

## КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА МАГІСТРА

на тему Метод стохастичного навчання нейронної мережі з використанням генетичного алгоритму

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

Виконав: студент 2 курсу, група КНм-21-1  
Курс, група виконавця

  
Підпис

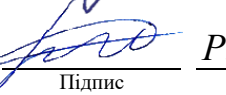
Я.О. Пітик  
Ініціали, прізвище

Керівник: викладач кафедри КН  
Науковий ступінь, посада

  
Підпис

М.О. Молчанова  
Ініціали, прізвище

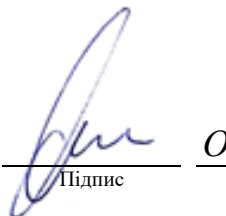
Нормоконтроль: к.т.н., доцент кафедри КН  
Науковий ступінь, посада

  
Підпис

Р.О. Багрій  
Ініціали, прізвище

До захисту допускаю:

Зав. кафедри КН, д.т.н., професор

  
Підпис

О.В. Бармак  
Ініціали, прізвище

10 грудня 2022 р.

ХМЕЛЬНИЦЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ

Факультет інформаційних технологій

Кафедра комп'ютерних наук

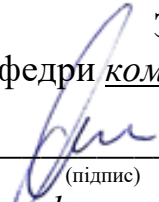
Освітній ступінь магістр

Галузь знань 12 – Інформаційні технології

Спеціальність 122 – Комп'ютерні науки

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри комп'ютерних наук



(підпис)

д.т.н., професор О.В. Бармак

« 01 » вересня 2022 року

**ЗАВДАННЯ  
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ МАГІСТРА**

1. Тема кваліфікаційної роботи магістра: «Метод стохастичного навчання нейронної мережі з використанням генетичного алгоритму»
2. Завдання видано студенту Пітику Ярославу Олександровичу  
(прізвище, ім'я, по батькові)
3. Керівник роботи викладач кафедри КН Молчанова Марина Олексіївна  
(прізвище, ім'я, по батькові)
4. Затверджені наказом університету від « 21 » липня 2022 р. № 83
5. Зміст пояснювальної записки (перелік задач) та вихідні дані:

Мета роботи – створення методу стохастичного навчання нейронної мережі з використанням генетичного алгоритму, що дозволить для визначеного навчального матеріалу в вигляді множини класифікованих зразків образів за вхідними даними у вигляді значень параметрів максимальної та мінімальної зміни ваг синапсів за оператора мутації, обсягу робочої вибірки множин ваг синапсів та кількості ваг синапсів кожної множини що підпадають під дію оператора мутації, одержувати вихідні дані у вигляді множини ваг синапсів, які є результатом навчання та дозволяють коректно розпізнавати зразки образів із навчальної вибірки. Метод слід реалізувати таким чином, щоб для одержання нових зразків множин ваг синапсів застосовувався тільки оператор мутації та використовувалася подвійний контроль завершення процесу навчання нейронної мережі, забезпечуючи завершення процесу навчання як за сталості найкращого зразка множини ваг синапсів у популяції, так і за вичерпанням граничної кількості періодів виконання генетичного алгоритму.

## Реферат

Кваліфікаційна робота магістра розв'язує науково-технічну задачу розробки методу стохастичного навчання нейронної мережі з використанням генетичного алгоритму, особливістю якого є те, що для одержання нових зразків множин ваг синапсів застосовується тільки оператор мутації та використовується подвійний контроль завершення процесу навчання нейронної мережі, забезпечуючи завершення процесу навчання як за сталості найкращого зразка множини ваг синапсів у популяції, так і за вичерпанням граничної кількості періодів виконання генетичного алгоритму.

**Актуальність теми.** На сьогоднішній день ідентифікація за відбитками пальців використовується в багатьох сферах людського життя. А саме, від розблокування телефону за відбитком пальця, і до ідентифікації злочинців у криміналістиці. Справа в тому, що відбиток пальця – це унікальний ідентифікатор людини, що є неповторним. Не усвідомлюючи того, людина протягом свого життя залишає відбитку своїх пальців у багатьох місцях – від транспорту і до робочого місця, або відвідуючи своїх знайомих.

Актуальною є задача розпізнавання відбитків пальців та встановлення особи, що їх залишила. Відбитки пальців можуть бути залишені неякісно, або залишені тільки частково. Тому дослідники шукають методи та алгоритми, які допоможуть стовідсотково знайти відповідність між вхідним відбитком пальців і базою існуючих відбитків людських пальців.

На допомогу у вирішенні цієї задачі приходять нейронні мережі, які найкращим чином можуть вирішувати цю задачу. Однією з найпростіших, проте не менш ефективних нейромереж, яка може вирішувати цю задачу є нейромережа з архітектурою перцептрон. Та і в загальному коло задач, що може вирішити така нейромережа доволі велике.

Для того, щоб нейромережа давала найкращі результати, вона повинна пройти навчання з вчителем або без. Саме тому розробка методу стохастичного

навчання нейронної мережі з використанням генетичного алгоритму що реалізований на прикладі розпізнавання відбитків пальців є актуальною задачею.

**Мета і задачі роботи.** *Метою кваліфікаційної роботи магістра є вирішення задачі стохастичного навчання нейронної мережі з використанням генетичного алгоритму, що дозволить для визначеного навчального матеріалу в вигляді множини класифікованих зразків образів за вхідними даними у вигляді значень параметрів максимальної та мінімальної зміни ваг синапсів за оператора мутації, обсягу робочої вибірки множин ваг синапсів та кількості ваг синапсів кожної множини що підпадають під дію оператора мутації, одержувати вихідні дані у вигляді множини ваг синапсів, які є результатом навчання та дозволяють коректно розпізнавати зразки образів із навчальної вибірки.*

Для досягнення мети слід вирішити наступні завдання:

1. Дослідити сучасний стан підходів до навчання нейронних мереж.
2. Розробити метод стохастичного навчання нейронної мережі з використанням генетичного алгоритму.
3. Створити тестову програмну реалізацію стохастичного навчання нейронної мережі з використанням генетичного алгоритму.
4. Дослідити практичну ефективність застосування методу стохастичного навчання нейронної мережі з використанням генетичного алгоритму.

**Об'єкт дослідження** – процес навчання нейронних мереж.

**Предмет дослідження** – моделі, методи, алгоритми та засоби навчання нейронних мереж.

**Методи дослідження**, що застосовані для вирішення поставлених завдань, наступні: положення методів аналізу даних та теорії множин, методології проектування інформаційних систем, об'єктно-орієнтований підхід.

**Наукова новизна одержаних результатів.** Результати виконання кваліфікаційної роботи магістра містять *інновації та наукову новизну*, зокрема було удосконалено метод стохастичного навчання нейронної мережі перцептрон

з використанням генетичного алгоритму, який дозволяє для визначеного навчального матеріалу в вигляді множини класифікованих зразків образів за вхідними даними у вигляді значень параметрів максимальної та мінімальної зміни ваг синапсів за оператора мутації, обсягу робочої вибірки множин ваг синапсів та кількості ваг синапсів кожної множини що підпадають під дію оператора мутації, одержувати вихідні дані у вигляді множини ваг синапсів, які є результатом навчання та дозволяють коректно розпізнавати зразки образів із навчальної вибірки, й відрізняється від існуючих методів тим, що для одержання нових зразків множин ваг синапсів застосовує тільки оператор мутації та використовує подвійний контроль завершення процесу навчання нейронної мережі, забезпечуючи завершення процесу навчання як за сталості найкращого зразка множини ваг синапсів у популяції, так і за вичерпанням граничної кількості періодів виконання генетичного алгоритму.

**Практичне значення одержаних результатів.** Було створено інформаційну систему стохастичного навчання нейронної мережі з використанням генетичного алгоритму, яка є прикладною програмною реалізацією відповідного методу й призначена для проведення експериментів із метою дослідження ефективності даного методу. Проведені дослідження ефективності запропонованого в роботі методу стохастичного навчання нейронної мережі з використанням генетичного алгоритму виконувалось з використанням розробленої відповідної інформаційної системи. Результати досліджень свідчать, що у середньому для навчання нейронної мережі алгоритмом зворотного поширення похибки було здійснено 27658 ітерацій, у той час як що в середньому для навчання нейронної мережі з використанням розробленого методу похибки було здійснено 135573 ітерацій, тобто розроблений метод вимагає суттєво більшої кількості ітерацій зміни значень множин ваг синапсів нейронної мережі. Але при цьому в середньому для навчання нейронної мережі алгоритмом зворотного поширення похибки було затрачено 318 секунд, у той час як що в середньому для навчання нейронної

мережі з використанням розробленого методу було затрачено 289 секунд, що визначає можливість більш швидкого навчання нейронної мережі при використанні методу стохастичного навчання нейронної мережі з використанням генетичного алгоритму.

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

Одержані наукові і практичні результати кваліфікаційної роботи магістра доповідались в доповіді на тему «Підхід до навчання нейромережі зі стохастичною складовою» на XIV Всеукраїнській науково-практичній конференції «Актуальні проблеми комп'ютерних наук АПКН-2022» (18-19 листопада 2022 року); за темою роботи автором виконано наукову публікацію:

Пітик Я.О., Молчанова М.О., Собко О.В., Мазурець О.В. Підхід до навчання нейромережі зі стохастичною складовою. Збірник наукових праць за матеріалами XIV Всеукраїнської науково-практичної конференції «Актуальні проблеми комп'ютерних наук АПКН-2022». Хмельницький, 2022. с. 240-244.

**Структура і обсяг роботи.** Кваліфікаційна робота магістра складається з наступного: реферату, завдання, змісту, переліку скорочень, вступу, 4 розділів, висновків, переліку посилань з 31-го найменування й 3-х додатків. Загальний обсяг кваліфікаційної роботи магістра становить 99 сторінок, із них 87 сторінок основного тексту й 12 сторінок додатків. В роботі наведено 35 світлин й 15 таблиць.

**Ключові слова:** генетичний алгоритм, нейронна мережа, перцептрон, дактилоскопія, образ, стохастичне навчання нейронної мережі, інформаційна система, інформаційна модель.

## Зміст

Перелік скорочень .....	4
Вступ.....	5
Розділ 1	
Дослідження предметної області розпізнавання образів нейромережевими методами.....	9
1.1 Класифікації нейронних мереж .....	9
1.1.1 Перцептрон та його модифікації .....	11
1.1.2 Згорткові нейронні мережі (CNN).....	12
1.1.3 Рекурентні нейронні мережі (RNN) .....	13
1.2 Алгоритми навчання нейромереж та їх параметри .....	14
1.2.1 Види алгоритмів навчання.....	14
1.2.2 Класичні алгоритми навчання .....	17
1.2.3 Використання генетичних алгоритмів для навчання нейромереж .....	19
1.3 Области застосування нейромереж.....	20
1.4 Оцінка ефективності роботи нейромереж .....	24
1.5 Аналіз предметної області дактилоскопії.....	25
1.6 Постановка задачі.....	30
Висновки до розділу 1 .....	31
Розділ 2	
Компоненти методу стохастичного навчання нейронної мережі з використанням генетичного алгоритму .....	33
2.1 Інформаційна модель стохастичного навчання нейронної мережі із використанням генетичного алгоритму.....	33
2.2 Параметризація налаштувань генетичного алгоритму .....	35
2.3 Кроки методу стохастичного навчання нейронної мережі.....	36
Висновки до розділу 2 .....	39

## Розділ 3

Інформаційна система стохастичного навчання нейронної мережі з використанням генетичного алгоритму .....	41
3.1 Схеми інформаційної системи .....	41
3.2 Формування рекомендованої комбінації засобів розробки інформаційної системи .....	43
3.3 Проектування структури бази даних для інформаційної системи стохастичного навчання нейромережі .....	50
3.4 Дані експериментальних досліджень .....	60
Висновки до розділу 3 .....	62

## Розділ 4

Дослідження ефективності інформаційної системи автоматизованого розпізнавання дактилоскопічних зразків .....	64
4.1 Програмна архітектура інформаційної системи розпізнавання дактилоскопічних зразків .....	64
4.2 Розробка прикладних компонентів інформаційної системи .....	65
4.3 Прикладне тестування інформаційної системи .....	71
4.4 Дослідження ефективності методу стохастичного навчання нейронної мережі з використанням генетичного алгоритму .....	75
Висновки до розділу 4 .....	80
Загальні висновки .....	82
Перелік посилань .....	85

## Додатки

**Перелік скорочень**

<b>Скорочення, термін, позначення</b>	<b>Пояснення</b>
ІС	Інформаційна система
ГА	Генетичний алгоритм
БД	База даних
КН	Комп'ютерні науки
СКБД	Система керування базами даних
SQL	Structured query language
НМ	Нейронна мережа
ШІ	Штучний інтелект

## Вступ

Кваліфікаційна робота магістра розв'язує науково-технічну задачу розробки методу стохастичного навчання нейронної мережі з використанням генетичного алгоритму, особливістю якого є те, що для одержання нових зразків множин ваг синапсів застосовується тільки оператор мутації та використовується подвійний контроль завершення процесу навчання нейронної мережі, забезпечуючи завершення процесу навчання як за сталості найкращого зразка множини ваг синапсів у популяції, так і за вичерпанням граничної кількості періодів виконання генетичного алгоритму.

**Актуальність теми.** На сьогоднішній день ідентифікація за відбитками пальців використовується в багатьох сферах людського життя. А саме, від розблокування телефону за відбитком пальця, і до ідентифікації злочинців у криміналістиці. Справа в тому, що відбиток пальця – це унікальний ідентифікатор людини, що є неповторним. Не усвідомлюючи того, людина протягом свого життя залишає відбитку своїх пальців у багатьох місцях – від транспорту і до робочого місця, або відвідуючи своїх знайомих.

Актуальною є задача розпізнавання відбитків пальців та встановлення особи, що їх залишила. Відбитки пальців можуть бути залишені неякісно, або залишені тільки частково. Тому дослідники шукають методи та алгоритми, які допоможуть стовідсотково знайти відповідність між вхідним відбитком пальців і базою існуючих відбитків людських пальців.

На допомогу у вирішенні цієї задачі приходять нейронні мережі, які найкращим чином можуть вирішувати цю задачу. Однією з найпростіших, проте не менш ефективних нейромереж, яка може вирішувати цю задачу є нейромережа з архітектурою перцептрон. Та і в загальному коло задач, що може вирішити така нейромережа доволі велике.

Для того, щоб нейромережа давала найкращі результати, вона повинна пройти навчання з вчителем або без. Саме тому розробка методу стохастичного

навчання нейронної мережі з використанням генетичного алгоритму що реалізований на прикладі розпізнавання відбитків пальців є актуальною задачею.

**Мета і задачі роботи.** *Метою кваліфікаційної роботи магістра є вирішення задачі стохастичного навчання нейронної мережі з використанням генетичного алгоритму, що дозволить для визначеного навчального матеріалу в вигляді множини класифікованих зразків образів за вхідними даними у вигляді значень параметрів максимальної та мінімальної зміни ваг синапсів за оператора мутації, обсягу робочої вибірки множин ваг синапсів та кількості ваг синапсів кожної множини що підпадають під дію оператора мутації, одержувати вихідні дані у вигляді множини ваг синапсів, які є результатом навчання та дозволяють коректно розпізнавати зразки образів із навчальної вибірки.*

Для досягнення мети слід вирішити наступні завдання:

1. Дослідити сучасний стан підходів до навчання нейронних мереж.
2. Розробити метод стохастичного навчання нейронної мережі з використанням генетичного алгоритму.
3. Створити тестову програмну реалізацію стохастичного навчання нейронної мережі з використанням генетичного алгоритму.
4. Дослідити практичну ефективність застосування методу стохастичного навчання нейронної мережі з використанням генетичного алгоритму.

**Об'єкт дослідження** – процес навчання нейронних мереж.

**Предмет дослідження** – моделі, методи, алгоритми та засоби навчання нейронних мереж.

**Методи дослідження**, що застосовані для вирішення поставлених завдань, наступні: положення методів аналізу даних та теорії множин, методології проектування інформаційних систем, об'єктно-орієнтований підхід.

**Наукова новизна одержаних результатів.** Результати виконання кваліфікаційної роботи магістра містять *інновації та наукову новизну*, зокрема було удосконалено метод стохастичного навчання нейронної мережі перцептрон з використанням генетичного алгоритму, який дозволяє для визначеного

навчального матеріалу в вигляді множини класифікованих зразків образів за вхідними даними у вигляді значень параметрів максимальної та мінімальної зміни ваг синапсів за оператора мутації, обсягу робочої вибірки множин ваг синапсів та кількості ваг синапсів кожної множини що підпадають під дію оператора мутації, одержувати вихідні дані у вигляді множини ваг синапсів, які є результатом навчання та дозволяють коректно розпізнавати зразки образів із навчальної вибірки, й відрізняється від існуючих методів тим, що для одержання нових зразків множин ваг синапсів застосовує тільки оператор мутації та використовує подвійний контроль завершення процесу навчання нейронної мережі, забезпечуючи завершення процесу навчання як за сталості найкращого зразка множини ваг синапсів у популяції, так і за вичерпанням граничної кількості періодів виконання генетичного алгоритму.

**Практичне значення одержаних результатів.** Було створено інформаційну систему стохастичного навчання нейронної мережі з використанням генетичного алгоритму, яка є прикладною програмною реалізацією відповідного методу й призначена для проведення експериментів із метою дослідження ефективності даного методу. Проведені дослідження ефективності запропонованого в роботі методу стохастичного навчання нейронної мережі з використанням генетичного алгоритму виконувалось з використанням розробленої відповідної інформаційної системи. Результати досліджень свідчать, що у середньому для навчання нейронної мережі алгоритмом зворотного поширення похибки було здійснено 27658 ітерацій, у той час як що в середньому для навчання нейронної мережі з використанням розробленого методу похибки було здійснено 135573 ітерацій, тобто розроблений метод вимагає суттєво більшої кількості ітерацій зміни значень множин ваг синапсів нейронної мережі. Але при цьому в середньому для навчання нейронної мережі алгоритмом зворотного поширення похибки було затрачено 318 секунд, у той час як що в середньому для навчання нейронної мережі з використанням розробленого методу було затрачено 289 секунд, що визначає можливість більш швидкого навчання нейронної мережі при

використанні методу стохастичного навчання нейронної мережі з використанням генетичного алгоритму.

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

Одержані наукові і практичні результати кваліфікаційної роботи магістра доповідались в доповіді на тему «Підхід до навчання нейромережі зі стохастичною складовою» на XIV Всеукраїнській науково-практичній конференції «Актуальні проблеми комп'ютерних наук АПКН-2022» (18-19 листопада 2022 року); за темою роботи автором виконано наукову публікацію:

Пітик Я.О., Молчанова М.О., Собко О.В., Мазурець О.В. Підхід до навчання нейромережі зі стохастичною складовою. Збірник наукових праць за матеріалами XIV Всеукраїнської науково-практичної конференції «Актуальні проблеми комп'ютерних наук АПКН-2022». Хмельницький, 2022. с. 240-244.

**Структура і обсяг роботи.** Кваліфікаційна робота магістра складається з наступного: реферату, завдання, змісту, переліку скорочень, вступу, 4 розділів, висновків, переліку посилань з 31-го найменування й 3-х додатків. Загальний обсяг кваліфікаційної роботи магістра становить 99 сторінок, із них 87 сторінок основного тексту й 12 сторінок додатків. В роботі наведено 35 рисунків й 15 таблиць.

## Розділ 1

# Дослідження предметної області розпізнавання образів нейромережевими методами

### 1.1 Класифікації нейронних мереж

Нейронні мережі – це найефективніший спосіб вирішення реальних задач штучного інтелекту. На сучасному етапі це також одна з широко досліджуваних областей в інформатиці, тому практично кожного дня створюються нові модифікації існуючих видів нейромереж, а також шукаються нові варіанти архітектур [1]. Існують сотні нейронних мереж для вирішення задач, характерних для самих різних областей. Тому, відповідно, і нейромережі є досить різноманітними та мають різні типи складності.

Нейронні мережі реалізують глибоке навчання з використанням штучного інтелекту. Штучні нейронні мережі беруть ідеї з біологічних нейронів в організмі людини, які активуються за певних обставин. Це у свою чергу призводить до пов'язаної дії, яку виконує тіло. Штучні нейронні мережі складаються з різних шарів взаємопов'язаних штучних нейронів, що виконують свої дії за допомогою функцій активації, які допомагають увімкнути/вимкнути їх [2]. Як і традиційні машинні алгоритми, тут також є певні показники, які нейронні мережі вивчають на етапі свого навчання.

