Редагувати обраний вхідний параметр</b>		
K4 (дозвіл використання операторів кросоверу і мутації)	Так	<b>Перелік вихідних параметрів</b>		
P1 (к-сть кращих особин з стартової робочої вибірки)	10	№ параметру	Назва параметру	Тлумачення
P2 (к-сть кращих особин з робочої вибірки попередньої епохи)	10	1	Інтерес до навчання зростатиме	Значення в діапазоні від 0 до 1...
P3 (к-сть кращих особин з робочої вибірки поточної епохи)	10	2	Інтерес до навчання знизувати...	Значення в діапазоні від 0 до 1...
E (контрольна кількість епох)	1000	<b>Назва параметру</b> <b>Тлумачення</b>		
		<input type="text"/>		
<b>Застосувати параметри</b>		<b>Додати вихідний параметр</b> <b>Редагувати обраний вихідний параметр</b>		

**Параметри**      **Вихід**

## Інформаційна система прийняття рішень на базі нейромережі із еволюційним алгоритмом навчання

Система розпізнавання образів нейромережею із генетичним алгоритмом навчання

Параметри роботи генетичного алгоритму | Очікуваний результат розпізнавання | Наманена нейромережа | Деталізація періоду | Обробити результат

**Назва параметрів налаштування роботи генетичного алг. Значення** | **Перелік вихідних параметрів**

N1 (к-сть ознак у вхідному шарі) 4  
 N2 (к-сть ознак у схованому шарі) 3  
 N1 (к-сть ознак N1 для мутації) 1  
 N2 (к-сть ознак N2 для кросоверу) 1  
 K1 (дозвіл використання оператора схрещування) Так  
 K2 (дозвіл використання оператора кросоверу) Так  
 K3 (дозвіл використання оператора мутації) Так  
 K4 (дозвіл використання оператора кросоверу і мутації) Так  
 P1 (к-сть кращих особин в стартовій вибірці) 10  
 P2 (к-сть кращих особин в робочій вибірці попередньої епохи) 10  
 P3 (к-сть кращих особин в робочій вибірці поточної епохи) 10  
 E (контрольна кількість епох) 1000

**Намнанена нейромережею генетичним алгоритмом**

№ епохи	Sum(f)	d1
1	0.51639224	0.207
2	0.40696232	0.116
3	0.40464231	0.114
4	0.40459423	0.114
5	0.40459323	0.114
6	0.40459321	0.114
7	0.40459321	0.114
8	0.40459321	0.114
9	0.40459321	0.114
10	0.40459321	0.114

**Введіть значення вхідних параметрів**

Назва образу: Левчик Тарас  
 Середня оцінка: 0.6  
 Затримка термінів здачі: 0.5  
 Тенденція до зміни середнього балу: 0.5  
 Тенденція до пунктуальності: 0.5

**Прогноз вихідних даних**

Інтерес до навчання зростає/лине: 0.857261377933322  
 Інтерес до навчання спадає/лине: 0.73964804365429

Особа Левчик Тарас швидше за все буде мати схильність до зростання інтересу до навчання Проте, варто зауважити що і є ризик до зміни тенденції

Отримати прогноз

Параметри

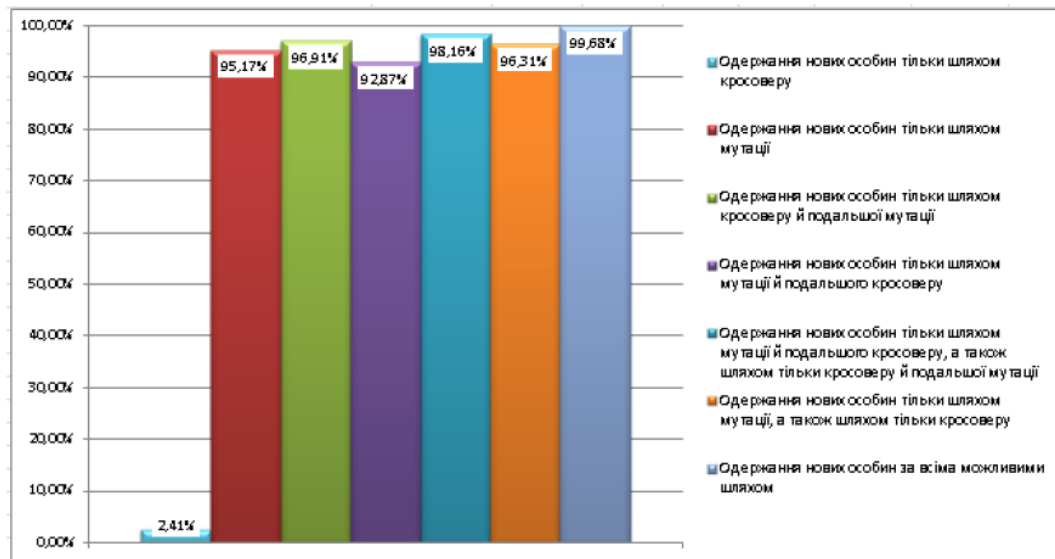
## Дослідження ефективності інформаційної технології