Тобто, кожен нейрон отримує помножену версію вхідних даних і випадкових ваг, які надалі додаються зі значенням статичного зміщення, що є унікальним для кожного шару нейронів. Потім це передається відповідній функції активації, яка розраховує остаточне значення, яке буде подано нейрону. Є різні функції активації в залежності від типу введених значень. Після розрахунку вихідних даних із кінцевого шару нейронної мережі обчислюється функція втрат і застосовується зворотне розповсюдження, де ваги коригуються, щоб мінімізувати втрати. Знаходження оптимальних значень ваг – це те, на чому базується навчання нейронних мереж [2].

Під вагами розуміють числові значення, які множаться на вхідні дані. У зворотному поширенні вони модифіковані для зменшення значень функції втрат. Отже, ваги можна назвати значеннями, що отримані машиною з нейронних мереж. Вони самоналаштовуються в залежності від різниці між прогнозованими результатами та навчальними входами.

Функція активації є деяка математична формула, яка дає можливість нейрону вмикатися та вимикатися. Вхідний шар представляє розміри вхідного вектора або образу [2].

Прихований шар представляє собою проміжні вузли, які поділяють вхідний простір на області. Він приймає множину зважених вхідних даних і створює деякі вихідні дані за допомогою функції активації. Вихідний рівень представляє вихід нейронної мережі. Загальний вигляд НМ показано на рисунку 1.1.

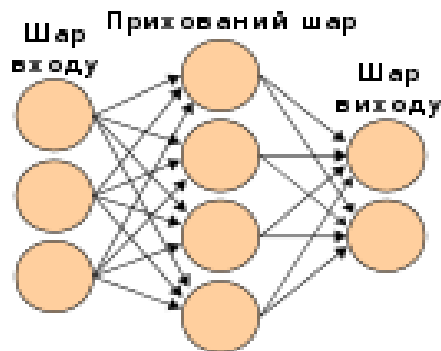


Рисунок 1.1 – Загальний вигляд нейронної мережі [3]

Існує багато видів НМ, які можуть бути на стадії розробки. Їх можна класифікувати залежно від: структури, потоку даних, використовуваних нейронів та їх щільності, шарів та їх глибинних фільтрів активації тощо.

Отже, на сьогоднішній день є великий вибір штучних нейронних мереж, які дозволяють вирішувати різного роду задачі. Варто також зазначити, що кожна з класичних нейронних мереж має варіанти модифікації, які підлаштовані під більш вузькоспеціалізовані задачі.

### 1.1.1 Перцептрон та його модифікації

В загальному модель перцептрона запропонована Френком Розенблатом ще в 1957 році [4].

Проте, модель запропонована Мінським-Пейпертом є однією з найпростіших і найстаріших моделей нейрона. Це найменша одиниця нейронної мережі, що виконує деякі обчислення для виявлення особливостей або бізнес-аналітики у вхідних даних. Вона приймає зважені вхідні дані та застосовує функцію активації, для того, щоб отримати результат як кінцевий результат. Перцептрон також знають як TLU (порогова логічна одиниця). Отже, перцептрон представляє собою алгоритм навчання під наглядом, який класифікує дані за двома категоріями. Тому він вважається двійковим класифікатором. Нейромережа поділяє вхідний простір на дві категорії за допомогою гіперплощини. Перцептрони можуть реалізувати такі логічні функції, як AND, OR або NAND.

Однак, можуть вивчати лише задачі з лінійним відокремленням. Для нелінійних задач, таких як логічна проблема XOR, така модель не валідна [2].

*Багат шаровий перцептрон.* Коло задач, що може вирішити нейромережа з архітектурою багат шарового перцептрону значно більші, ніж у попередньому варіанті одно шарового. До таких задач належать: розпізнавання мови, машинний переклад, комплексна класифікація та ще ряд інших.

Кожен окремих вузол НМ з'єднаний з усіма нейронами на наступному рівні, що робить його повністю пов'язаною нейронною мережею. Присутні вхідні та вихідні шари з декількома прихованими шарами, тобто загалом щонайменше три або більше шарів. НМ має двонаправлене поширення, тобто пряме та зворотне поширення.

Вхідні дані множаться на вагові коефіцієнти та передаються до активаційної функції, а при зворотному русі вони корегуються, щоб зменшити втрати. Отже, ваги представляють значення, одержані машиною з нейронних мереж. Вони самоналаштовуються в залежності від різниці між прогнозованими

результатами та навчальними виходами. Використовуються нелінійні функції активації, а потім функція активації вихідного рівня.

На відміну від одношарового перцептрона, багатошаровий використовується для глибокого навчання. Проте, він доволі повільний при великій кількості прихованих шарів.

Отже, перцептрон використовується для алгоритмів глибокого навчання. Він може складатися як з одного, так і з багатьох шарів. Проте він не є ідеальним варіантом для використання, особливо при великій кількості шарів.

### **1.1.2 Згорткові нейронні мережі (CNN)**

НМ зі згортковою архітектурою (CNN) спроможні вирішувати ряд задач, серед яких: обробка зображень, комп'ютерний зір, розпізнавання мови, машинний переклад тощо.

Конволюційна (згорткова) НМ містить тривимірне розташування нейронів замість класичного двомірного масиву. Перший шар називають згортковим. Кожен нейрон згорткового шару обробляє лише дані з невеликої частини поля зору. Вхідні функції беруться пакетно, що нагадує фільтр. Мережа опрацьовує зображення по частинах і може обчислювати ці операції декілька разів до завершення повної обробки зображення. Обробка передбачає перетворення зображення з шкали RGB або HSI на градацію сірого. Подальші зміни в значенні пікселя допоможуть виявити краї та зображення можна буде класифікувати за різними категоріями.

Розповсюдження є односпрямованим, де CNN містить один або кілька шарів згортки із наступними об'єднаннями, і двонаправлене, де вихід згорткового шару надходить до повністю зв'язаної НМ для класифікації зображень. Фільтри використовуються для виділення деяких частин зображення. Згорткові нейронні мережі показують дуже доволі ефективні результати в розпізнаванні зображень і відеоматеріалів, семантичному розборі та виявленні перефразів. Використовуються для глибокого навчання з невеликою кількістю

параметрів, однак є порівняно складними у проектуванні та обслуговуванні та порівняно повільно навчаються (залежить від кількості прихованих шарів).

Отже, використання згорткових нейронних мереж дозволяє вирішувати великий спектр задач. В своїй більшості – це задачі класифікації, наприклад зображень, розпізнавання природньої мови. Такого типу мережі складаються з декількох шарів, основним з яких є згортковий шар.

### 1.1.3 Рекурентні нейронні мережі (RNN)

НМ такої архітектури використовують для задач обробки тексту, перевірки граматики тощо. Також для перетворення тексту в мовлення, тегування зображень, аналізу настроїв (тональностей) та перекладів.

Розроблена для збереження виходу шару, повторювана НМ повертається на вхід, для допомоги передбачити результат шару. Перший рівень мережі зазвичай є прямою нейронною мережею, за чим слідує повторюваний рівень нейронної мережі, де певна інформація, попереднього кроку, запам'ятовується функцією пам'яті. У такому випадку реалізовано пряме поширення. Якщо прогноз некоректний, для внесення невеликих змін використовується швидкість навчання.

Така архітектура використовується для підвищення ефективності розпізнавання пікселів, проте навчання рекурентних нейронних мереж може бути складним завданням.

Покращення порівняно з RNN: мережі LSTM (мережі довгої короткотривалої пам'яті).

Мережі LSTM є одним із типів RNN, який використовує спеціальні одиниці на додаток до стандартних. Блоки LSTM містять так звану «комірку пам'яті», яка може зберігати інформацію в пам'яті протягом тривалого часу. Набір комірок використовується для контролювання, коли інформація надходить у пам'ять, а також коли вона виводиться, і коли забувається. Існує три типи комірок, а саме: вхідні, вихідні та забуті комірки. Вхідні визначають, скільки

інформації з останнього зразка буде зберігатися в пам'яті; вихідні регулюють кількість даних, що передаються на наступний рівень, а комірки забуття контролюють швидкість розриву збереженої пам'яті. Така архітектура дозволяє вивчати довгострокові залежності.

*Модель послідовності* складається з двох рекурентних нейронних мереж. Тут наявний кодер, який обробляє вхід, а також декодер, який обробляє вихід. Кодер і декодер працюють одночасно, використовуючи або однаковий параметр, або різні. Ця модель, на відміну від реальної моделі RNN, особливо застосовується в тих випадках, коли співпадають довжини вхідних та вихідних даних. Хоча вони мають ті ж переваги та обмеження, що й RNN, такі моделі зазвичай застосовуються в основному в чат-ботах в соціальних мережах, машинних перекладах і системах відповідей на запитання.

Отже, рекурентні мережі знайшли своє застосування у розпізнаванні природньої мови, перевірки граматики, розпізнавання рукописного тексту. Вони також мають ряд модифікацій, як і у випадку з вищезгаданими нейромережами.

## **1.2 Алгоритми навчання нейромереж та їх параметри**

### **1.2.1 Види алгоритмів навчання**

Основною перевагою НМ є здатність до навчання, як це здатні робити люди. Людина навчається через спостереження та повторення, поки деякі завдання не будуть виконануватися добре. З фізіологічної точки зору, процес навчання в людському мозку представляє собою реконфігурацію нейронних сполук між вузлами, які результиуються в нову структуру мислення [5].

Поки сполучна природа НМ поширює процес навчання всією структурою, ця особливість робить цю структуру доволі гнучкою, щоб вивчати широкий спектр знань. На відміну від комп'ютерів, які можуть виконувати тільки ті завдання, на які вони запрограмовані, нейронні мережі можуть покращити та виконувати нові дії згідно з деякими задовільними критеріями.

Іншими словами, НМ не вимагають програмування; вони навчаються програмувати себе.

Існує багато різних алгоритмів навчання, проте вони всі діляться на два великі класи: детерміністські і стохастичні. У першому з них підлаштування ваг являє собою досить жорстку послідовність дій, у другому вона визначається на базі дій, що підкоряються деякому випадковому процесу [6].

Незалежно від класу, алгоритми навчання підкоряються двом принципам: з учителем і без учителя. Якщо проводити аналогію з навчанням людини, то вона також здатна набувати досвіду або маючи наставника, який спрямовує та вказує правильну відповідь, або без нього, орієнтуючись лише на власні спостереження. Різниця між підходами у тому, що для одних «уроків» вчитель обов'язковий, а в інших досить самостійного засвоєння матеріалу.

При таких процесах нейромережі пропонують вибірку навчальних зразків. Дані подають на «вхід» мережі, очікуючи отримати правильний «вихід» (відповідь, яку дасть система розпізнавання після обробки всередині своєї структури). Результат порівнюють із еталонним, або правильною відповіддю. Якщо система розпізнавання видає неправильне рішення, необхідно відкоригувати вагові коефіцієнти зв'язку і запустити процес наново, тим самим домагаючись зменшення відсотка помилкових відповідей.

Навчальні приклади надходять у систему розпізнавання в певній послідовності. Для кожної відповіді відбувається розрахунок помилки та підлаштування вагових коефіцієнтів. Все це відбувається доти, поки неправильні відповіді по всьому обсягу навчального матеріалу не сягнуть значення допустимих показників.

Такий тип навчання має відмінну рису, таку як рівень помилкових відповідей, який з'ясовують шляхом порівняння запланованих показників із реальними. За допомогою багаторазового повторення процесу відбувається виявлення функції витрат, тобто, різниці між очікуваними та отриманими результатами.

Навчання з учителем підходить для вирішення задач, у яких відомий потрібний результат. Наприклад, для класифікації зображень, розпізнавання звуків чи голосу, прогнозування тощо.

*Процес навчання без вчителя.* Він передбачає наявність лише вхідних даних. Алгоритми навчання нейронних мереж без вчителя коригують вагові коефіцієнти таким чином, щоб система розпізнавання могла зі схожих за певним принципом вхідних даних видати результат, що виявляє інші взаємозв'язки та закономірності між цими даними. У процесі навчання відбувається виділення параметрів, притаманних моделей навчального матеріалу, і подальше об'єднання цих моделей угруповання за подібними ознаками.

Вхідні дані, після обробки нейромережею складуться в ту чи іншу відповідь. Однак до навчання не можна передбачити, у якій формі ця відповідь надійде. Отже, безпосередньо сам процес навчання повинен зумовлювати трансформацію результату на зрозумілу форму. Це не є складними. Як правило, можна легко відстежити, який взаємозв'язок задав даним нейромережі в процесі їхньої обробки.

Алгоритми навчання НМ без вчителя використовують дані без класифікації чи міток. Система розпізнавання сама вибудовує логічний ланцюжок і засвоює розуміння цих дій, орієнтуючись лише на вхідні дані. По суті, це повторює людське самонавчання: індивід, роблячи будь-які дії, робить висновки про правильність чи хибність рішення, орієнтуючись на наслідки. Зазвичай навчання без учителя застосовують для кластеризації, мовних моделей, виявлення аномалій, статистичних моделей.

Можна зробити висновок про те, що для того, щоб нейронна мережа працювала відповідним чином, її необхідно навчити. Загалом існує два типи навчання – з учителем та без вчителя. Для різних типів мереж застосовуються різні типи навчання.

### 1.2.2 Класичні алгоритми навчання

*Метод зворотного розповсюдження.* Цей метод також називають Backpropagation. Один із основних способів навчання та містить у своїй основі алгоритм обчислення градієнтного спуску. Іншими словами, рухаючись вздовж градієнта, виконується розрахунок локального максимуму та мінімуму функції.

Значення градієнта матиме векторну величину, яка дасть уявлення про напрям, а також крутість схилу. Пошук значення градієнта здійснюється шляхом обчислення похідної від функції певної точки. Така точка матиме значення ваги, розподілене випадковим чином. У ній слід виконувати розрахунок градієнта та визначити спрямованість руху спуску. Обчислення потрібно проводити послідовно у всіх точках, допоки не буде досягнуто локального мінімуму, що зупиняє подальший спуск.

Щоб пройти цей етап, потрібно задати таке значення для моменту, який надасть можливість пройти ділянку графіка і опинитися далі у потрібній точці. У разі недостатнього значення кроку подолати опуклість не вдасться, а якщо значення буде надто великим, то висока ймовірність пропустити глобальний мінімум.

На загальну швидкість навчання НМ впливає як момент прискорення, так і значення гіперпараметру, що визначається методом підбору.

Найбільш сприятливе поєднання значень неможливо знати заздалегідь. Воно знаходиться в ході кількох навчань та коригування в потрібну сторону.

Сам метод навчання це процес, у якому дані поширюються між нейронами за допомогою синапсів. Передача здійснюється до тих пір, доки дані не досягнуть шару «виходу», трансформувались при цьому у відповідь. Ця операція зветься «передача вперед» або пряме поширення.

Як тільки відповідь отримана, відбувається розрахунок помилки, і відповідно до неї виконується вже зворотна передача. Мета такої дії є приведення синаптичних ваг до оптимальних значень під час зворотного руху від вихідного шару до вхідного.

Для такого алгоритму навчання нейронних мереж необхідно використовувати диференційовні функції активації. Це пов'язано з тим, що поширення у зворотному напрямку визначається різницею поміж відповідями, а також добутком між ним та похідною функцією від вхідного значення.

Для успішного навчання потрібно передати помилку на всі ваги системи розпізнавання. При розрахунку помилки можна розрахувати і дельту на вихідному шарі. Вона буде методично переходити від нейрона до нейрона.

Після чого розраховується градієнт всім вихідним зв'язкам. Після цього, з урахуванням отриманих даних, проводиться оновлення ваги та обчислення величини зміни за допомогою функції. Водночас слід пам'ятати про швидкість навчання та момент.

*Метод пружного розповсюдження.* Цей метод має назву також Resilient propagation (скорочено Rprop). Запропонований у якості альтернативи попередньому способу навчання, який потребує занадто багато часу і стає незручним, якщо результати потрібно отримати в досить короткий термін. Для збільшення швидкості операцій було розроблено багато допоміжних алгоритмів, у тому числі і пружного поширення.

Такий метод вважається головним під час навчання за принципом epoch (один повний прохід датасету через нейронну мережу). Для припасування вагових коефіцієнтів використовує тільки знаки похідних окремого випадку. Тому обов'язково витримувати правило, що дозволяє визначити значення корекції коефіцієнта ваги.

Якщо на даній стадії обчислень похідна змінює свій знак на протилежний, то це говорить про надто велику зміну та про упущення локального мінімуму. Отже, потрібно повернути вагу попереднього значення, а також зменшити величину зміни. Якщо ж знак залишився тим самим, слід підняти величину зміни ваги для максимальної збіжності.

Якщо закріпити ключові показники підлаштування ваги, то можна не налаштувати глобальні параметри що є додатковим плюсом використання

методу. Причому є готові значення таких показників. Їх застосування рекомендовано, але жорстких рамок на вибір значень відсутнє.

Щоб величина ваги не була надмірно великої чи, навпаки, маленької, слід оперувати значенням корекції з встановленими межами. При розрахунку такого значення необхідно дотримуватись правил.

Якщо в певній точці похідна змінює свій знак з «+» на «-», то це говорить про збільшення помилки. Тому вагу потрібно зменшити. У протилежній ситуації навпаки, вагу треба збільшити.

У цьому випадку порядок операцій буде таким:

- визначення значення корекції;
- розрахунок часткових похідних;
- розрахунок нової величини корекції вагових значень;
- коригування ваг.

Якщо умова зупинки алгоритму не виконується, відбувається повернення до розрахунку похідних, і цикл запускається по новому колу.

Завдяки методу пружного поширення збіжність системи розпізнавання досягає в терміни, значно менші, аніж за попереднього алгоритму.

### **1.2.3 Використання генетичних алгоритмів для навчання нейромереж**

Навчання нейронної мережі генетичним алгоритмом (Genetic Algorithm) є досить розповсюдженим підходом до навчання НМ. За своїм принципом алгоритм схожий з еволюційними природними процесами, що базуються на комбінуванні (схрещуванні) результатів [7].

Інакше кажучи, відбувається природний відбір, де нове покоління буде продуктом комбінації результатів із кращими показниками. Якщо результат даного схрещування не підходить по певним критеріям, то відбір відбувається знову, і буде тривати доти, доки продукт не стане ідеальним.

Завершення алгоритму відбувається тоді, коли закінчуються відведені спроби або час на проведення мутації. Однак, результат може бути недосягнутим. Даний метод використовується для покращення показників ваг системи розпізнавання за умови, що структура задана за умовчанням. Ваги при цьому повинні бути зазначені двійковим кодом, а повний набір ваг сформує певний фінальний результат. Розрахунок помилки на виході обумовлює оцінку ефективності.

У разі високих темпів оцифрування суспільства НМ є дуже перспективною областю для подальшого розвитку. Вони здатні навчитися тим процесам, які мозок несвідомо виробляє, тобто не розуміючи самих принципів алгоритму.

Незважаючи на те, що НМ у певній мірі повторюють розум людини, треба розуміти, що це лише штучна подоба, а не повноцінний еквівалент.

Генетичні алгоритми є типом алгоритму навчання, який використовує ідею, що перетин ваг двох кращих нейронних мереж призведе до кращої нейронної мережі [8].

Причина, чому генетичні алгоритми є дуже ефективні, полягає в тому, що немає прямого алгоритму оптимізації, що дозволяє отримати надзвичайно різноманітні результати. Крім того, вони часто пропонують дуже цікаві рішення, які часто дають цінне розуміння проблеми.

Отже, можна зробити висновок, що навчання нейронної мережі за допомогою генетичного алгоритму є вдалим підходом для навчання, адже за своїм принципом алгоритм схожий з еволюційними природними процесами, що ґрунтуються на комбінуванні результатів.

### **1.3 Області застосування нейромереж**

З огляду матеріалу вище, можна помітити досить широкий спектр застосування нейронних мереж для вирішення різного роду задач. Вони досить

широко використовуються для класифікації, прогнозування, виявлення об'єктів, генерації зображень і обробки природної мови [9].

Отже, можна широко класифікувати програми з використанням нейромереж в таких областях:

- зображення;
- сигнали;
- мову.