Порівняння запропонованого в межах реалізації інформаційної технології автоматизованого навчання нейронної мережі генетичним алгоритмом методу опціонального одержання нових індивідів генетичним алгоритмом з іншими алгоритмами навчання, такими як алгоритм зворотного поширення помилки, не може дати впевнених результатів, оскільки кожен алгоритм має власні параметри роботи, від зміни яких залежить поведінка алгоритмів навчання.

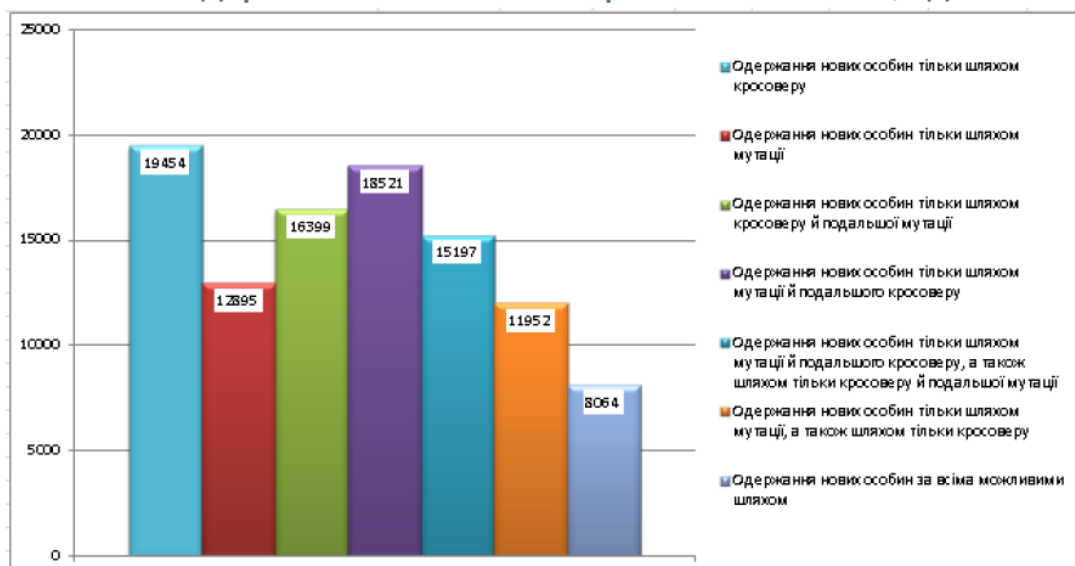
Якщо в алгоритмі зворотного поширення помилки це параметри насиченості сигмоїди та коефіцієнт навчання, то в розробленій інформаційній технології це параметри роботи методу:

- $N_1$  – кількість синапсів у вихідному шарі нейронів, які вимагають застосування оператора мутації на кожній із епох;
- $N_2$  – кількість синапсів у схованому шарі нейронів, які вимагають застосування оператора мутації на кожній з епох;
- $K_1 = \{0; 1\}$  – дозвіл використання оператора схрещування;
- $P_1$  – кількість особин робочої вибірки із числа кращих особин стартової вибірки;
- $P_2$  – кількість особин робочої вибірки із числа кращих особин попередньої епохи;
- $P_3$  – кількість особин робочої вибірки із числа кращих особин поточної епохи;
- $D$  – діапазон мутації;
- $K_2 = \{0; 1\}$  – дозвіл на одержання нових особин тільки шляхом кросоверу;
- $K_3 = \{0; 1\}$  – дозвіл на одержання нових особин тільки шляхом мутації;
- $K_4 = \{0; 1\}$  – дозвіл на одержання нових особин тільки шляхом кросоверу й мутації;
- $E$  – контрольна кількість епох для завершення роботи алгоритму.

### Порівняння кількості випадків успішного завершення навчання нейромережі за одержання нових особин різними шляхами, %



### Порівняння середньої кількості епох генетичного алгоритму навчання за одержання нових особин різними шляхами, од.



## Положення новизни та інновації

- ✓ **Вдосконалено інформаційну модель алгоритму навчання нейромережі перцептрон**, яка відрізняється тим, що містить подання параметрів, достатніх для забезпечення можливості застосування генетичного алгоритму навчання нейронної мережі.
- ✓ **Вдосконалено метод опціонального одержання нових індивідів генетичним алгоритмом**, який відрізняється тим, що дозволяє за наявними в інформаційній моделі параметрами вхідних даних множин ваг синапсів, навчальної вибірки зразків для нейромережі та параметрами роботи методу забезпечити автоматизоване одержання множини нових зразків множин ваг синапсів шляхом застосування операцій мутації та схрещування генетичного алгоритму.
- ✓ **Розроблено нову інформаційну технологію автоматизованого навчання нейронної мережі генетичним алгоритмом**, що дозволяє з використанням створених моделі та методів за вхідними даними у вигляді множин ваг синапсів, навчальної вибірки зразків для нейромережі та параметрами роботи одержувати вихідні дані у вигляді множини ваг синапсів з максимальною оцінкою відповідності вимозі мінімізації сукупної помилки розпізнавання.
- ✓ **Розроблено нову інформаційну систему для автоматизованого навчання нейронної мережі генетичним алгоритмом**, що дозволяє за створеною інформаційною технологією в результаті навчання з застосуванням генетичного алгоритму одержувати множини ваг синапсів з максимальною оцінкою відповідності вимозі мінімізації сукупної помилки розпізнавання й виконувати автоматизоване розпізнавання образів нейромережею перцептрон.

## Загальні висновки

Кваліфікаційна робота магістра розв'язує науково-технічну задачу автоматизованого розпізнавання образів нейромережею перцептрон, навчання якої здійснюється за допомогою генетичного алгоритму, зокрема, при навчанні двошарової нейромережі перцептрон за допомогою генетичного алгоритму навчання виконується повне поступове налаштування множини ваг синапсів нейромережі, що складається із двох підмножин, які утворюються предсинаптичними зв'язками схованого та вихідного прошарків нейронів мережі.

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

1. Проведено аналіз існуючих типів нейромереж, зокрема перцептрона, та відомих підходів до автоматизованого навчання двошарової нейромережі.
2. Вдосконалено інформаційну модель алгоритму навчання нейромережі перцептрон з метою забезпечення можливості застосування генетичного алгоритму навчання.
3. Вдосконалено метод опціонального одержання нових індивідів генетичним алгоритмом.
4. Розроблено інформаційну технологію автоматизованого навчання нейронної мережі генетичним алгоритмом.
5. Розроблено прикладну інформаційну систему для автоматизованого навчання нейронної мережі генетичним алгоритмом.
6. Проведено прикладне дослідження ефективності інформаційної технології автоматизованого навчання нейронної мережі генетичним алгоритмом.