На сьогодні є багато методів та алгоритмів рішення задачі класифікації зображень, однак усі ці ідеї поступаються у точності результату, простоті і швидкодії штучним НМ [10]. Часто в основі прогресивних глибоких нейронних мереж лежать архітектури мереж згорткового типу, на кшталт когнітрона і неокогнітрона. Їхня ефективність та стрімкий розвиток обумовлено гібридним підходом до архітектурних рішень, а також розвитком методів навчання та додаткових захисних методів від перенавчання.

Однією із задач розпізнавання зображень є ідентифікація за відбитками пальців. Серед багатьох методів та підходів можна виділити декілька, які застосовуються частіше інших [11]:

- метод кореляційного порівняння. Попіксельно порівнюються два зображення для різних зрушень та кутів повороту, на основі одержаного результату виносять рішення про збіг чи не збіг. Проте даний підхід вважається застарілим;

- порівняння за особливими точками. Особливими точки вважають кінцеві точки та точки розгалуження. Такі точки виділяються на обох зображення, та в подальшому методом їх кореляційного порівняння, виносяться рішення про схожість двох відбитків. Оскільки даний алгоритм досить простий, він досі застосовний;

- порівняння за візерунком. В залежності від необхідної точності, зображення відбитка пальця розбивається на певні області. Надалі візерунок у кожній із областей описується хвилею-синусоїдом з параметрами: початковий

зсув фази, довжина хвилі, напрямок поширення. Такий клас алгоритмів не потребує високої роздільної здатності при скануванні;

- зіставлення за шаблоном;
- порівняння на базі графів.

Приклад застосування, що реалізовує задачу розпізнавання відбитків пальців [12]. Застосунок за допомогою різних алгоритмів знаходить особливості людини, наприклад, відбитка та зображення (рисунок 1.2).

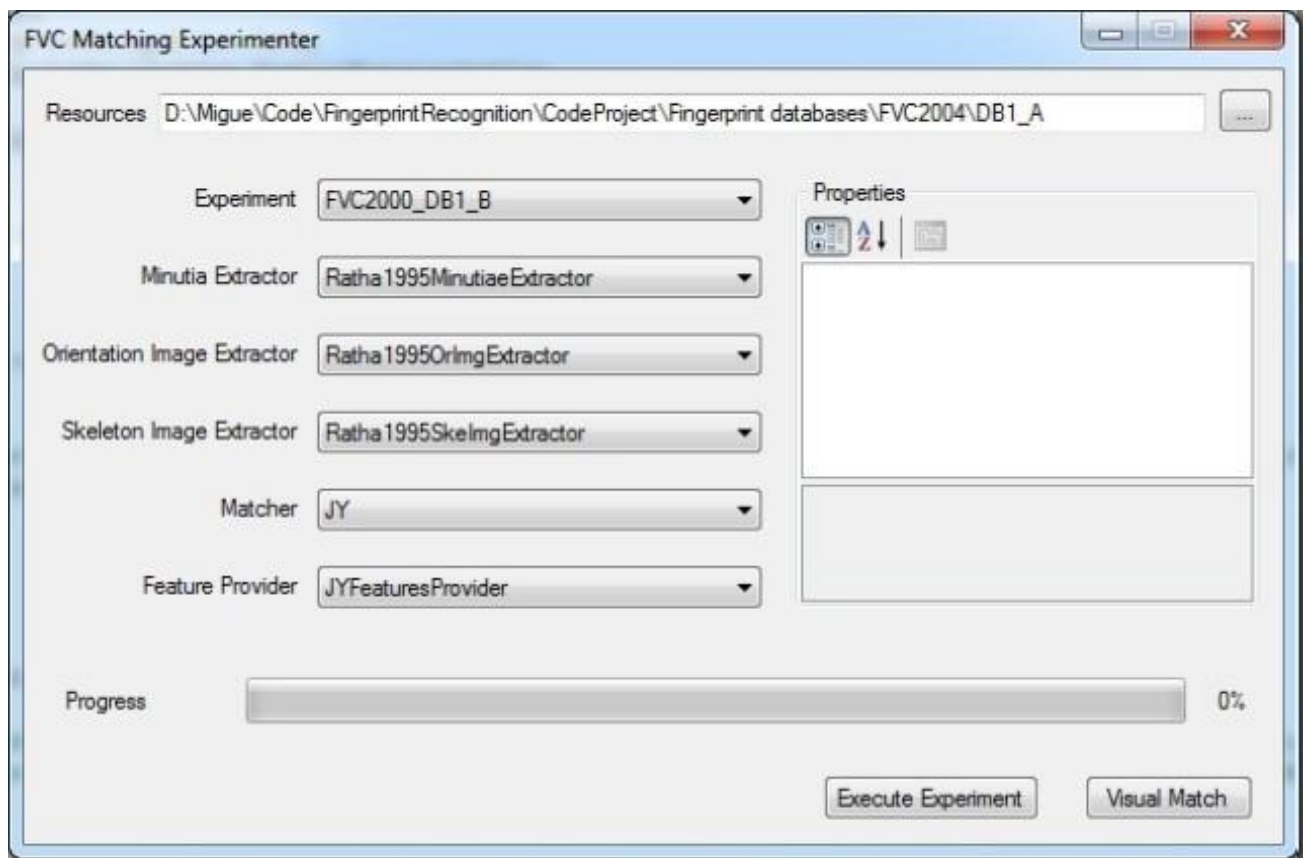


Рисунок 1.2 – Вибір алгоритму

Після вибору алгоритму та інших даних, можна порівняти два відбитки та перевірити на як сильно вони співпадають (рисунок 1.3).



Рисунок 1.3 – Порівняння відбитків

Також у програмі можна вивести на екран відбиток для візуалізації (рисунок 1.4).



Рисунок 1.4 – Вивід відбитка на екран

Отже, тема застосування нейронних мереж є актуальною та потребує подальших досліджень та програмних реалізацій методів та алгоритмів рішення задачі класифікації зображень.

### **1.4 Оцінка ефективності роботи нейромереж**

Роботу класифікатора можна оцінити багатьма методами, проте найпоширенішими є: матриця сплутаності, точність, влучність, повнота [13].

В розпізнаванні образів, інформаційному пошуку та класифікації, влучність (Precision) ще називають прогностичною значущістю позитивного результату. Вона є часткою релевантних зразків серед тих, що були знайдені. Повнота (recall), або чутливість є часткою загального числа позитивних зразків, що було дійсно знайдено. Повнота і влучність ґрунтуються на розумінні та мірі релевантності. Влучність і точністю (accuracy) є різними поняттями. Точність це частка правильно спрогнозованих результатів, як позитивних, так і негативних, а влучність стосується лише позитивних результатів.

Матриця невідповідностей (confusion matrix) ще відома як матриця помилок (error matrix), за якої можна виявити класи, які найтяжче відрізнити один від одного для НМ [14]. Представляє собою таблицю особливого компонування, що дає можливість унаочнювати продуктивність алгоритму, зазвичай керованого навчання. Кожен рядок такої матриці представляє зразки прогнозованого класу, в той час як кожен зі стовпців представляє зразки справжнього класу (або навпаки). Назва матриці походить від того факту, що вона дає можливість просто бачити, чи допускаються системою невідповідності між цими двома класами.

Отож, існує багато методів оцінки ефективності нейромереж, проте найрозповсюдженішими є матриця сплутаності, точність, влучність, повнота. Оцінюючи роботу нейромережі за цими показниками можна визначити наскільки результати роботи нейромережі відповідають очікуваним результатам.

## 1.5 Аналіз предметної області дактилоскопії

Сьогодні ідентифікація особи за відбитками пальців використовується у багатьох сферах нашого життя, фактично кожна людина, що проживає зараз у цивілізованих країнах проходила через процедуру сканування відбитків пальців. Відбиток пальця сканується при прикладанні пальця до датчика ключів автомобіля, персонального комп'ютера або смартфона (рисунок 1.5). При чому процес сканування відбитків дуже швидкий, що здається, ніби він з якихось причин міг не відбутися.



Рисунок 1.5 – Зчитування відбитку пальця для розблокування смартфона [15]

Особливо широко ідентифікація відбитків пальців використовується у криміналістиці, де за відбитками пальців намагаються визначити злочинця. (рисунок 1.6). Дослідженням відбитків пальців людини займається наука дактилоскопія. Коли тільки зароджувалась наука ідентифікації відбитків пальців, то це не відбувалось так швидко, як сьогодні, так як відбитки знімалися зовсім іншим чином.



Рисунок 1.6 – Знімання відбитку шляхом нанесення спеціальної фарби [15]

Завдяки інформаційним технологіям криміналісти мають можливість проводити ідентифікацію дуже швидко [16].

Автоматизована звірка відбитків пальців – це доволі складний процес, заснований на конкретних правилах, алгоритмах, які описані мовою програмування.

Рисунки відбитків пальців зберігаються у колірній гаммі відтінків сірого, з роздільною здатністю не нижче 500 ррі. Зразки відбитків пальців створюються на основі особливостей зображення, включаючи розташування та напрямки кінців хребтів і біфуркацій (рисунок 1.7).



Рисунок 1.7 – Типовий відбиток пальця [16]

Алгоритми порівняння відбитків зрівнюють характеристики оригінального зразка з тими зразками, що містяться в базі даних зібраних зразків. Зображення відбитків пальців зберігаються в спеціальному архіві та використовуються для створення нових зразків відбитків пальців у разі оновлення алгоритмів створення зразків відбитків.

Запис відбитків пальців може містити дані з тільки з одного пальця або з усіх пальців людських рук. Системи, що використовуються в криміналістиці можуть зберігати додаткові дані, наприклад, зображення скручених пальців, долонь. Зазвичай використовують для дослідження відбитки декількох пальців, адже це збільшує шанси на пошук співпадінь та на якісь проведення аналізу. Усі зразки відбитків повинні бути у найкращій якості, для отримання найкращих результатів [17].

Відбиток пальця має свої компоненти, далі буде розглянуто їх. Відбиток пальців має три основні візерунки гребнів: арка, петля та завиток (рисунок 1.8) [18].

Дуга – це візерунок, де гребінь входить в одну сторону пальця, потім піднімається в центрі відбитка, потім він утворює дугу, і закінчується на протилежній стороні пальця.

Петля – візерунок при якому гребінь входить на одну сторону пальця, потім утворює крутий вигин і виходить на тій самій стороні людського пальця, з якої він почав вихід. Це самий поширений малюнок у відбитках пальців.

Завиток – це візерунок, в якому хребти формуються по колу навколо центральної точки відбитку пальця.



Рисунок 1.8 – Складові відбитка пальця [18]

На сучасному етапі розвитку дактилоскопії для зчитування відбитків пальців існує чотири типи пристроїв (рисунок 1.9):

– оптичні зчитувачі – найрозповсюдженіший тип. В основі таких пристроїв є цифрова камера, що отримує зображення відбитка пальця. Ці зчитувачі є низькими за вартістю, порівняно з іншими типами, проте і мають ряд недоліків, як от якісь зображення залежить від стану пальців під час зчитування. Якщо пальці брудні або масні, то відбиток буде низької якості;

– ємнісні зчитувачі зчитують відбиток пальця за допомогою променів світла. Вони дорожчі за ємнісні;

– ультразвукові зчитувачі – найновіший тип зчитувачів відбитків, в їх основі лежить робота високочастотних звукових хвиль. Вони проникають в епідермальний шар шкіри. Перевагою таких зчитувачів є те, що шкіра не повинна бути ідеально чистою і без шрамів, на відміну від інших типів сканерів;

– теплові зчитувачі сприймають працюють за принципом детектування різниці температур на поверхні, що доторкається до сканера. Вони не є надійними, так як їх робота багато залежить від температури навколишнього середовища.



Рисунок 1.9 – Пристрій для зчитування відбитків пальців [19]

Базовим підходом до розпізнавання відбитків є вилучення зайвих деталей, як от пилу, масних плям, пошкоджених часток шкіри, які могли потрапити на зображення відбитків пальців. Далі виконується пошук співпадінь оригінального відбитку пальця з тими зразками, що є у базі даних. Найскладніша проблема у розпізнаванні відбитків є те, що на якість розпізнавання впливає в якому стані перебуває кінчик пальця, який може перебувати в не найкращому стані, наприклад може бути наявний шрам чи рана [20].

Систему, яка займається розпізнаванням відбитків пальців, можна розділити на дві категорії задач: перевірка відбитку та ідентифікація відбитку пальця.

Система, що перевіряє відбиток визначає особу порівнюючи отримані зразки з тими зразками, що є в базі системи для даної особи. Система визначає чи відбиток відповідає заявленій особистості, таким чином відхиляючи або підтверджуючи запит. Система, що ідентифікує відбиток, розпізнає особу, шукаючи порівняння один-до-багатьох, щоб ідентифікувати особу.

Особливо актуальною задачею є розпізнавання відбитків, які є неналежної якості, наприклад палець при знятті відбитку був зморщений, або відбиток був взятий частково. Наприклад, у роботі [21] аналізується якість відбитків, в залежності з якого пальця були зняті відбитки. В залежності від цього автори роблять рекомендації щодо того, які відбитки яких пальців використовувати в навколишніх середовищах, в яких пальці схильні бути вологими (наприклад, басейн, місце поблизу водойм, ванна кімната). Крім того, автори пропонують класифікатор, що може визначити, чи є вхідний зразок відбитку пальців зморщеним.

Отже, в даному підрозділі розглянуто області застосування відбитків пальців. Компоненти відбитків пальців та типи пристроїв за допомогою яких зчитуються відбитки пальців. Розглянуто базовий підхід розпізнавання відбитків пальців.

## 1.6 Постановка задачі

Метою кваліфікаційної роботи магістра є вирішення задачі стохастичного навчання нейронної мережі з використанням генетичного алгоритму, що дозволить для визначеного навчального матеріалу в вигляді множини класифікованих зразків образів за вхідними даними у вигляді значень параметрів максимальної та мінімальної зміни ваг синапсів за оператора мутації, обсягу робочої вибірки множин ваг синапсів та кількості ваг синапсів кожної множини що підпадають під дію оператора мутації, одержувати вихідні дані у вигляді множини ваг синапсів, які є результатом навчання та дозволяють коректно розпізнавати зразки образів із навчальної вибірки.

Для досягнення мети слід вирішити наступні завдання:

1. Дослідити сучасний стан підходів до навчання нейронних мереж.
2. Розробити метод стохастичного навчання нейронної мережі з використанням генетичного алгоритму.
3. Створити тестову програмну реалізацію стохастичного навчання нейронної мережі з використанням генетичного алгоритму.
4. Дослідити практичну ефективність застосування методу стохастичного навчання нейронної мережі з використанням генетичного алгоритму.

Метод стохастичного навчання нейронної мережі з використанням генетичного алгоритму слід реалізувати таким чином, щоб для одержання нових зразків множин ваг синапсів застосовувався тільки оператор мутації та використовувався подвійний контроль завершення процесу навчання нейронної мережі, забезпечуючи завершення процесу навчання як за сталості найкращого зразка множини ваг синапсів у популяції, так і за вичерпанням граничної кількості періодів виконання генетичного алгоритму.

## Висновки до розділу 1

У першому розділі кваліфікаційної роботи магістра було проаналізовано предметну область проведення ідентифікації особи за відбитками пальців. В рамках роботи розглянуто поняття нейронних мереж, види нейронних мереж. Описано найрозповсюдженіші нейронні мережі, як от згорткові нейронні мережі та рекурентні нейромережі.

Розглянуто та проаналізовано нейронну мережу на архітектурі перцептрон, його будову, принцип роботи, а також відомі модифікації даної нейромережі. Розглянуто відмінності в роботі та ефективність одношарового та багатшарового перцептрона.

Проаналізовано алгоритми навчання нейронних мереж, а саме метод зворотного розповсюдження, метод пружного розповсюдження, тощо. Встановлено, що навчання нейронної мережі за допомогою генетичних алгоритмів є доволі розповсюдженим та ефективним.

Проаналізовано області застосування нейронних мереж та визначено, що нейронні мережі активно використовуються в задачах обробки текстової інформації, зображень, розпізнавання образів, як от відбитків пальців.

Проаналізовано та розглянуто існуючі оцінки ефективності роботи нейромереж. Визначено, що найпоширенішими оцінками є матриця сплутаності, точність, влучність, повнота.

Оглянуто області застосування ідентифікації особи за відбитками пальців, а саме – застосування відбитків пальців при встановленні злочинців, ідентифікація особи для доступу до секретної інформації, розблокування різних гаджетів, як от смартфон, ноутбук, тощо. Оглянуто обладнання, за допомогою якого знімаються відбитки пальців та проблеми, які виникають при знятті відбитків.

В результаті, в розділі визначено мету роботи як вирішення задачі стохастичного навчання нейронної мережі з використанням генетичного алгоритму, що дозволить для визначеного навчального матеріалу в вигляді

множини класифікованих зразків образів за вхідними даними у вигляді значень параметрів максимальної та мінімальної зміни ваг синапсів за оператора мутації, обсягу робочої вибірки множин ваг синапсів та кількості ваг синапсів кожної множини що підпадають під дію оператора мутації, одержувати вихідні дані у вигляді множини ваг синапсів, які є результатом навчання та дозволяють коректно розпізнавати зразки образів із навчальної вибірки. При цьому, визначено, що метод навчання нейронної мережі з використанням генетичного алгоритму слід реалізувати таким чином, щоб для одержання нових зразків множин ваг синапсів застосовувався тільки оператор мутації та використовувався подвійний контроль завершення процесу навчання нейронної мережі, забезпечуючи завершення процесу навчання як за сталості найкращого зразка множини ваг синапсів у популяції, так і за вичерпанням граничної кількості періодів виконання генетичного алгоритму.

## Розділ 2

### Компоненти методу стохастичного навчання нейронної мережі з використанням генетичного алгоритму

#### 2.1 Інформаційна модель стохастичного навчання нейронної мережі із використанням генетичного алгоритму

Інформаційна модель стохастичного навчання нейронної мережі із використанням генетичного алгоритму визначає сутності та параметри, що фігурують у процесі стохастичного навчання нейронної мережі із використанням генетичного алгоритму.

Навчання нейронної мережі типу перцептрон виконується для нейронної мережі, що містить вхідний рецепторний шар осередків, схований шар нейронів та вихідний шар нейронів, виходи якого одночасно є виходами нейронної мережі. Відповідно до цього, інформаційна модель стохастичного навчання нейронної мережі із використанням генетичного алгоритму *GenAlg* містить наступні компоненти й параметри:

$$\begin{aligned} GenAlg = & \langle Neuro1, Neuro2, Neuro3, Sin1, Sin2, SinChrom, \\ & SinRand, DifMax, DifMin, EpochFix, EpochMax \rangle, \end{aligned} \quad (2.1)$$

де *Neuro1* – множина входів нейронної мережі; *Neuro2* – множина нейронів у схованому шарі нейронної мережі; *Neuro3* – множина нейронів у вихідному шарі нейронної мережі; *Sin1* – множина ваг синапсів зв'язків між вхідним та схованим шарами нейронної мережі; *Sin2* – множина ваг синапсів зв'язків між схованим та вихідним шарами нейронної мережі; *SinChrom* = *Sin1* ∪ *Sin2* – сукупна множина ваг синапсів яка одночасно визначає розмірність хромосоми ц генетичному алгоритмі; *SinRand* – кількості ваг синапсів кожної множини що підпадають під дію оператора мутації; *DifMax* – значення максимальної зміни ваг синапсів за застосування оператора мутації; *DifMin* – значення мінімальної зміни ваг

синапсів за застосування оператора мутації; *EpochFix* – мінімальна кількість періодів сталості найкращого зразка множини ваг синапсів у популяції для виходу з процесу еволюції; *EpochMax* – гранична кількість періодів виконання генетичного алгоритму.

У подальшому для дослідження процесу навчання нейронної мережі перцептрона з використанням генетичного алгоритму використовуватимуться наступні умови:

- розмірність вхідного образу 120x100 (розмірність вхідного вектора 12000, що є кількістю входів нейронної мережі);
- кількість класів для розпізнавання 10 (кількість виходів нейронної мережі, вихідний вектор);
- кількість нейронів у схованому шарі нейронної мережі 200;
- значення максимальної зміни ваг синапсів за застосування оператора мутації 10;
- значення мінімальної зміни ваг синапсів за застосування оператора мутації 0,1;
- відсоток ваг синапсів кожної множини що підпадають під дію оператора мутації 15%;
- мінімальна кількість періодів сталості найкращого зразка множини ваг синапсів у популяції для виходу з процесу еволюції 5.

Отже, була сформована інформаційна модель стохастичного навчання нейронної мережі із використанням генетичного алгоритму, яка необхідна для забезпечення спроможності застосування стохастичного навчання нейронної мережі на базі генетичного алгоритму й визначає обсяг сутностей та параметрів, що фігурують у процесі стохастичного навчання нейронної мережі із використанням генетичного алгоритму.

## 2.2 Параметризація налаштувань генетичного алгоритму

Метод стохастичного навчання нейронної мережі перцептрон з використанням генетичного алгоритму що для одержання нових зразків множин ваг синапсів застосовує тільки оператор мутації й використовує подвійний контроль завершення процесу навчання нейронної мережі, забезпечуючи завершення процесу навчання як за сталості найкращого зразка множини ваг синапсів в популяції, так і за вичерпанням граничної кількості періодів виконання генетичного алгоритму.

При цьому вхідні дані складають як дані для навчання нейромережі (множина класифікованих зразків образів), так і множина налаштувань генетичного алгоритму (рисунок 2.1).

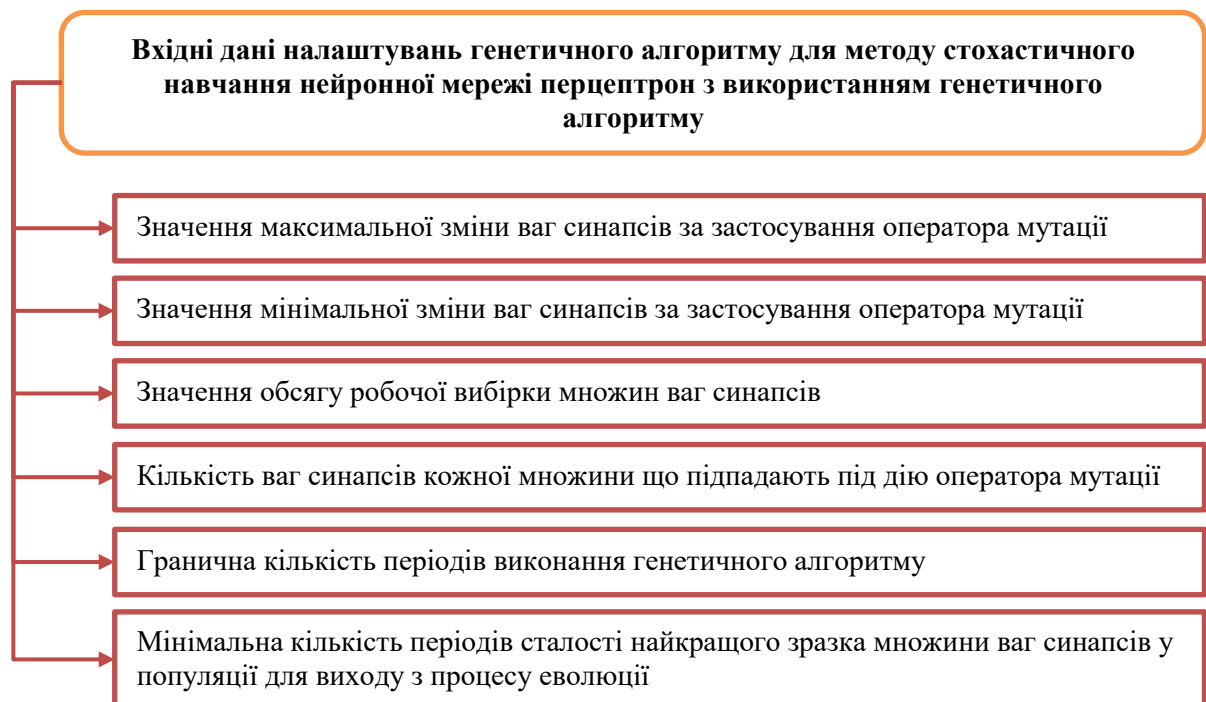


Рисунок 2.1 – Вхідні дані налаштувань генетичного алгоритму

Отже, вхідні дані налаштувань генетичного алгоритму для методу стохастичного навчання нейронної мережі перцептрон з використанням генетичного алгоритму складають значення максимальної зміни ваг синапсів за

застосування оператора мутації, значення мінімальної зміни ваг синапсів за застосування оператора мутації, значення обсягу робочої вибірки множин ваг синапсів, кількість ваг синапсів кожної множини що підпадають під дію оператора мутації, мінімальна кількість періодів сталості найкращого зразка множини ваг синапсів у популяції для виходу з процесу еволюції та гранична кількість періодів виконання генетичного алгоритму.

Таким чином, було визначено вхідні дані налаштувань генетичного алгоритму, необхідні для роботи методу стохастичного навчання нейронної мережі перцептрон.

### **2.3 Кроки методу стохастичного навчання нейронної мережі**

Метод стохастичного навчання нейронної мережі перцептрон з використанням генетичного алгоритму дозволяє для визначеного навчального матеріалу в вигляді множини класифікованих зразків образів за вхідними даними у вигляді значень параметрів максимальної та мінімальної зміни ваг синапсів за оператора мутації, обсягу робочої вибірки множин ваг синапсів та кількості ваг синапсів кожної множини що підпадають під дію оператора мутації, одержувати вихідні дані у вигляді множини ваг синапсів, які є результатом навчання та дозволяють коректно розпізнавати зразки образів із навчальної вибірки, й відрізняється від існуючих методів тим, що для одержання нових зразків множин ваг синапсів застосовує тільки оператор мутації та використовує подвійний контроль завершення процесу навчання нейронної мережі, забезпечуючи завершення процесу навчання як за сталості найкращого зразка множини ваг синапсів у популяції, так і за вичерпанням граничної кількості періодів виконання генетичного алгоритму.

Схему кроків методу стохастичного навчання нейронної мережі перцептрон з використанням генетичного алгоритму наведено на рисунку 2.2. Вхідні дані метода складають дані для навчання нейромережі, зокрема множина

класифікованих зразків образів, та множина налаштувань генетичного алгоритму, розглянута в п.2.2.

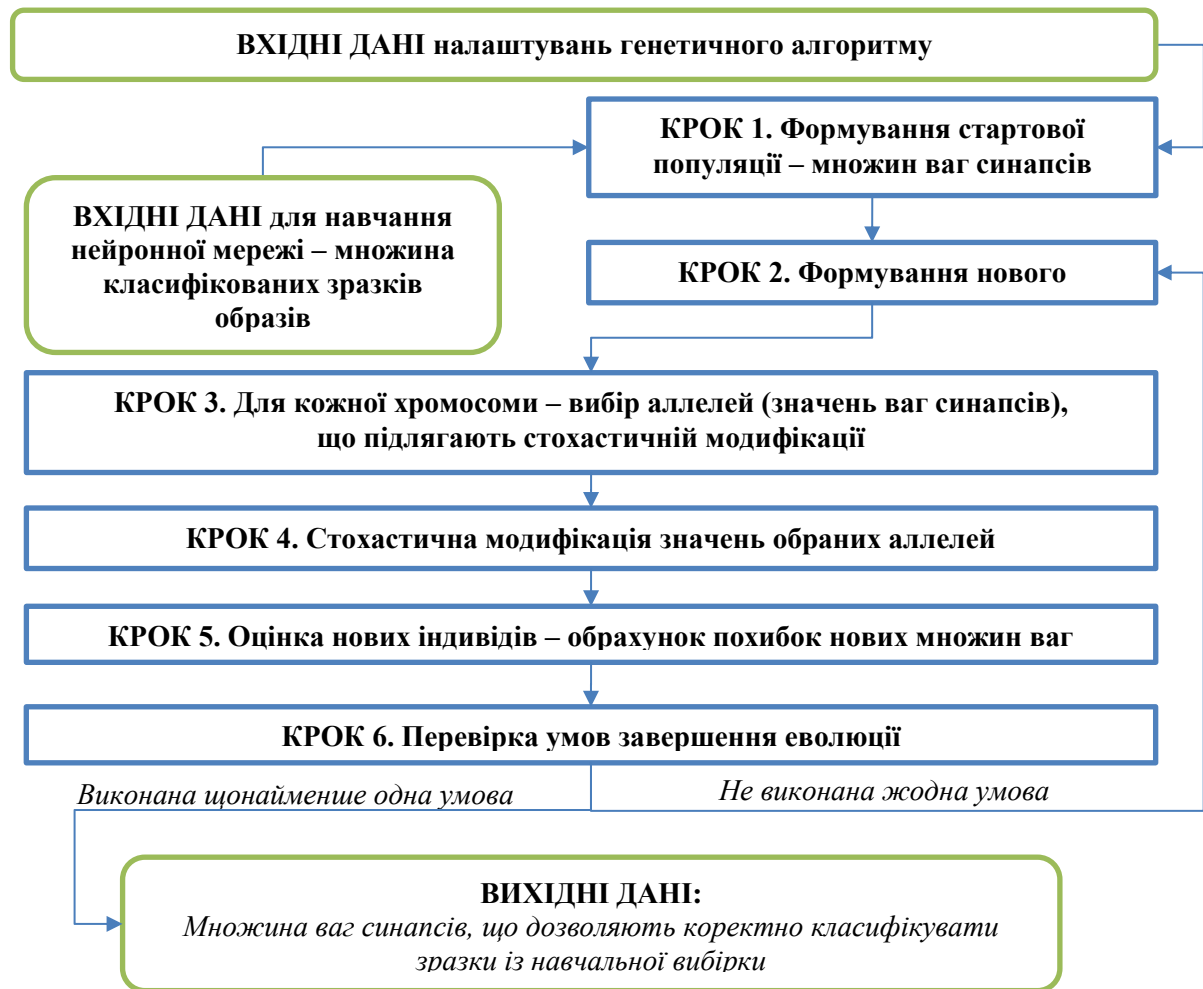


Рисунок 2.2 – Схема методу стохастичного навчання нейронної мережі перцептрон з використанням генетичного алгоритму

Спершу на Кроці 1 методу стохастичного навчання нейронної мережі перцептрон з використанням генетичного алгоритму проводиться формування стартової популяції у вигляді множини ваг синапсів.

На Кроці 2 відбувається формування нового покоління множин ваг синапсів, що необхідні для коректного класифікування зразків із навчальної вибірки. Даний крок відповідає як за стартову ініціацію потрібної кількості індивідів шляхом створення клонів сформованих на Кроці 1 методу зразків

індивідів, так і за формування нового покоління на початку кожного повторення роботи генетичного алгоритму.

На Кроці 3 методу стохастичного навчання нейронної мережі перцептрон з використанням генетичного алгоритму для кожної хромосоми проводиться вибір аллелей (значень ваг синапсів), що підлягають стохастичній модифікації.

Після цього виконується власне стохастична модифікація значень обраних аллелей на Кроці 4. На рисунку 2.3 наведено послідовність підкроків цього кроку.



Рисунок 2.3 – Послідовність дій для стохастичної модифікації значень аллелей у методі стохастичного навчання нейронної мережі

Крок 5 відповідає за оцінку нових індивідів шляхом обрахунку похибок нових множин ваг синапсів: чим менша похибка нової множини ваг синапсів, тим більш висока оцінка нового індивіда одержується.

Крок 6 полягає у перевірці умов завершення еволюції. Передбачено дві умови виходу із циклу: або накопичується мінімальна кількість періодів сталості

найкращого зразка множини ваг синапсів у популяції для виходу з процесу еволюції, або накопичується гранична кількість періодів виконання генетичного алгоритму.

Якщо не виконана жодна умова, то виконується перехід на Крок 2 для формування нового покоління множин ваг синапсів. Якщо ж виконана щонайменше одна умова завершення еволюції (накопичена мінімальна кількість періодів сталості найкращого зразка множини ваг синапсів у популяції або гранична кількість періодів виконання генетичного алгоритму), то відбувається формування вихідних даних.

Вихідними даними методу є множина ваг синапсів, що дозволяють коректно класифікувати зразки із навчальної вибірки, тобто їх використання забезпечує мінімальну похибку при класифікації зразків.

Таким чином, було удосконалено метод стохастичного навчання нейронної мережі перцептрон з використанням генетичного алгоритму, який відрізняється від існуючих методів тим, що для одержання нових зразків множин ваг синапсів застосовує тільки оператор мутації та використовує подвійний контроль завершення процесу навчання нейронної мережі, забезпечуючи завершення процесу навчання як за сталості найкращого зразка множини ваг синапсів у популяції, так і за вичерпанням граничної кількості періодів виконання генетичного алгоритму.

## **Висновки до розділу 2**

У розділі запропонована інформаційна модель стохастичного навчання нейронної мережі із використанням генетичного алгоритму, яка необхідна для забезпечення спроможності застосування стохастичного навчання нейронної мережі на базі генетичного алгоритму й визначає обсяг сутностей та параметрів, що фігурують у процесі стохастичного навчання нейронної мережі із використанням генетичного алгоритму.

Також в розділі було описано метод стохастичного навчання нейронної мережі перцептрон з використанням генетичного алгоритму, який дозволяє для визначеного навчального матеріалу в вигляді множини класифікованих зразків образів за вхідними даними у вигляді значень параметрів максимальної та мінімальної зміни ваг синапсів за оператора мутації, обсягу робочої вибірки множин ваг синапсів та кількості ваг синапсів кожної множини що підпадають під дію оператора мутації, одержувати вихідні дані у вигляді множини ваг синапсів, які є результатом навчання та дозволяють коректно розпізнавати зразки образів із навчальної вибірки. Даний метод відрізняється від існуючих методів тим, що для одержання нових зразків множин ваг синапсів застосовує тільки оператор мутації та використовує подвійний контроль завершення процесу навчання нейронної мережі, забезпечуючи завершення процесу навчання як за сталості найкращого зразка множини ваг синапсів у популяції, так і за вичерпанням граничної кількості періодів виконання генетичного алгоритму.

Окремо докладно розглянуто параметризацію налаштувань генетичного алгоритму як складову вхідних даних методу стохастичного навчання нейронної мережі перцептрон з використанням генетичного алгоритму, а також послідовність дій для стохастичної модифікації значень аллелей у розробленому методі.

## Розділ 3

### Інформаційна система стохастичного навчання нейронної мережі з використанням генетичного алгоритму

#### 3.1 Схеми інформаційної системи

Інформаційна система стохастичного навчання нейронної мережі з використанням генетичного алгоритму є прикладною програмною реалізацією відповідного удосконаленого методу стохастичного навчання нейронної мережі з використанням генетичного алгоритму й призначена для проведення експериментів із метою дослідження ефективності даного методу.

Розроблювана інформаційна система складається з 4-х підсистем: підсистеми роботи з базою відбитків, підсистеми налаштувань роботи генетичного алгоритму, підсистеми розпізнавання відбитків пальців, підсистеми навчання нейронної мережі та сховища даних і зображена на рисунку 3.1.

Підсистеми роботи з базою відбитків призначена для взаємодії користувача з графічними дактилоскопічними зразками. З бази даних завантажується перелік піддослідних осіб, відповідно до кожної особи з бази обираються закріплені їм дактилоскопічні зразки. Також є можливість замінити обрані зразки на інші та отримати деталізовану інформацію про кожне зображення (дата створення, назва, шлях до фото).

Підсистеми налаштувань роботи генетичного алгоритму дозволяє проводити налаштування генетичного алгоритму, або обирати раніше збережені налаштування з бази даних. Серед налаштувань є такі:

- значення максимальної зміни ваг синапсів за застосування оператора мутації;
- значення мінімальної зміни ваг синапсів за застосування оператора мутації;
- значення обсягу робочої вибірки множин ваг синапсів;
- кількості ваг синапсів кожної множини що підпадають під дію оператора мутації;

– мінімальна кількість періодів сталості найкращого зразка множини ваг синапсів у популяції для виходу з процесу еволюції;

– гранична кількість періодів виконання генетичного алгоритму.

Також є можливість змінювати користувачу існуючі комбінації у базі даних.

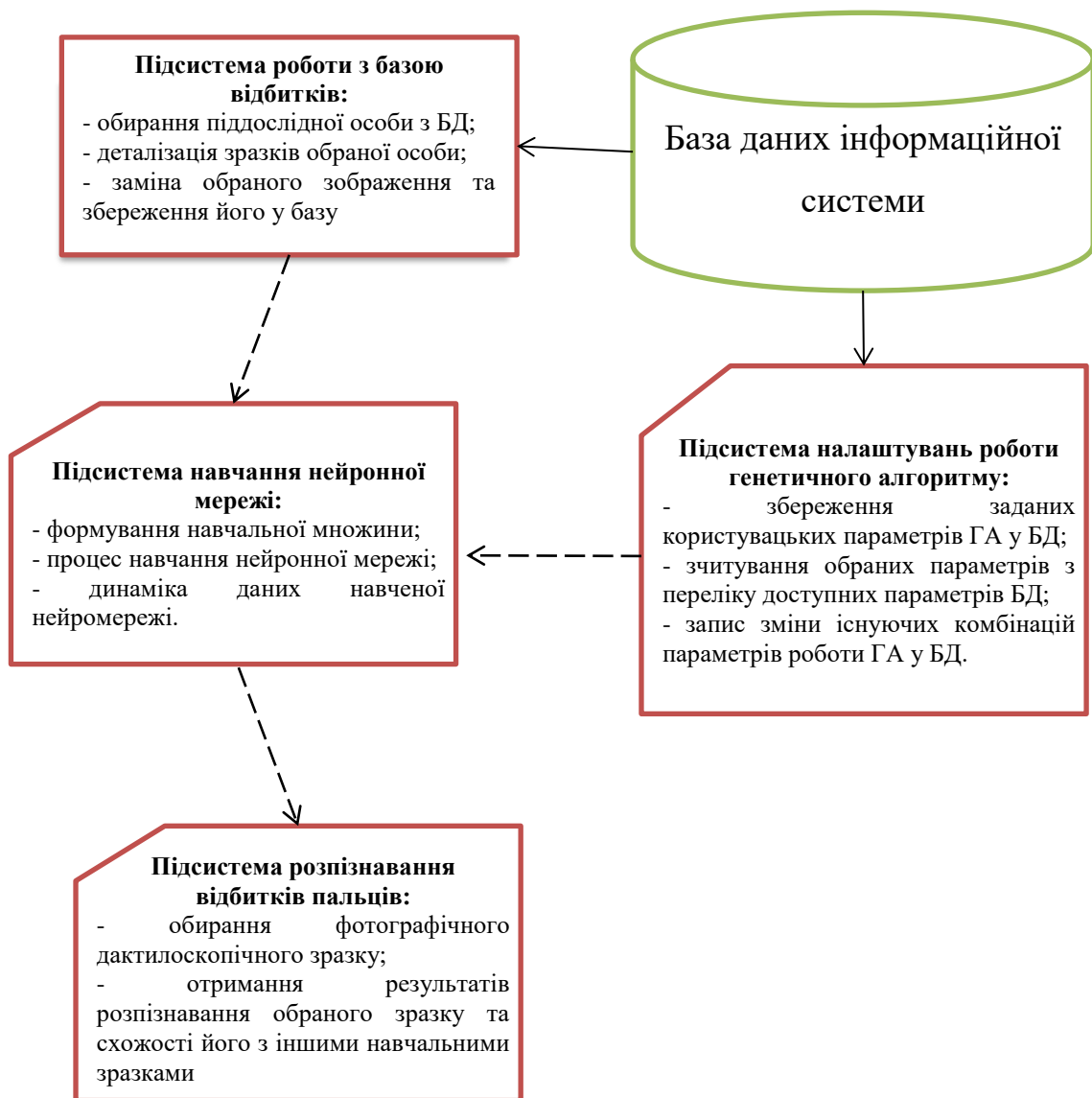


Рисунок 3.1 – Складові інформаційної системи

Підсистема навчання нейронної мережі відповідає за процес налаштування ваг для подальшого розпізнавання дактилоскопічних зразків. Також у рамках підсистеми відбувається виведення параметрів статистики навчання користувачу.

Підсистема розпізнавання відбитків пальців відповідає за коректну ідентифікацію тестових дактилоскопічних зразків за обраним фото. Також відповідає за виведення результату схожості даного зразку з іншими навченими дактилоскопічними зображеннями.

Відповідно, сховище даних відповідає за збереження інформації для підсистем інформаційної системи стохастичного навчання нейромережі з використанням генетичного алгоритму.