Ім'я користувача:  
Кафедра КН

Дата перевірки:  
05.12.2021 19:43:00 EET

Дата звіту:  
05.12.2021 19:50:39 EET

ID перевірки:  
1009530319

Тип перевірки:  
Doc vs Internet + Library

ID користувача:  
100005671

Назва документа: 2021\_КРМ\_Шамрелюк 20211205 1 АНТИПЛАГІАТ

Кількість сторінок: 76 Кількість слів: 13585 Кількість символів: 106319 Розмір файлу: 4.76 MB ID файлу: 1009540882

Виявлено модифікації тексту (можуть впливати на відсоток схожості)

## 11.9% Схожість

Найбільша схожість: 3.82% з джерелом з Бібліотеки (ID файлу: 1009540885)

5.84% Джерела з Інтернету

66

Сторінка 78

6.42% Джерела з Бібліотеки

78

Сторінка 78

## 2.62% Цитат

Цитати

10

Сторінка 79

Посилання

1

Сторінка 79

## 0% Вилучень

Немає вилучених джерел

## Модифікації

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

Замінені символи

8

Підозріле форматування

19  
сторінок

## Anti-Plagiarism v-15.257

**Максимальное совпадение с одним документом 24.0%**

Словари проверки: en\_US, ru\_RU, ua\_UA. Ошибок в документах: 12%

ID: 98044 Название: Розпізнавання образів нейромережею із генетичним алгоритмом навчання Добавлено в БД: 2021-12-05 Авторы: В.В. Шамрелюк Руководители: О.В. Мазурець Консультанты: Оponentы:	Документ		Суммарное совпадение по Базе Данных	
	Символы	Лексемы	Символы	Лексемы
	95739	639	26824 (28%)	196 (31%)

### Источник плагиата

ID	Описание	Наличие плагиата в документе	
		Символы	Лексемы
95895	Название: ЗВІТ з науково-дослідної практики Добавлено в БД: 2021-09-29 Авторы: Шамрелюк В.В. Руководители: Скрипник Т.К. Консультанты: Оponentы:	22853 (24.0%)	172 (27.0%)

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: Розпізнавання образів нейромережею із генетичним алгоритмом навчання

Автор: Шамрелюк В'ячеслав Валерійович

Спеціальність: 122 – Комп'ютерні науки

Освітня програма: освітньо-професійна

Науковий керівник: к.т.н., доц.каф.КН Мазурець Олександр Вікторович

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.	—

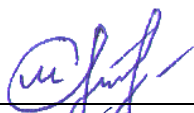
**Підтвердження:**

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

- 1) за програмою Anti-Plagiarism виявлені 24% запозичень вказують на документ автора роботи Шамрелюка В.В. та містять його ж Звіт з науково-дослідної практики.
- 2) За програмою UNICHECK виявлені 11.9%, які є фрагментарними, не більше 3.82% на джерело – містять поширені конструкції, загальновідомі терміни та визначення.

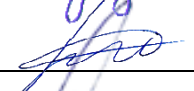
Сумарний обсяг всіх запозичень, визначений системою виявлення збігів/ідентичності/схожості, складає 24% і 11.9% відповідно, що, з урахуванням наведених обґрунтувань, відповідає характеру наукового дослідження і свідчить на користь кваліфікаційної роботи.

Керівник роботи




Олександр Мазурець

Гарант ОП



Руслан Багрій

Завідувач кафедри КН



Олександр Бармак



## ВІДГУК ОПОНЕНТА

### на кваліфікаційну роботу магістра

*гр. КНМ-20-1 Шамрелюка В'ячеслава Валерійовича за темою: Розпізнавання образів нейромережею із генетичним алгоритмом навчання*

#### **1. Актуальність обраної теми**

Розробка методів машинного розпізнавання дозволяє розширити коло виконуваних комп'ютерами завдань та зробити машинну переробку інформації більш інтелектуальною. Прикладами сфер застосування розпізнавання можуть служити системи розпізнавання тексту, машинний зір, розпізнавання мови, відбитків пальців тощо. Ефективними засобами вирішення завдань розпізнавання є нейронні мережі, а одним із прийнятних способів налаштування вагових коефіцієнтів штучних нейронних мереж можна вважати генетичні алгоритми. Це пов'язано з тією обставиною, що на початковій стадії немає ніякої інформації про напрямки руху в плані налаштування ваг матриці. Тому робота, присвячена розпізнаванню образів нейромережею із генетичним алгоритмом навчання, є актуальною та перспективною, що належним чином обґрунтовано у роботі.

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

Обрана тема розпізнавання образів нейромережею із генетичним алгоритмом навчання, 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 повністю розкрито мету дослідження та поставленні в межах теми завдання дослідження.