Таким чином, було створено архітектуру інформаційної системи стохастичного навчання нейромережі з використанням генетичного алгоритму, відповідно до якої інформаційна система складається з підсистеми роботи з базою відбитків, підсистеми налаштувань роботи генетичного алгоритму, підсистеми розпізнавання відбитків пальців, підсистеми навчання нейронної мережі та сховища даних. Розроблена інформаційна система є прикладною програмною реалізацією відповідного методу стохастичного навчання нейронної мережі з використанням генетичного алгоритму й призначена для проведення експериментів із метою дослідження ефективності даного методу.

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

Розвиток інформаційних технологій у 21 столітті дозволяє розробникам використовувати різноманітні інструменти для створення програмного забезпечення. Інструменти програмування дозволяють проєктувати, створювати, тестувати та впроваджувати у роботи програмні застосунки. Великий вибір таких інструментів дозволяє розроблювати різноманітне програмне забезпечення, що породжує здорову конкуренцію між фірмами, що займаються розробкою ПЗ.

На теперішній час найрозповсюдженішими типами програмних застосунків є:

- віконний застосунок для настільних комп'ютерів;

– веб-застосунок з можливістю адаптації для настільних та мобільних пристроїв;

– мобільний застосунок для мобільних пристроїв (телефони, планшети).

Приклад настільного застосунку зображено на рисунку 3.2

The screenshot shows a Microsoft Excel spreadsheet with the following data:

IC Code	Filename	Render Type ID	Width	Height	Nbr Colors (1,2,4)	Resolution (dpi)	Color Space (rgb, cmYk)	Run Length	Vid FPS	Vid Codec ID	Aud Samp Rate	Aud Res	Image Map Euid s	Create System Rendition	Create Online Thumb	Vid Loop	Asset ID	Asset Rend ID	File ID
sun000017	sun000017v4.flv	69	853	480	4	4		15	30		22	16					138945	646682	
sun000019	sun000019v4.flv	69	853	480	4	1		10	30		22	16					138947	646683	
sun000020	sun000020v4.flv	69	853	480	1	1		14	30		22	16					138948	646684	
sun000021	sun000021v4.flv	69	853	480	4	1		9	30		22	16					138949	646685	
sun000022	sun000022v4.flv	47	426	240	4	1		17	30		22	16					138941	646678	
sun000023	sun000023v4.flv	69	853	480	4	1		81	30		22	16					138943	646686	
sun000024	sun000024v1.flv	69	853	480	1	1		11	30		22	16					138943	646687	
sun000025	sun000025v4.flv	69	853	480	1	1		17	30		22	16					138944	646688	
<END>																			

Рисунок 3.2 – Приклад настільного застосунку Microsoft Excel

Для розробки методу стохастичного навчання нейронної мережі з використанням генетичного алгоритму прийнято рішення використати настільний тип застосунку, адже він має ряд переваг [22]:

– настільний застосунок має більшу швидкість роботи, порівняно з іншими типами застосунків. Це пов'язано з тим, що настільний застосунок отримує прямий доступ до всіх основних функцій та ресурсів настільного комп'ютера. Для програмних застосунків, які виконують потужні обчислення це доволі важливо;

– настільні застосунки є надійніші, ніж інші, адже вони працюватимуть однаково добре на різних комп'ютерах;

– настільні застосунки мають кращий та ширший інтерфейс користувача. Інтерфейс користувача буде виглядати однаково на різних комп'ютерах;

– доступність є також головною перевагою даного типу застосунків, адже їхня робота в більшості не залежить від наявності мережі;

– настільні застосунки мають вищий рівень безпеки, адже всі необхідні для роботи дані зберігаються локально на комп'ютері користувача.

Отже, зважаючи на всі ці переваги, в якості обрано настільний тип застосунку для реалізації методу стохастичного навчання нейронної мережі з використанням генетичного алгоритму прийнято рішення.

Завдяки різним програмним платформам розробники отримують великий вибір інструментів для розробки програмного забезпечення. Зважаючи на те, що на сьогоднішній день, згідно [23] найбільшу частку серед існуючих операційних систем займає Windows (рисунок 3.3), то для розробки програмного застосунку обрано платформу .NET, яка створена саме для допомоги розробникам у створення застосунків для даної операційної системи.

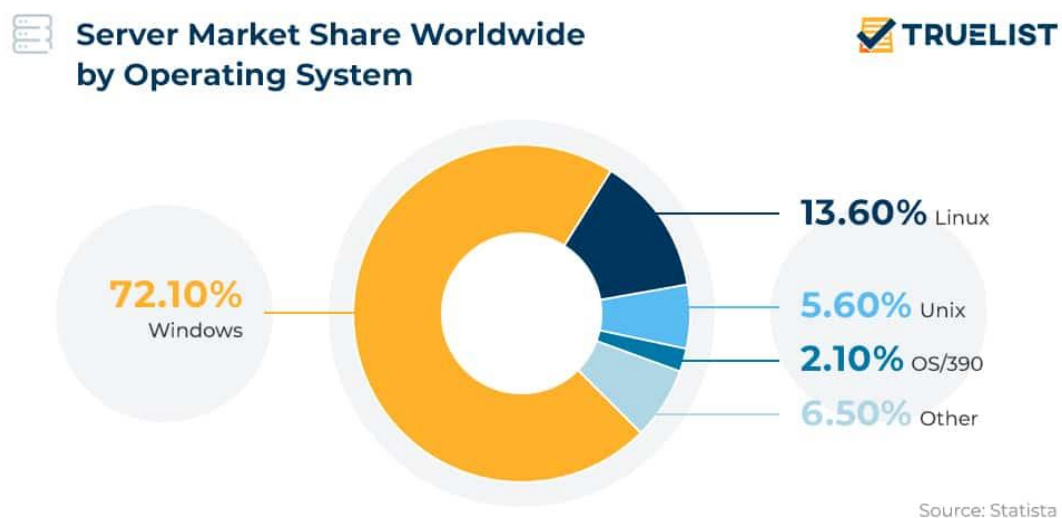


Рисунок 3.3 – Частка операційних систем серед користувачів [23]

.NET Framework – це платформа для розробників програмного забезпечення з відкритим вихідним кодом, цю платформу можна використовувати для широкого спектру задач, вона є безкоштовна і кожен бажаючий може завантажити її, щоб створювати програмні застосунки. Ця платформа підтримує декілька мов програмування, а також містить багато

безкоштовних бібліотек для створення різного роду застосунків, як от настільних, веб та мобільних застосунків [24].

.NET Framework було створено компанією Microsoft для надання різноманітних переваг для розробки програмних застосунків. Далі перелічено деякі переваги цієї платформи [24]:

- дозволяє створювати програмні застосунки за допомогою різноманітних сумісних мов, наприклад C#, F# і VB.Net, тощо;
- гарантія, що старші версії платформи ідеально працюватимуть з пізнішими версіями програмних застосунків;
- починаючи з 2002 року за допомогою .NET створювались тисячі програмних застосунків, і не зважаючи на постійні оновлення ця платформа зберігає свою надійність;
- програмні застосунки, розроблені за допомогою даної платформи, працюють на будь-якій версії ОС Windows. Також є можливість створювати та запускати застосунки створені за допомогою .NET на інших ОС;
- платформа має відкритий код, розробники з відомих компаній мають можливість оновлювати та доповнювати його – це покращує її структуру.

Як згадувалось вище, платформа .NET підтримує декілька мов програмування, проте прийнято рішення використовувати саме мову програмування C#, адже вона була розроблена спеціально для роботи з цією платформою, а також вона входить в п'ятірку найпопулярніших мов програмування згідно рейтингу ТІОВЕ (рисунок 3.4).

Dec 2022	Dec 2021	Change	Programming Language	Ratings	Change
1	1		 Python	16.66%	+3.76%
2	2		 C	16.56%	+4.77%
3	4	▲	 C++	11.94%	+4.21%
4	3	▼	 Java	11.82%	+1.70%
5	5		 C#	4.92%	-1.48%

Рисунок 3.4 – Рейтинг мов програмування ТІОВЕ

C# – це легка для розуміння мова високого рівня, що найкраще підходить для програмування на платформі .NET. Код написаний на цій мові програмування є зрозумілим та читабельним навіть для новачків. Ця мова програмування є статистично типізованою, тому ще до запуску програми під час написання коду програміст може виявити помилки та запобігти порушенню цілісності даних.

Головною перевагою C# є економія часу програміста, адже при відлагоджуванні програми програміст може виправити очевидні помилки, які можуть виникнути під час виконання програми.

Також існує велика кількість спільнот, що присвячені програмуванню цією мовою, а це означає що програміст може звернутись за допомогою у такі спільноти і більш досвідчені програмісти допоможуть вирішити проблеми, які виникають [25].

Для зручності створення програмного застосунку використовуються спеціальні інтегровані середовища для розробки.

Інтегроване середовище розробки – це програмне забезпечення для створення програмних застосунків, воно об'єднує наявні інструменти розробника в один інтерфейс користувача. Складається воно з [26]:

- редактор коду: представляє собою редактор, в якому програміст пише код. Просунуті середовища розробки мають спеціальне підсвічування коду;
- побудовник локальної збірки: створює локальну версію програмного застосунку;
- налагоджувач: інструмент, що застосовується для виявлення помилок в коді та їх усунення.

В якості інтегрованого середовища розробки обрано Microsoft Visual Studio, адже дане середовище є кросплатформним і може працювати на декількох ОС (рисунок 3.5).

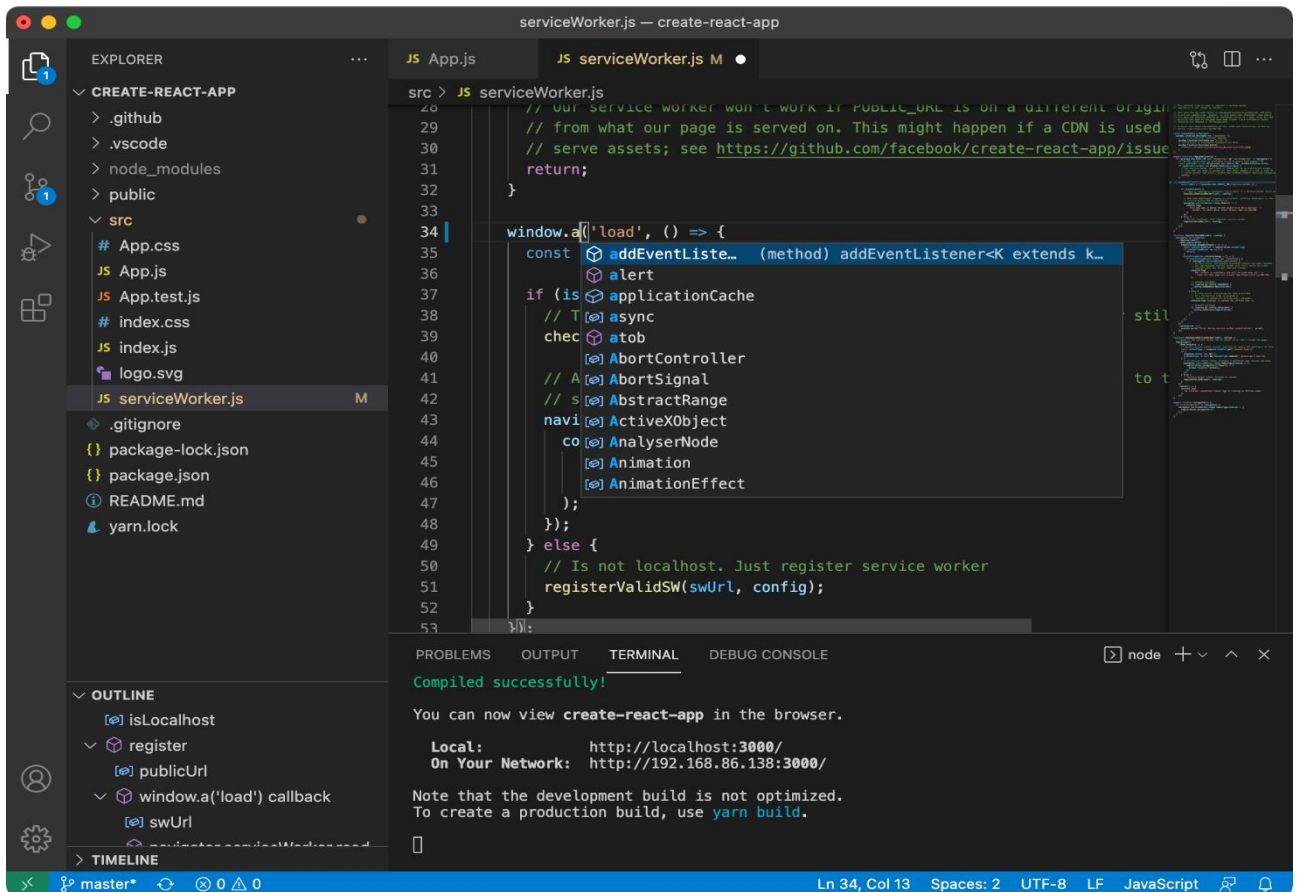


Рисунок 3.5 – Microsoft Visual Studio для MacOS [26]

Окрім того, це середовище розробки є дуже зручним, воно містить усі складові, які повинні бути в інтегрованому середовищі, а також містить різні компоненти, які спрощують розробку програмного забезпечення. Наприклад, конструктор форм, який відповідає за створення графічного інтерфейсу користувача.

Також варто зазначити, що воно є доволі універсальне, адже дозволяє створювати різні типи застосунків – настільні, веб-застосунки, мобільні, тощо. Розробники можуть підключати додаткові плагіни, що полегшують процес розробки, наприклад, ReSharper, Workspace Whiz, Visual Assist, тощо [27].

Так як для розробки методу стохастичного навчання нейронної мережі з використанням генетичного алгоритму необхідним є використати базу даних для збереження та роботи з даними, то варто також обрати систему керування базами даних (СКБД).

Системи керування базами даних дозволяють створювати бази даних, наповнювати їх певними даними та проводити роботу з цими даними – редагування, видалення. В загальному робота СКБД представлена на рисунку 3.6



Рисунок 3.6 – Загальна схема роботи СКБД [28]

В якості СКБД використано Microsoft MySQL, що розроблена компанією Microsoft (рисунок 3.7).

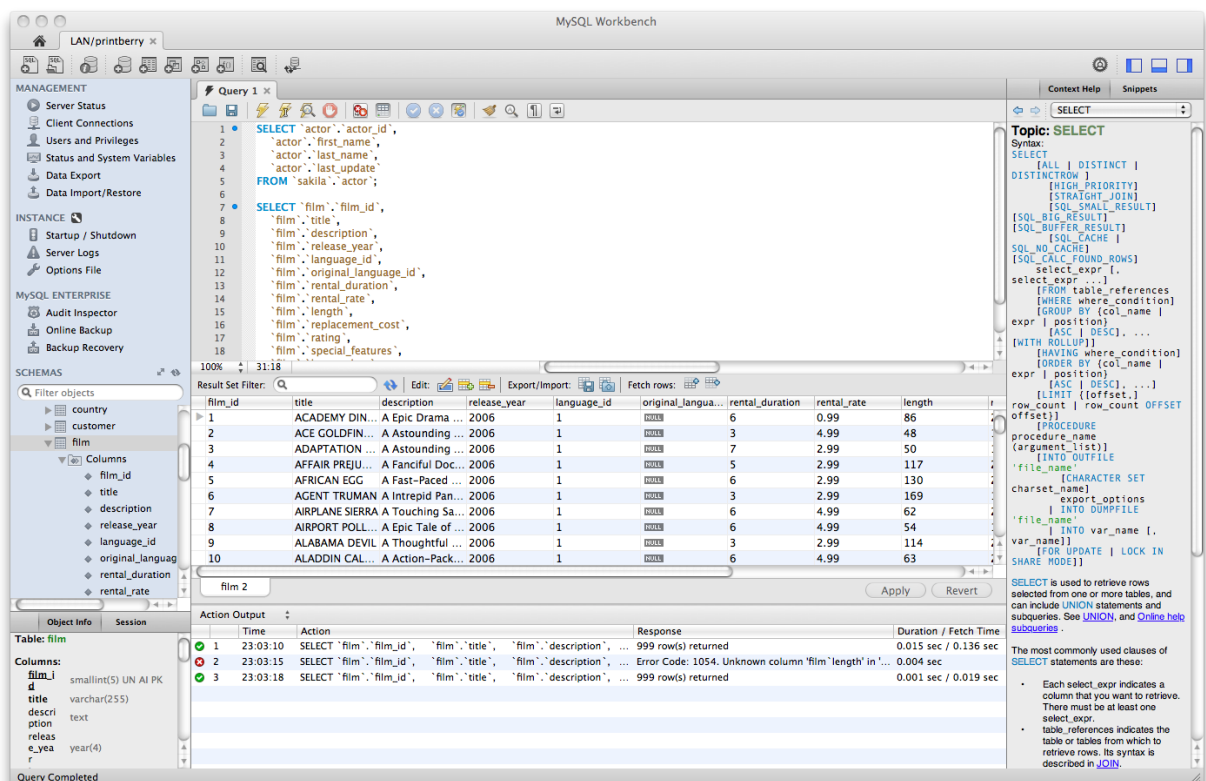


Рисунок 3.7 – Вікно Microsoft MySQL [29]

Ця СКБД є найпопулярнішою в плані безпеки та надійності, адже вона реалізує ролі для доступу до різних рівнів даних. Також вона є доволі адаптивною та ефективно працює як для малих об'ємів даних, так і для великих. По суті ця СКБД є платформою з відкритим кодом, що дозволяє максимально налаштувати її під потреби користувача та бази даних. Microsoft MySQL надає можливість налаштувати сервер таким чином, щоб досягти максимальної продуктивності.

Отже, для реалізації методу стохастичного навчання нейронної мережі з використанням генетичного алгоритму було обрано наступні засоби розробки програмного забезпечення:

- платформа .NET Framework;
- мова програмування C#;
- інтегроване середовище розробки Microsoft Visual Studio;
- система керування базами даних Microsoft MySQL.

### **3.3 Проєктування структури бази даних для інформаційної системи стохастичного навчання нейромережі**

Створення бази даних із відповідним таблицями та зв'язками між ними – один із важливих етапів створення будь-якого програмного продукту, зокрема інформаційної системи на базі методу стохастичного навчання нейронної мережі з використанням генетичного алгоритму. Загальна схема бази даних проілюстрована на рисунку 3.8.

Перед початком створення основних таблиць БД, було створено допоміжні, а саме:

1. Таблиця «Sexes», що зберігатиме назви статей осіб, чиї відбитки пальців досліджуватимуться.
2. Таблиця «SampleTypes», зберігатиме типи зразків відбитків осіб, що досліджуватимуться.

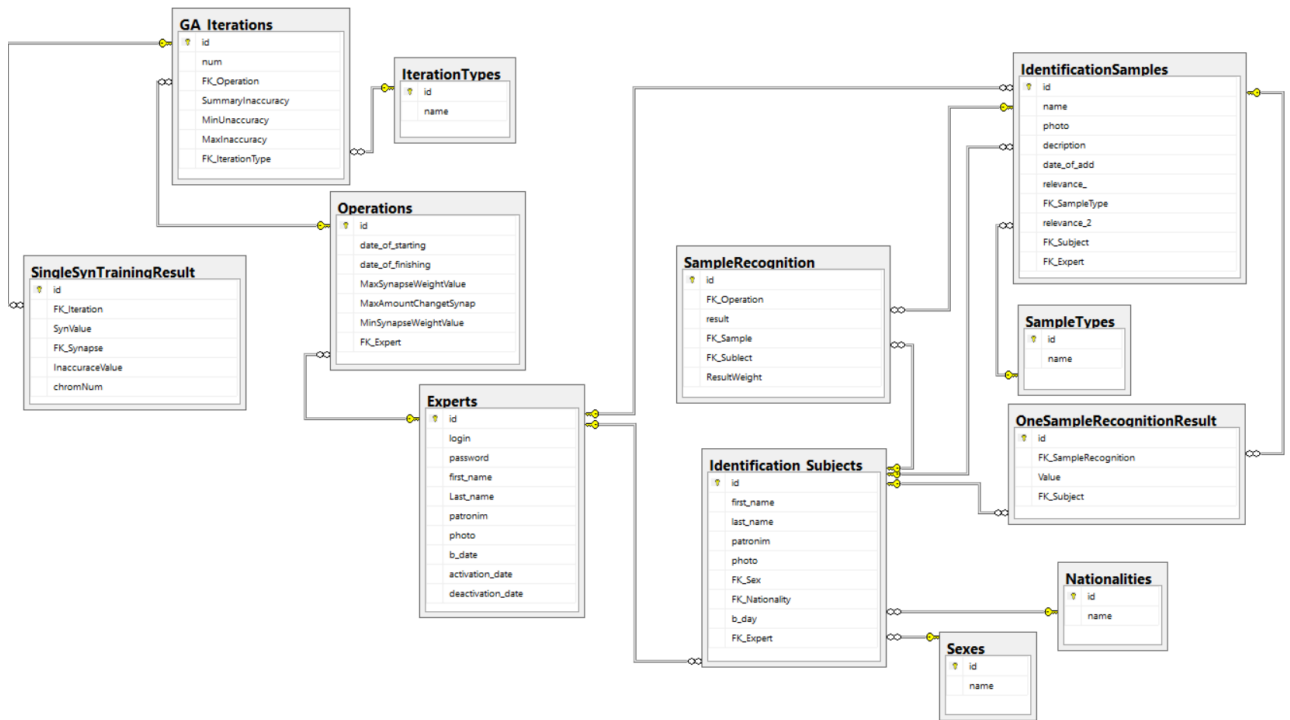


Рисунок 3.8 – Загальна схема бази даних інформаційної системи

3. Таблиця «EvaluationTypes», зберігатиме назви типів оцінки результатів.
4. Таблиця «IterationTypes», зберігатиме назви типів ітерацій.
5. Таблиця «Experts», міститиме необхідно інформацію про експертів дослідження.