#### **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 оприлюднені на науково-практичній конференції.

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

Робота містить чотири розділи. У першому розділі виконано аналіз проблеми нейромережевого розпізнавання образів, який виявив актуальність даного напрямку

практичного застосування інформаційних технологій. Другий розділ присвячено розробці компонентів інформаційної технології автоматизованого навчання нейронної мережі генетичним алгоритмом, зокрема методу опціонального одержання нових індивідів генетичним алгоритмом. У третьому розділі виконано розробку власне інформаційної технології автоматизованого навчання нейронної мережі генетичним алгоритмом. У четвертому розділі виконано дослідження ефективності розроблених підходів та автоматизованого розпізнавання образів нейронною мережею.

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

Тема роботи в повній мірі обґрунтована й розкрита, 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**

Суттєві недоліки у роботі відсутні. Втім при дослідженні ефективності розроблених підходів та автоматизованого розпізнавання образів нейронною мережею не надано інтерпретації низькому ефекту від застосування оператора схрещування за одержання нових індивідів генетичним алгоритмом.

#### **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 \_\_\_\_\_



к.т.н., доцент Пивовар Олег Сергійович



**ВІДГУК НАУКОВОГО КЕРІВНИКА  
на кваліфікаційну роботу магістра**

*гр. КНм-20-1 Шамрелюка В'ячеслава Валерійовича за темою: Розпізнавання образів нейромережею із генетичним алгоритмом навчання*

**1. Актуальність теми**

Для вирішення різноманітних завдань розпізнавання та прийняття рішень є нейронні мережі. При використанні відомої нейронної мережі перцептрон на початковій стадії немає ніякої інформації про напрямки руху в плані налаштування ваг синапсів. Існують різні алгоритми та методи навчання нейромереж, а одним з яких є налаштування вагових коефіцієнтів штучних нейронних мереж із використанням генетичних алгоритмів. Відповідно, робота, присвячена розпізнаванню образів нейромережею із генетичним алгоритмом навчання, 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 розпізнавання образів нейромережею перцептрон, навчання якої здійснюється за допомогою генетичного алгоритму, 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 Шамрелюк В'ячеслав Валерійович проявив себе дисциплінованим та кваліфікованим фахівцем, вчасно виконуючи визначені етапи виконання. Як за наукової діяльності, так і при розробці прикладного програмного забезпечення проявив достатні для одержання успішного результату компетентності.

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

Магістрант самостійно й на високому професійному рівні виконував всі поставлені задачі. Одержані положення наукової новизни та інновації, означені в роботі, є результатом його особистої діяльності в указаній в роботі степені. Це дозволило провести як створення нових, так і удосконалення існуючих теоретичних та прикладних засобів, створє використаних у роботі.

**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.

Продемонстровано й обґрунтовано результати, які мають наукове та інноваційне значення. Вдосконалено інформаційну модель алгоритму навчання нейромережі перцептрон, вдосконалено метод опціонального одержання нових індивідів генетичним алгоритмом, розроблено нову інформаційну технологію автоматизованого навчання нейронної мережі генетичним алгоритмом, розроблено нову інформаційну систему для автоматизованого навчання нейронної мережі генетичним алгоритмом. Результати дослідження оприлюднені на науково-практичній конференції.

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

В роботі виявлено високий і достатній 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 межах обраної теми, поставлені завдання, які у роботі виконані, та проведено аналіз результатів прикладного застосування запропонованих методу навчання нейронної мережі генетичним алгоритмом і супутніх засобів.

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

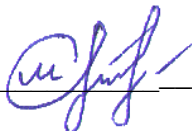
Структура роботи та послідовність викладення логічні та відповідні поставленій меті. Викладення матеріалу грамотне та виявляє високий ступінь відповідності стилю.

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

Проведені дослідження ефективності інформаційної технології в напрямку порівняння кількості випадків успішного завершення навчання нейромережі за одержання нових особин різними шляхами виявило високу ефективність запропонованих рішень. Метод та супутні засоби придатні для навчання нейромережі перцептрон за вирішення будь-яких властивих мережі задач.

#### **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  к.т.н., доц.каф.КН Мазурець Олександр Вікторович