Таблиця «Sexes» (таблиця 3.1) зберігатиме назви статей осіб, чії відбитки пальців досліджуватимуться. Таблиця містить наступні поля: id, name.

Таблиця 3.1 – Атрибути таблиці «Sexes»

№ п/п	Назва атрибуту	Тип даних	Опис
1.	id	int	Первинний ключ, числовий ідентифікатор для однозначного визначення запису таблиці.
2.	name	varchar(50)	Назва статі осіб, чії відбитки пальців досліджуватимуться

Таблиця «SampleTypes» (таблиця 3.2) зберігатиме назви типів зразків відбитків осіб, що досліджуватимуться, наприклад, оригінальний відбиток пальці чи синтетично змінений. Таблиця містить наступні поля: id, name.

Таблиця 3.2 – Атрибути таблиці «Sexes»

№ п/п	Назва атрибуту	Тип даних	Опис
1.	id	int	Первинний ключ, числовий ідентифікатор для однозначного визначення запису таблиці.
2.	name	varchar(50)	Назва типів зразків відбитків осіб, що досліджуватимуться.

Таблиця «EvaluationTypes» (таблиця 3.3) зберігатиме назви типів оцінки результату, наприклад, правильно визначений відбиток, чи ні. Таблиця містить наступні поля: id, name.

Таблиця 3.3 – Атрибути таблиці «EvaluationTypes»

№ 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 оцінки результату.

Таблиця «IterationTypes» (таблиця 3.4) зберігатиме назви типів оцінки результату ітерацій, може містити наступне значення, наприклад: перша ітерація, остання, проміжна тощо. Таблиця містить наступні поля: id, name.

Таблиця 3.4 – Атрибути таблиці «IterationTypes»

№ 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 оцінки результату ітерацій.

Таблиця «Experts» (таблиця 3.5) зберігатиме інформацію про експертів, що проводять дослідження відбитків пальців. Таблиця містить наступні поля: id, login та password для входу в електронну систему, ПІБ працівника, фотокартка працівника, дата народження, дата й час активації та деактивації в системі.

Таблиця 3.5 – Атрибути таблиці «Experts»

№ п/п	Назва атрибуту	Тип даних	Опис
1.	id	int	Первинний ключ, числовий ідентифікатор для однозначного визначення запису таблиці.
2.	login	varchar(50)	Логін користувача для входу в електронну систему.
3.	password	varchar(50)	Пароль користувача для входу в електронну систему.
4.	first_name	varchar(50)	Ім'я користувача.
5.	last_name	varchar(50)	Прізвище користувача.
6.	patronim	varchar(50)	По батькові користувача.
7.	photo	photo	Фотокартка користувача.
8.	b_date	date	Дата народження користувача.
9.	activation_date	datetime	Дата активації користувача в електронній системі.
10.	deactivation_date	datetime	Дата деактивації користувача в електронній системі.

Наступні таблиці стосуватимуться безпосередньо операцій дослідження відбитків пальців. Для цього були створені наступні таблиці.

1. Таблиця «IdentificationSamples» зберігатиме дані про зразки для ідентифікації. Необхідно розмістити наступні поля: id, назва зразку, фото зразку, опис зразку, дата й час внесення зразку в базу, актуальність. Посилання на запис таблиці «SampleTypes» для співставлення із відповідним записом, посилання на

таблицю «IdentificationSubjects» для співставленням із відповідним записом таблиці для визначення суб'єкта, чії відбитки скануються.

2. Таблиця «IdentificationSubjects» зберігає інформацію про осіб, чії відбитки досліджуватимуться. Таблиця міститиме наступні поля: id, ПІБ особи, фото, посилання на відповідний запис у таблиці «Sexes» для визначення статі, національність, дата народження та посилання на таблицю «Experts» для співставленням із відповідним експертом.

3. Таблиця «Operation» зберігатиме дані про запуски генетичного алгоритму для розпізнавання відбитків. Міститиме наступні поля: id, дата й час початку операції, дата й час завершення операції, значення максимальної дозволеної зміни ваг синапсів, значення мінімальної кількості змінених синапсів за ітерацію, посилання на відповідний запис таблиці «Experts» для співставленням із відповідним записом про експерта, що заустив роботу генетичного алгоритму.

4. Таблиця «IterationsOfGA» зберігатиме дані про ітерації роботи генетичного алгоритму. Необхідно розмістити поля, в яких зберігатимуться порядковий номер операції розпізнавання, результати сукупної помилки, мінімальної помилки, максимальної помилки та тип операції.

5. Таблиця «SampleRecognition» призначена для збереження інформації про зразки для ідентифікації. Містить наступні поля: id, назва, фото, дата й час внесення в базу, актуальність, тип зразка, та посилання та таблицю «Subjects» для співставленням із відповідною особою, чії відбитки скануються.

6. Таблиця «OneSampleRecognition» призначена для збереження результатів розпізнавання одного зразка. Містить поля: id, посилання на таблицю «SampleRecognition» для співставленням із відповідним зразком для розпізнавання.

7. Таблиця «ResultTrainingOfOneSynapse» призначена для збереження результатів навчання одного синапса. Містить поля: id, посилання на відповідний запис ітерації, значення ваги синапса, значення помилки, посилання

на запис таблиці для співставлення із відповідним синапсом, значення помилки нейрона, № хромосоми.

Далі наведено атрибути відповідних таблиць, що створені в базі даних.

Таблиця «IdentificationSamples» (таблиця 3.6) зберігатиме дані про зразки для ідентифікації.

Таблиця 3.6 – Атрибути таблиці «IdentificationSamples»

№ п/п	Назва атрибуту	Тип даних	Опис
1.	id	int	Первинний ключ, числовий ідентифікатор для однозначного визначення запису таблиці.
2.	name	varchar(50)	Назва зразку для дослідження.
3.	photo	varchar(50)	Фото образу.
4.	description	varchar(50)	Короткий опис зразку.
5.	Datetime_of_enter	datetime	Дата й час внесення зразку до БД.
6.	relevance	int	Актуальність
7.	FK_SampleType	int	Посилання на відповідний запис таблиці «SampleTypes» для співставлення із відповідним типом зразку.
8.	FK_IdentificationSubjects	int	Посилання на відповідний запис таблиці «IdentificationSubjects» для співставлення із відповідним суб'єктом для ідентифікації.
9.	FK_Expert	int	Посилання на відповідний запис таблиці «Experts» для співставлення із відповідним експертом, що проводить дослідження.

Таблиця «IdentificationSubjects» (таблиця 3.7) створена для збереження інформації про суб'єктів для ідентифікації.

Таблиця 3.7 – Атрибути таблиці «IdentificationSubjects»

№ п/п	Назва атрибуту	Тип даних	Опис
1.	id	int	Первинний ключ, числовий ідентифікатор для однозначного визначення запису таблиці.
2.	first_name	varchar(50)	Ім'я суб'єкту дослідження.
3.	last_name	varchar(50)	Прізвище суб'єкту дослідження.
4.	patronim	varchar(50)	По батькові суб'єкту дослідження.
5.	photo	photo	Фотокартка суб'єкту дослідження.
6.	FK_Sex	int	Посилання на відповідний запис таблиці «Sexes» для співставленням із відповідною назвою статі.
7.	FK_Nationality	int	Посилання на відповідний запис таблиці «Nationalities» для співставленням із відповідною назвою національності.
8.	b_date	date	Дата народження суб'єкту дослідження.
9.	FK_Expert	int	Посилання на відповідний запис таблиці «Experts» для співставленням із відповідним експертом, що проводить дослідження.

Таблиця «Operation» (таблиця 3.8) створена для збереження інформації про запуски генетичного алгоритму.

Таблиця 3.8 – Атрибути таблиці «Operation»

№ п/п	Назва атрибуту	Тип даних	Опис
1.	id	int	Первинний ключ, числовий ідентифікатор для однозначного визначення запису таблиці.
2.	datetime_of_start	datetime	Дата й час початку дослідження.
3.	datetime_of_finish	datetime	Дата й час завершення дослідження.
4.	Max_value_changed_syn_for_iteration	int	Значення максимальної кількості змінених синапсів за ітерацію.
5.	Min_value_changed_syn_for_iteration	int	Значення мінімальної кількості змінених синапсів за ітерацію.
6.	FK_Expert	int	Посилання на відповідний запис таблиці «Experts» для співставленням із відповідним експертом, що проводить дослідження.

Таблиця «IterationsOfGA» (таблиця 3.9) зберігатиме дані про ітерації роботи генетичного алгоритму.

Таблиця 3.9 – Атрибути таблиці «IterationsOfGA»

№ п/п	Назва атрибуту	Тип даних	Опис
1.	id	int	Первинний ключ, числовий ідентифікатор для однозначного визначення запису таблиці.
2.	num	datetime	Номер по порядку в межах операції.
3.	FK_Operation	int	Посилання на відповідний запис таблиці «Operations» для співставленням із відповідною операцією.
4.	Sum_uncertainty_total	int	Результат сукупної помилки.
5.	Sum_uncertainty_min	int	Результат мінімальної помилки.
6.	Sum_uncertainty_max		Результат максимальної помилки.
7.	FK_IterationType	int	Посилання на відповідний запис таблиці «IterationTypes» для співставленням із відповідним типом ітерації.

Таблиця «SampleRecognition» (таблиця 3.10) призначена для збереження інформації про зразки для ідентифікації.

Таблиця 3.10 – Атрибути таблиці «SampleRecognition»

№ п/п	Назва атрибуту	Тип даних	Опис
1.	id	int	Первинний ключ, числовий ідентифікатор для однозначного визначення запису таблиці.
2.	FK_Operation	int	Посилання на відповідний запис таблиці «Operations» для співставлення із відповідною операцією.
3.	Result	text	Результат розпізнавання зразку.
4.	FK_ IdentificationSamples	int	Посилання на відповідний запис таблиці «IdentificationSamples» для співставлення із відповідним зразком ідентифікації.
5.	FK_Sublect	int	Посилання на відповідний запис таблиці «Subjects» для співставлення із відповідним суб'єктом ідентифікації.

Таблиця «OneSampleRecognition» (таблиця 3.11) призначена для збереження результатів розпізнавання одного зразка.

Таблиця «ResultTrainingOfOneSynapse» (таблиця 3.12) призначена для збереження результатів навчання одного синапса.

Таблиця 3.11 – Атрибути таблиці «OneSampleRecognition»

№ п/п	Назва атрибуту	Тип даних	Опис
1.	id	int	Первинний ключ, числовий ідентифікатор для однозначного визначення запису таблиці.
2.	FK_SampleRecognition	int	Посилання на відповідний запис таблиці «SampleRecognition» для співставленням із відповідною розпізнаванням образу.
3.	Result	text	Результат розпізнавання зразку.
4.	FK_ IdentificationSamples	int	Посилання на відповідний запис таблиці «IdentificationSamples» для співставленням із відповідним зразком ідентифікації.
5.	neuralExit	int	Значення виходу неймережі.
6.	FK_Sublect	int	Посилання на відповідний запис таблиці «Subjects» для співставленням із відповідним суб'єктом ідентифікації.

Таблиця 3.12 – Атрибути таблиці «ResultTrainingOfOneSynapse»

№ п/п	Назва атрибуту	Тип даних	Опис
1.	id	int	Первинний ключ, числовий ідентифікатор для однозначного визначення запису таблиці.
2.	FK_ Iteration	int	Посилання на відповідний запис таблиці «IterationOfGA» для співставленням із відповідною ітерацією операції.
3.	WeightSynValue	text	Значення ваги нейрона.
4.	FK_ Synapse	int	Посилання на запис для співставленням із відповідним синапсом.
5.	ValueOfUncertainty	int	Значення помилки нейрона.
6.	chromosome	int	Номер хромосоми.

Таким чином, в результаті виконання розділу було отримано базу даних інформаційної системи методу стохастичного навчання нейронної мережі з використанням генетичного алгоритму, створено відповідні таблиці та налагоджено зв'язки між ними.

### 3.4 Дані експериментальних досліджень

Sokoto Coventry Fingerprint Dataset – це біометрична база даних відбитків пальців, розроблена для академічних дослідницьких цілей. SOCOFing складається з 6000 зображень відбитків пальців 600 осіб і містить унікальні атрибути, такі як мітки для статі, назви руки та пальця, з якого знято відбиток, а також синтетично змінені версії з трьома різними рівнями зміни для стирання, центрального обертання та z-вирізу за допомогою інструментарію STRANGE [30].

STRANGE – це новий фреймворк для створення реалістичних синтетичних змін на зображеннях відбитків пальців [30]. Зміни були зроблені з використанням легких, середніх та жорстких налаштувань параметрів в інструментарії STRANGE на зображеннях з роздільною здатністю 500dpi. Таким чином, датасет надає загалом 17934 змінених зображень з легкими налаштуваннями параметрів, 17067 – з середніми та 14272 – з жорсткими налаштуваннями параметрів. Зауважимо, що в деяких випадках деякі зображення не відповідали критеріям зміни з певними параметрами за допомогою інструментарію STRANGE, тому кількість змінених зображень за всіма трьома категоріями змін неоднакова.

Всі оригінальні зображення були отримані на основі відбитків, зібраних за допомогою сенсорних сканерів Hamster plus (HSDU03PTM) та SecuGen SDU03PTM. Загалом SOCOFing складається з 55 273 зображень відбитків пальців. Всі зображення файлів мають роздільну здатність  $1 \times 96 \times 103$  (сірий  $\times$  ширина  $\times$  висота). На рисунку 3.9 показано синтетичну зміну та формування

зображень відбитків пальців рук на Z-подібний зріз, стирання та центральне обертання.

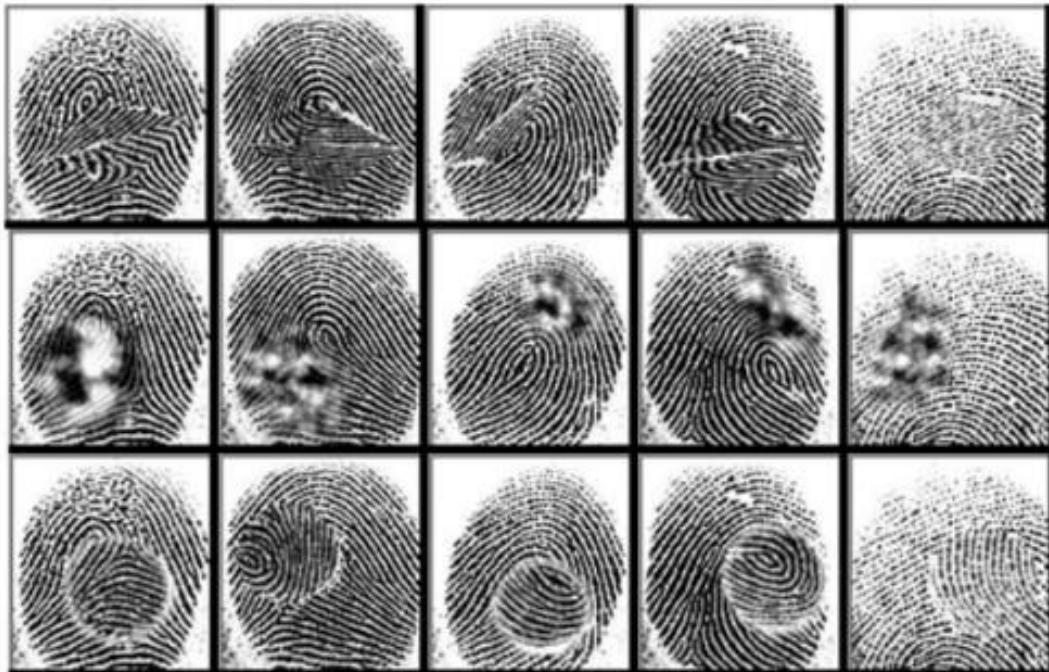


Рисунок 3.9 – Зображення відбитків пальців після обробки z-розрізу, стирання та центрального обертання

Набір даних розділений на дві підпапки, що містять оригінальні зображення, та змінені зображення. Папка зі зміненими зображеннями поділена на три рівні складності зміни: легкий, середній та значний. На рисунку 3.10 зображено структуру датасету SOCOFing.

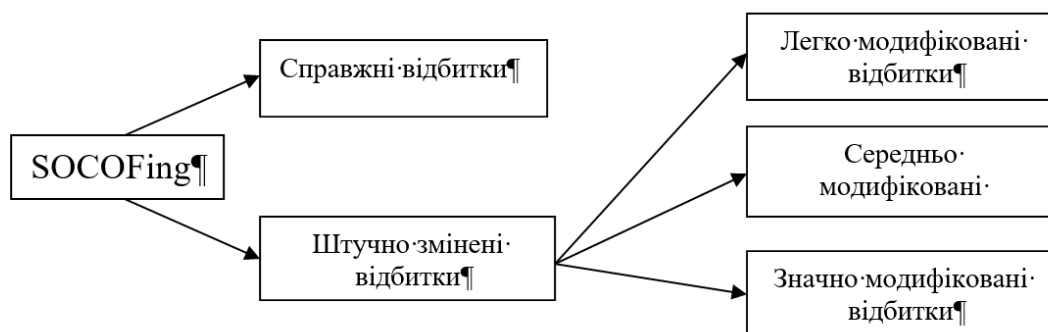


Рисунок 3.10 – Структура датасету SOCOFing

Формат файлу містить мітки для кожного окремого зображення та має наступну форму запису (рисунок 3.11).

“001 M Left little finger Obl.bmp”  
 1 2 3 4 5 6

Рисунок 3.11 – Структура запису назви зображення

Відповідно, на рисунку 3.11 умовні позначення наступні:

1. Ідентифікує номер відбитку: від 001 до 600.
2. Вказує на стать респондента: M (male) – чоловіча, F (female) – жіноча.
3. Позначає руку: Left (ліва) або Right (права).
4. Вказує на назву пальця: мізинець, безіменний, середній, вказівний або великий, відповідно англійською мовою little, ring, middle, index, or thumb.
5. Вказує на тип зміни (тільки для змінених зображень): Obl – стирання, CR – центральне обертання, або Zcut.
6. Розширення файлу: ".bmp" для всіх зображень.

Таким чином, датасет SOCOFing – цілком прийнятний для використання, адже містить велику кількість образів, чітко структурований та має єдиний стандарт назв для подальшого дослідження.

### Висновки до розділу 3

У третьому розділі сформовано інформаційна система стохастичного навчання нейромережі з використанням генетичного алгоритму, яка є прикладною програмною реалізацією відповідного удосконаленого методу стохастичного навчання нейронної мережі з використанням генетичного алгоритму й призначена для проведення експериментів із метою дослідження ефективності запропонованого методу.

Було досліджено сучасні засоби розробки програмного забезпечення, та обрано для реалізації методу стохастичного навчання нейронної мережі з

використанням генетичного алгоритму наступні засоби розробки програмного забезпечення: платформа .NET Framework, мова програмування C#, інтегроване середовище розробки Microsoft Visual Studio та система керування базами даних Microsoft MySQL. Тип застосування обрано як віконне.

Було розроблено структуру бази даних, а на її основі базу даних інформаційної системи методу стохастичного навчання нейронної мережі з використанням генетичного алгоритму, створено відповідні таблиці та налагоджено зв'язки між ними.

У якості джерела зразків дактилоскопічних зображень було обрано біометричну базу даних відбитків пальців «Sokoto Coventry Fingerprint Dataset», розроблену для академічних дослідницьких цілей і яка складається з 6000 зображень відбитків пальців 600 осіб та містить унікальні атрибути, такі як мітки для статі, назви руки та пальця, з якого знято відбиток, а також синтетично змінені версії з трьома різними рівнями зміни для стирання, центрального обертання та z-вирізу за допомогою інструментарію STRANGE.

## Розділ 4

### Дослідження ефективності інформаційної системи автоматизованого розпізнавання дактилоскопічних зразків

#### 4.1 Програмна архітектура інформаційної системи розпізнавання дактилоскопічних зразків

Створення і розробка прикладного програмного забезпечення починається із проектування та відповідно, створення його програмної архітектури. Вигляд діаграми класів, що реалізує метод стохастичного навчання нейронної мережі перцептрон з використанням генетичного алгоритму представлено на рисунку 4.1.

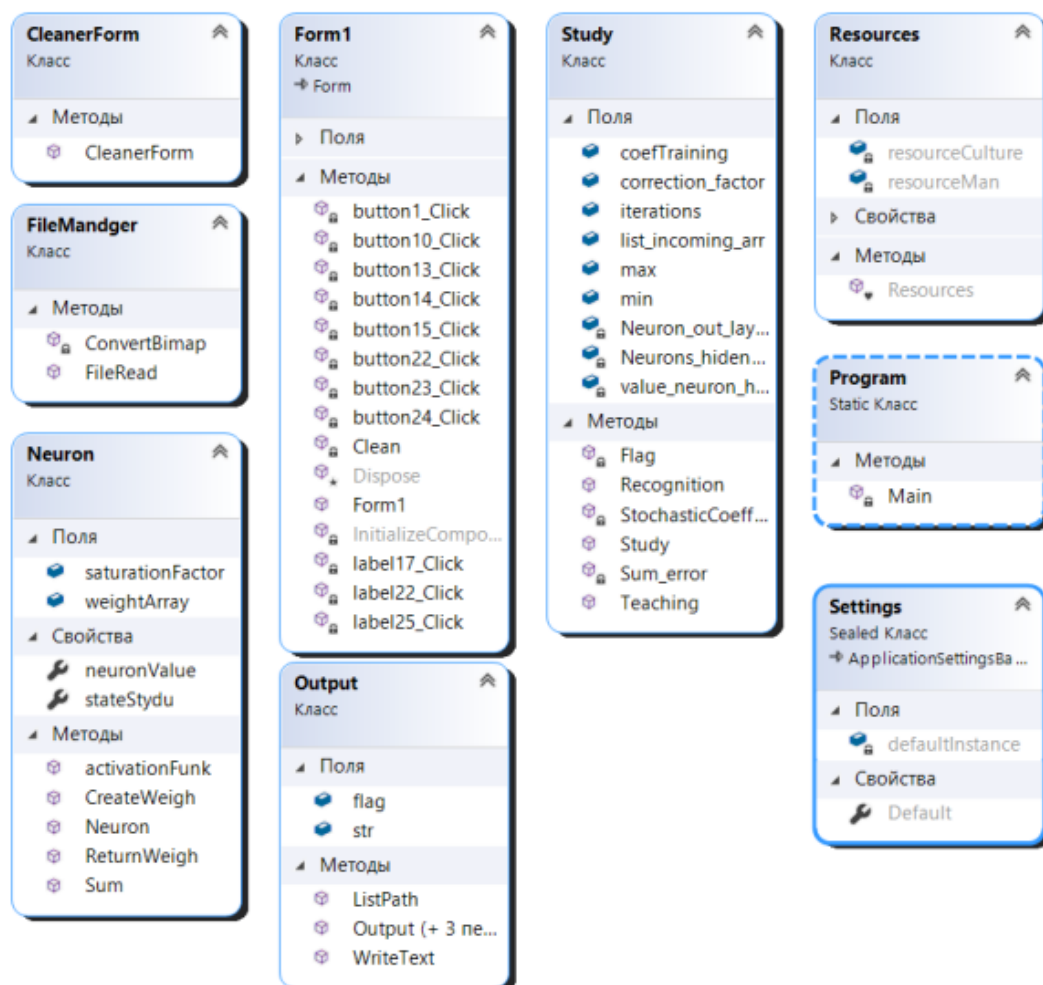


Рисунок 4.1 – Діаграма класів інформаційної системи автоматизованого розпізнавання дактилоскопічних зразків

У запропонованій архітектурі важливе місце займають такі класи, як *Study* і *Neuron* так як у них реалізовано основні обчислення нейронної мережі перцептрон. Клас *Neuron* і його відповідні елементи виконують програмне представлення структури біологічного нейрону, з яких будується мережа. У якості функції активації обрано сигмоїдну, яка реалізовується методом *activationFunc*. Вагові коефіцієнти, що входять до нейрону записуються до масиву *weightArray*.

У класі *Study* здійснюється реалізація алгоритму навчання нейронної мережі перцептрон. Корегування вагових коефіцієнтів на кожному про шару нейронної мережі відбуваються у методі *Teaching*. Корекція ваг буде закінчена по граничній кількості періодів виконання генетичного алгоритму.

Клас *FileMandger* відповідає за конвертацію вхідного дактилоскопічного зразку у бінарне представлення.

Класом *Output* реалізовано взаємодію користувача та користувацького інтерфейсу програмної реалізації. Тут відбувається завантаження зображень за вказаним шляхом та відбувається відображення його у обраних фрагментах форми користувача.

Класом *CleanerForm* проводиться очищення елементів форми від уведених користувачем даних.

Отже, було створено програмну архітектуру інформаційної системи розпізнавання дактилоскопічних зразків засобами нейронної мережі перцептрон, що дозволяє використати створену архітектуру для подальшої розробки компонентів інформаційної системи.

## **4.2 Розробка прикладних компонентів інформаційної системи**

На базі вищеописаної програмної архітектури інформаційної системи розпізнавання дактилоскопічних зразків засобами нейронної мережі перцептрон було створено прикладні компоненти.

Для коректного навчання нейронної мережі є потреба переводити зображення у двійковий формат, з яким і буде працювати нейронна мережа. Отже, після завантаження зразку для навчання, відбувається конвертація, код методу якої проілюстровано нижче:

```
static double[] ConvertBimap(Bitmap srcImage)
{
    double[] mas = new double[srcImage.Height * srcImage.Width];
    int g = 0;
    for (var y = 0; y < srcImage.Height; y++)
    {
        for (var x = 0; x < srcImage.Width; x++)
        {
            Color srcPixel = srcImage.GetPixel(x, y);
            mas[g] = srcPixel.GetBrightness();
            if (mas[g] == 0)
                mas[g] = 1;
            else
                mas[g] = 0;
            g++;
        }
    }
    return mas;
}
```

Код натиснення на кнопку, яка зчитує з контролів параметри роботи з генетичним алгоритмом та записує їх до бази даних вкладки «Параметри роботи ГА» проілюстровано нижче:

```
private void button5_Click(object sender, EventArgs e)
{
    ReadFromControls();
    WriteCombinationDataToDb();
}
```

Результат виконання зчитування комбінації параметрів з бази даних проілюстровано на рисунку 4.2.

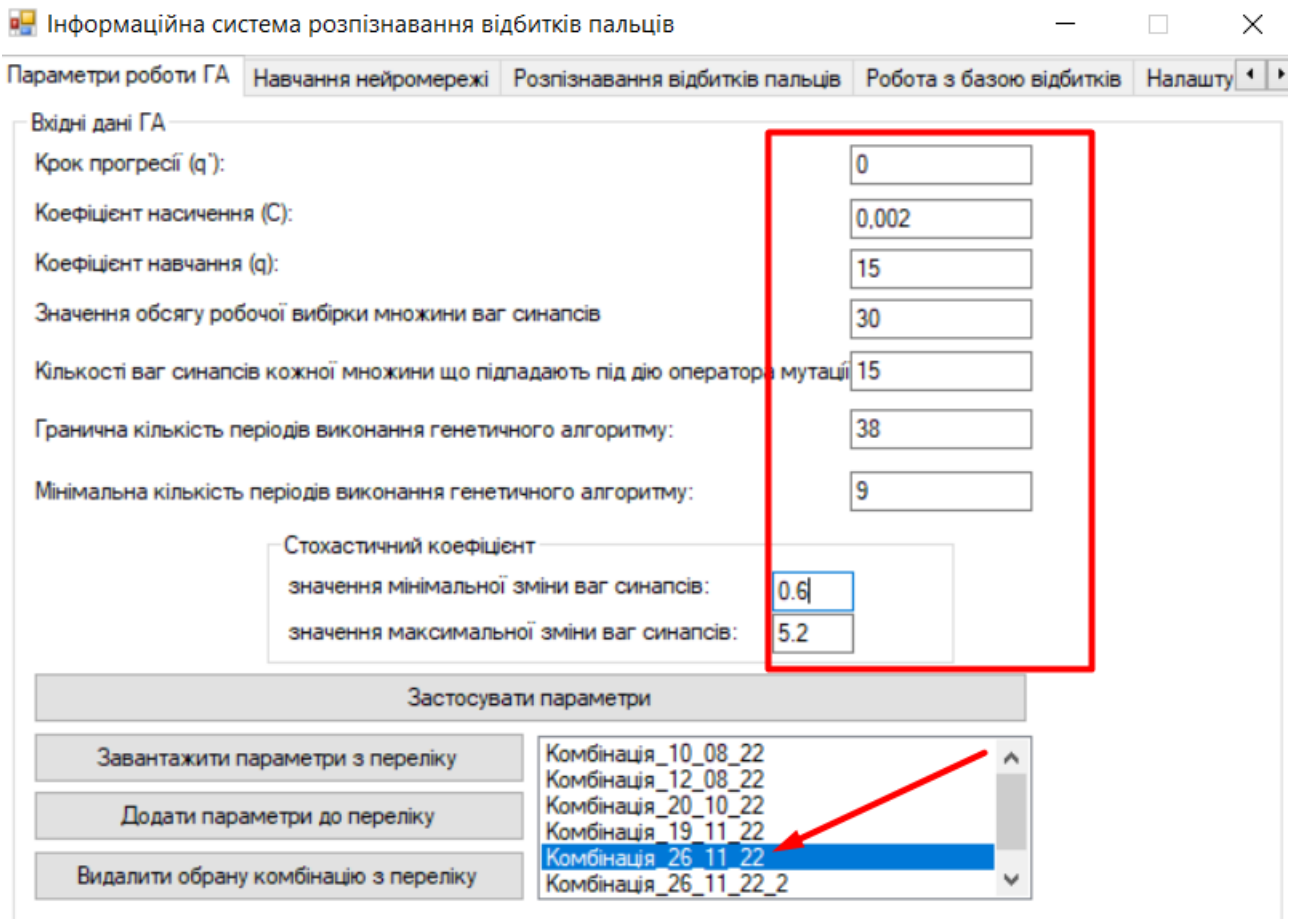


Рисунок 4.2 – Результат виконання зчитування комбінації обраних параметрів

Оскільки предметна область безпосередньо працює зі зразками зображень, було написано метод, що завантажує зразки з файлового провідника. Код методу написано нижче:

```
void loadImage() {
    OpenFileDialog open = new OpenFileDialog();
    open.Filter = "Image Files(*.jpg; *.jpeg; *.gif; *.bmp)|*.jpg; *.jpeg;
*.gif; *.bmp";
    if (open.ShowDialog() == DialogResult.OK)
    {
        pictureBox11.Image = new Bitmap(open.FileName);
        textBox14.Text = open.FileName;
    }
}
```

Виконання методу проілюстровано на рисунку 4.3.

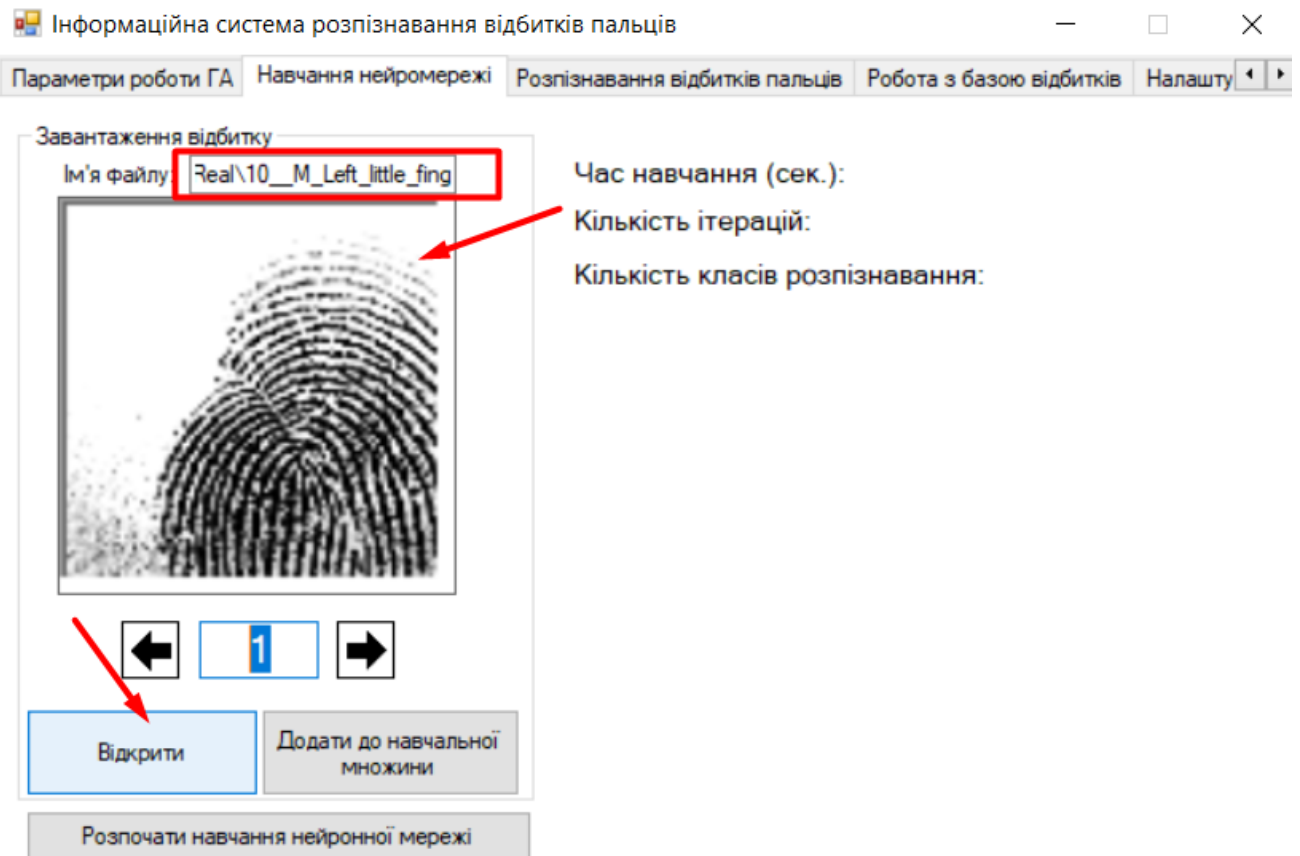


Рисунок 4.3 – Відображення зразку з провідника

Розпізнавання зразку ідентифікації відбитку пальця здійснюється методом, описаним нижче:

```

List<string> vrem = new List<string>();
vrem.Add(str);
List<double[]> list_result_arr = FileMandger.FileRead(vrem);
dataGridView.Rows.Clear();
for (int i = 0; i < HidenLayer.Count(); i++)
{
    HidenLayer[i].ReturnWeigh(ResultArray[0]);
    value_neuron_hidden_layer[i] = HidenLayer [i].neuronValue;
}
for (int i = 0; i < OutLayer.Count(); i++)
{
    OutLayer [i].ReturnWeigh(value_neuron_hidden_layer);
    dataGridView.Rows.Add(OutLayer[i].neuronValue,
img_path[i].Substring(img_path[i].LastIndexOf(@"\") + 1));
}

```

Результат роботи алгоритму на базі методу стохастичного навчання нейронної мережі перцептрон з використанням генетичного алгоритму проілюстровано на рисунку 4.4.

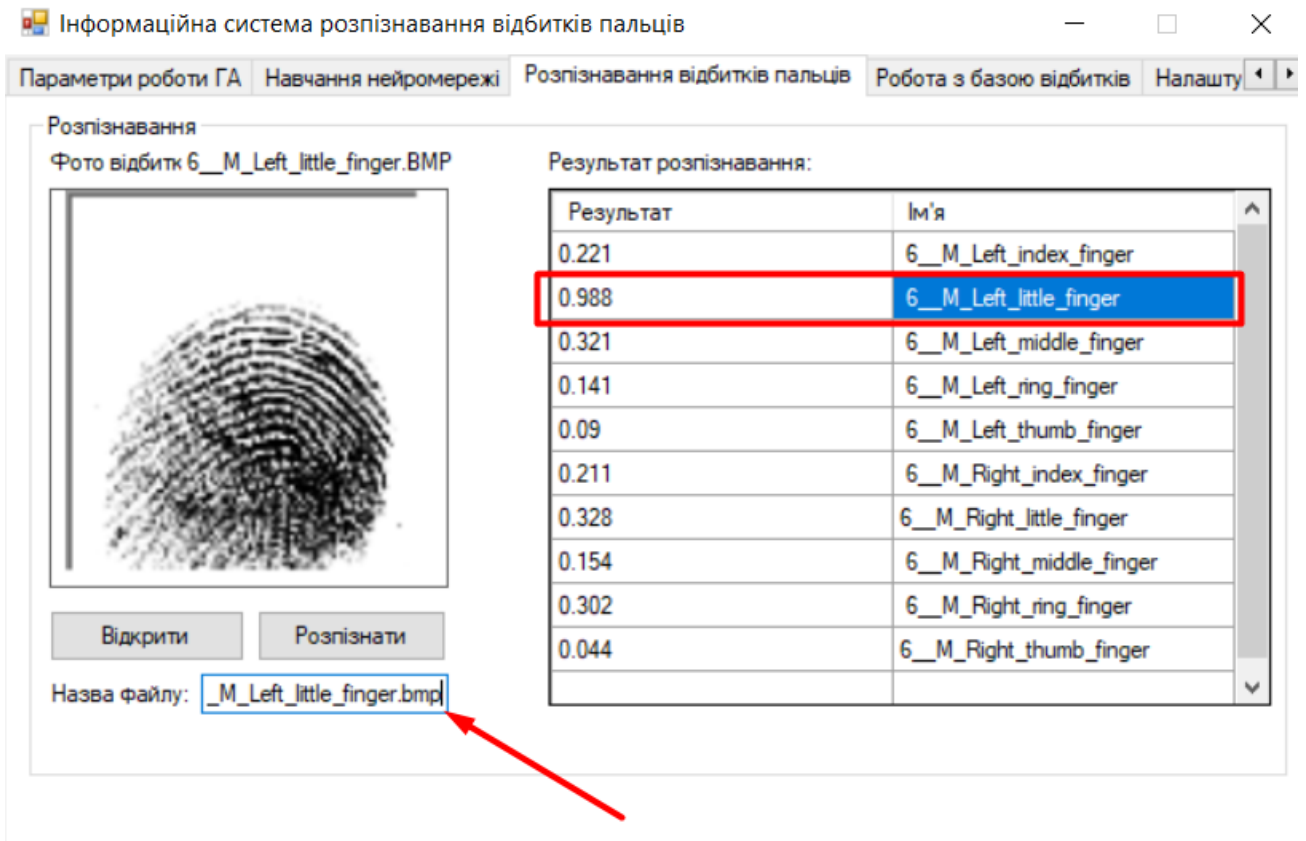


Рисунок 4.4 – Результат ідентифікації дактилоскопічних зразків

Також для зручності роботи користувача з базою дактилоскопічних зразків було створено вкладку «Робота з базою даних», вигляд якої проілюстровано на рисунку 4.5.

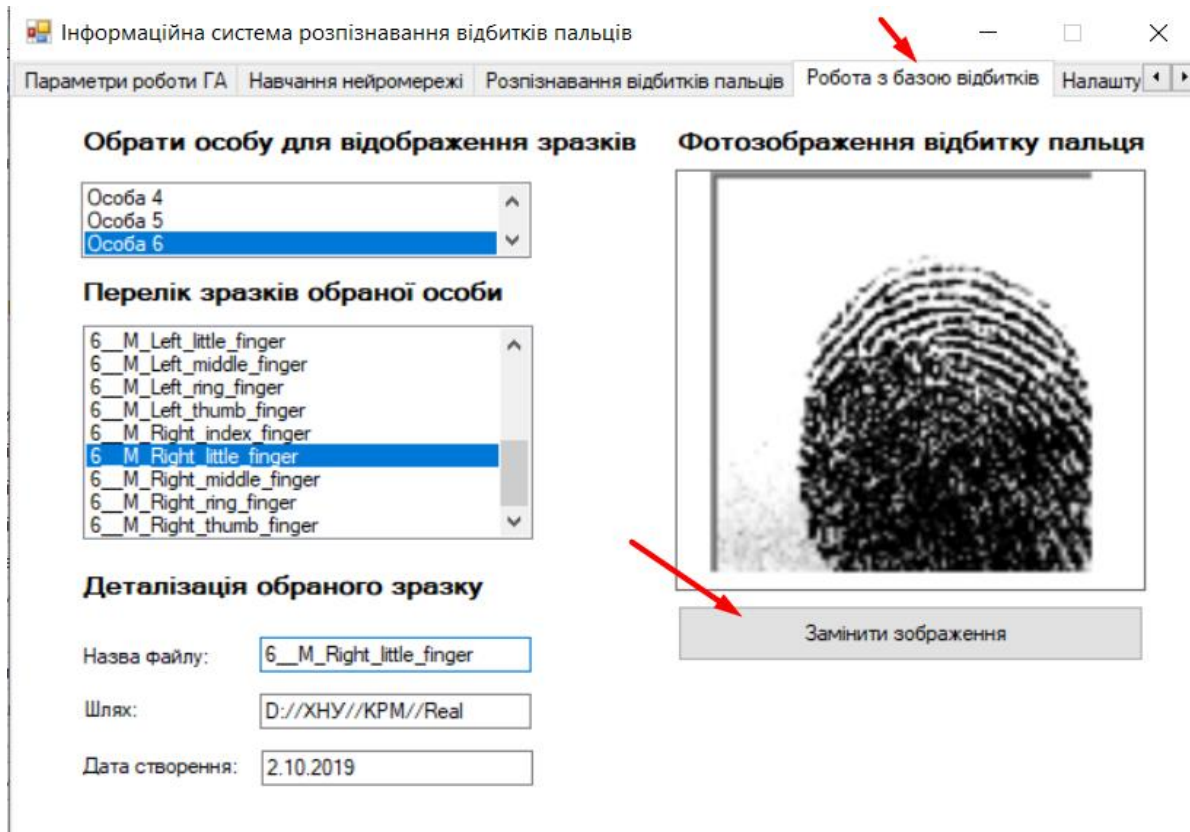


Рисунок 4.5 – Вкладка роботи з базою відбитків

Отже, вищеописаним чином було реалізовано метод стохастичного навчання нейронної мережі перцептрон із використанням генетичного алгоритму, який дозволяє для визначеного навчального матеріалу в вигляді множини класифікованих зразків образів за вхідними даними у вигляді значень параметрів максимальної та мінімальної зміни ваг синапсів за оператора мутації, обсягу робочої вибірки множин ваг синапсів та кількості ваг синапсів кожної множини що підпадають під дію оператора мутації, одержувати вихідні дані у вигляді множини ваг синапсів, які є результатом навчання та дозволяють коректно розпізнавати зразки образів із навчальної вибірки. Надалі створену програмну реалізацію потрібно протестувати на коректність роботи.

### 4.3 Прикладне тестування інформаційної системи

Для перевірки цілісності інформаційної системи було проведено ряд тест-кейсів. Важливу роль тут відіграватиме правильно налагоджена БД, адже застосунок на базі методу стохастичного навчання нейронної мережі перцептрон з використанням генетичного алгоритму отримуватиме зображення на інформацію про них із бази даних.

Оскільки БД має важливу роль в застосунку, було створено тест-кейс (таблиця 4.1) із відповідною перевіркою. Тестовий випадок 1 – перевірка коректності відображення обраної комбінації роботи з генетичним алгоритмом.

Результат коректного виконання тест-кейсу проілюстровано на рисунку 4.6.

Таблиця 4.1 – Тест-кейс TC01

<b>Тест-кейс ID: TC01</b>	<b>Пріоритет: 1</b>	<b>Створено: 11.11.2022,</b> Пітик Ярослав
<b>Назва:</b> Перевірка коректності відображення обраної комбінації роботи з генетичним алгоритмом		
<b>Кроки</b>		<b>Очікуваний результат</b>
<ol style="list-style-type: none"> <li>1. Запустити програму;</li> <li>2. Обрати вкладку «Параметри роботи ГА»;</li> <li>3. Обрати комбінацію «20_10_22»;</li> <li>4. Натиснути кнопку «Завантажити параметри з переліку»;</li> <li>5. Перевірити очікуваний результат з отриманим.</li> </ol>		<p>Відкрився головний екран застосування</p> <p>Після виконання кроків тест-кейсу, поля «Вхідні дані ГА» заповнюються відповідною інформацією із БД.</p> <p>Дані, що були передані у відповідні поля відповідають очікуваному результату, з'єднання успішне.</p>
<b>Результат виконання тест-кейсу:</b> пройдено успішно		

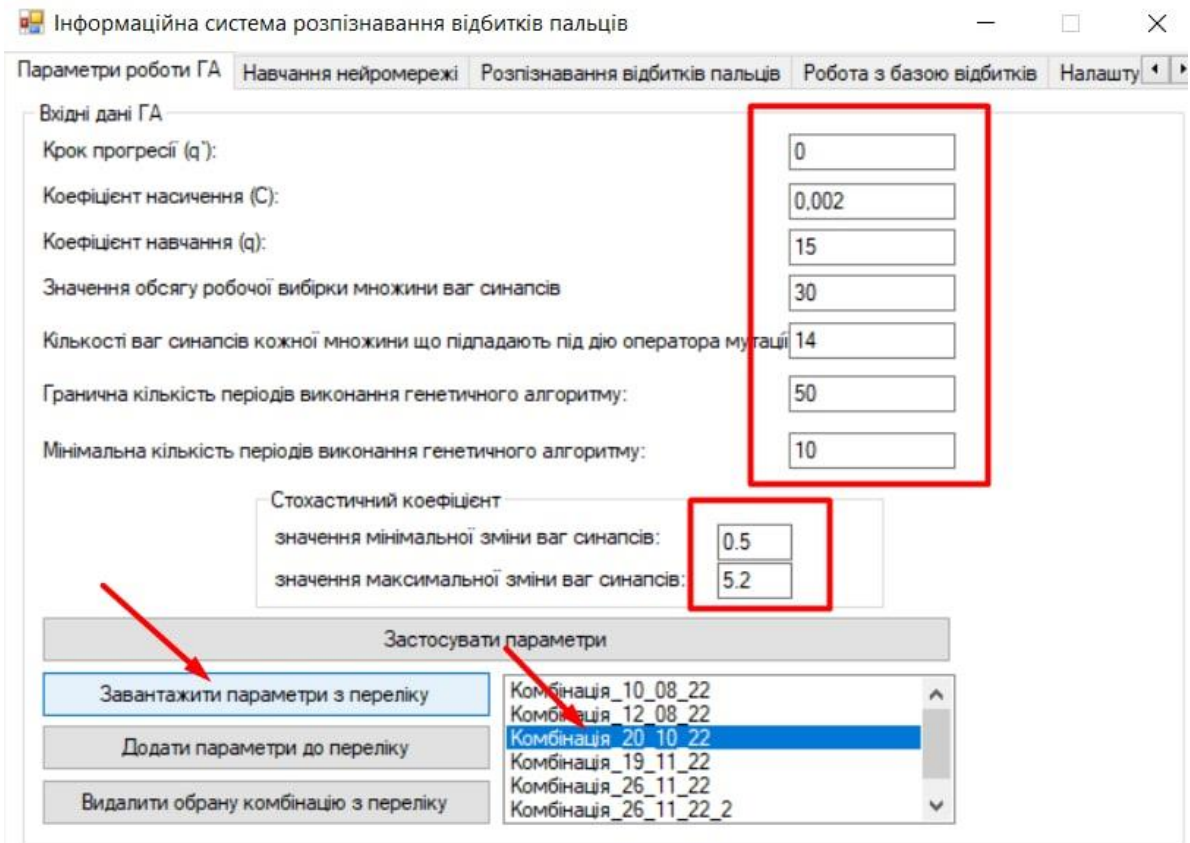


Рисунок 4.6 – Результат проходження тест-кейсу TC01

Другий тест кейс №2 (таблиця 4.2) призначений для перевірки коректності завантаження файлу дактилоскопічного зображення. Перевірка цієї функції є не менш важливою, адже у випадку некоректного завантаження образу, результат роботи усієї системи загалом є сумнівним.

Результат виконання тест-кейсу зображено на рисунку 4.7.

Таблиця 4.2 – Тест-кейс AM0002

Тест-кейс ID: TC02	Пріоритет: 1	Створено: 11.11.2022, Пітик Ярослав
Назва: Перевірка коректності завантаження файлу дактилоскопічного зображення		
Кроки		Очікуваний результат
<ol style="list-style-type: none"> <li>1. Запустити програмну реалізацію;</li> <li>2. Відкрити вкладку «Навчання нейромережі»;</li> <li>3. Натиснути кнопку «Відкрити» для перегляду датасету;</li> <li>4. Обрати зображення для перегляду;</li> <li>5. Натиснути кнопку «Відкрити» у файловому провіднику.</li> <li>6. Переконайтесь, що дані відображені коректно, зображення відповідає обраному.</li> </ol>		Очікуваний результат: обране зображення відображено на екрані користувача.
Результат виконання тест-кейсу: пройдено успішно		

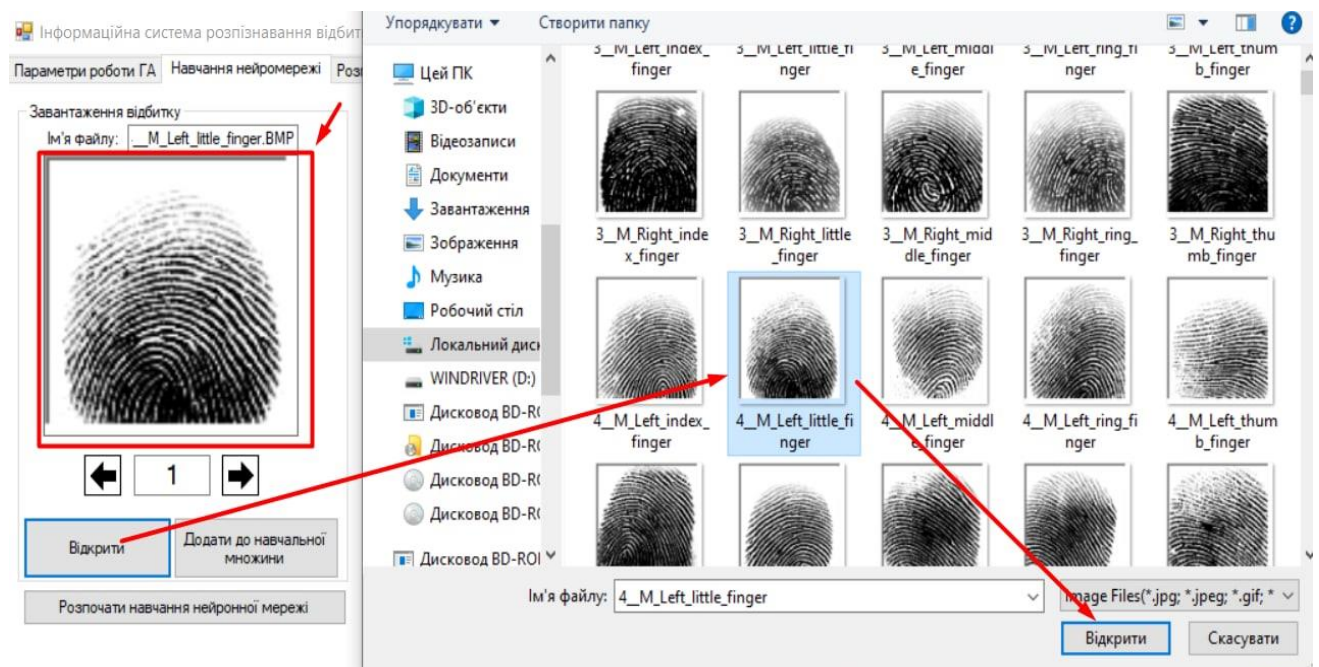


Рисунок 4.7 – Результат виконання тест-кейсу TC02

Третім тестовим випадком буде перевірено коректність роботи із базою відбитків. Для перевірки даного випадку потрібно пройти кроки, описані у таблиці 4.3.

Таблиця 4.3 – Тест-кейс TC03

Тест-кейс ID: TC03	Пріоритет: 1	Створено:11.11.2022, Пітик Ярослав
Назва: Тест-кейс 3. Перевірка роботи з базою відбитків. Відображення обраного зразка та інформації про нього		
Кроки		Очікуваний результат
<ol style="list-style-type: none"> <li>1. Запустити програмний продукт;</li> <li>2. Обрати вкладку «Робота із базою відбитків»;</li> <li>3. Обрати особу, чиї відбитки досліджуватимуться у відповідному полі;</li> <li>4. Із переліку зразків обраної особи обрати відповідний відбиток.</li> <li>5. Порівняти отриманий результат з очікуваним.</li> </ol>		<p>Вікно з інтерфейсом користувача відкрито.</p> <p>У відповідному полі на вкладці виведено зображення відповідного відбитку.</p>
Результат виконання тест-кейсу: пройдено успішно		

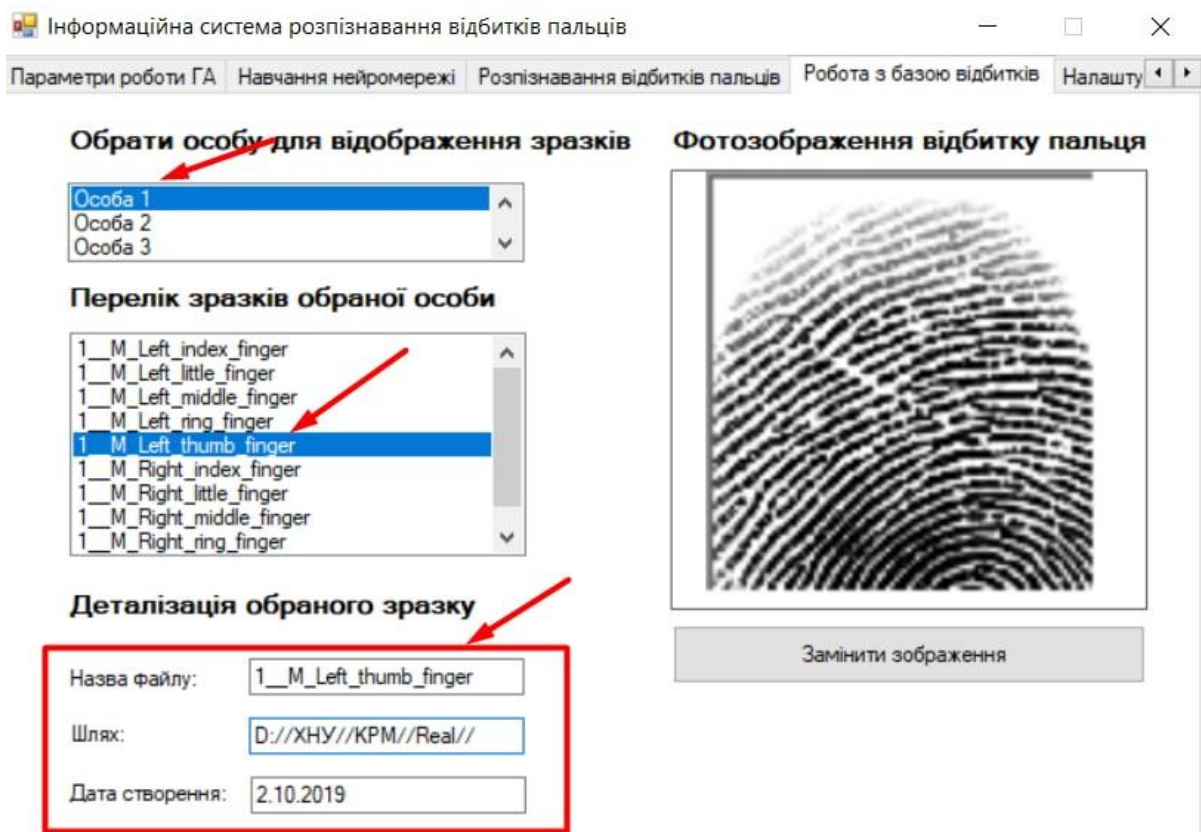


Рисунок 4.8 – Результат виконання тест-кейсу TC03

В результаті виконання розділу було створено та реалізовано тест-кейси для перевірки правильності роботи інформаційної системи на базі методу стохастичного навчання нейронної мережі перцептрон з використанням генетичного алгоритму. Відповідно до проведеного тестування, можна зробити висновок, що система працює коректно та правильно, реалізовані методи інформаційної системи повертають очікувані значення.

#### **4.4 Дослідження ефективності методу стохастичного навчання нейронної мережі з використанням генетичного алгоритму**

Для дослідження ефективності удосконаленого в роботі методу стохастичного навчання нейронної мережі з використанням генетичного алгоритму було використано розроблену інформаційну систему стохастичного навчання нейронної мережі з використанням генетичного алгоритму, яка є прикладною програмною реалізацією цього методу.

При проведенні експериментів була використана біометрична база даних відбитків пальців «Sokoto Coventry Fingerprint Dataset», розроблена для академічних дослідницьких цілей і складається з 6000 зображень відбитків пальців 600 осіб та містить унікальні атрибути, такі як мітки для статі, назви руки та пальця, з якого знято відбиток, а також синтетично змінені версії з трьома різними рівнями зміни для стирання, центрального обертання та z-вирізу за допомогою інструментарію STRANGE, що детально описана в п. 3.4.

Зокрема, було досліджено навчання нейронної мережі перцептрона з використанням генетичного алгоритму за таких умов:

- розмірність вхідного образу 120x100 (розмірність вхідного вектора 12000, що є кількістю входів нейронної мережі);
- кількість класів для розпізнавання 10 (кількість виходів нейронної мережі, вихідний вектор);
- кількість нейронів у схованому шарі нейронної мережі 200;

- значення максимальної зміни ваг синапсів за застосування оператора мутації 10;
- значення мінімальної зміни ваг синапсів за застосування оператора мутації 0,1;
- відсоток ваг синапсів кожної множини що підпадають під дію оператора мутації 15%;
- мінімальна кількість періодів сталості найкращого зразка множини ваг синапсів у популяції для виходу з процесу еволюції 5.

Уведені вхідні параметри роботи генетичного алгоритму проілюстровані на рисунку 4.9.

Інформаційна система розпізнавання відбитків пальців

Параметри роботи ГА | Навчання нейромережі | Розпізнавання відбитків пальців | Робота з базою відбитків | Налашту

Вхідні дані ГА

Крок прогресії (q):

Коефіцієнт насичення (C):

Коефіцієнт навчання (q):

Значення обсягу робочої вибірки множини ваг синапсів:

Кількості ваг синапсів кожної множини що підпадають під дію оператора мутації:

Гранична кількість періодів виконання генетичного алгоритму:

Мінімальна кількість періодів виконання генетичного алгоритму:

Стохастичний коефіцієнт

значення мінімальної зміни ваг синапсів:

значення максимальної зміни ваг синапсів:

Застосувати параметри

Завантажити параметри з переліку

Додати параметри до переліку

Видалити обрану комбінацію з переліку

Комбінація\_10\_08\_22  
 Комбінація\_12\_08\_22  
 Комбінація\_20\_10\_22  
 Комбінація\_19\_11\_22  
 Комбінація\_26\_11\_22  
 Комбінація\_26\_11\_22\_2

Рисунок 4.9 – Вікно введення параметрів роботи генетичного алгоритму

Після запуску процесу навчання нейронної мережі у другій вкладці розробленого застосування, буде виведено напис про завершення навчання та відповідну статистику (рисунок 4.10).

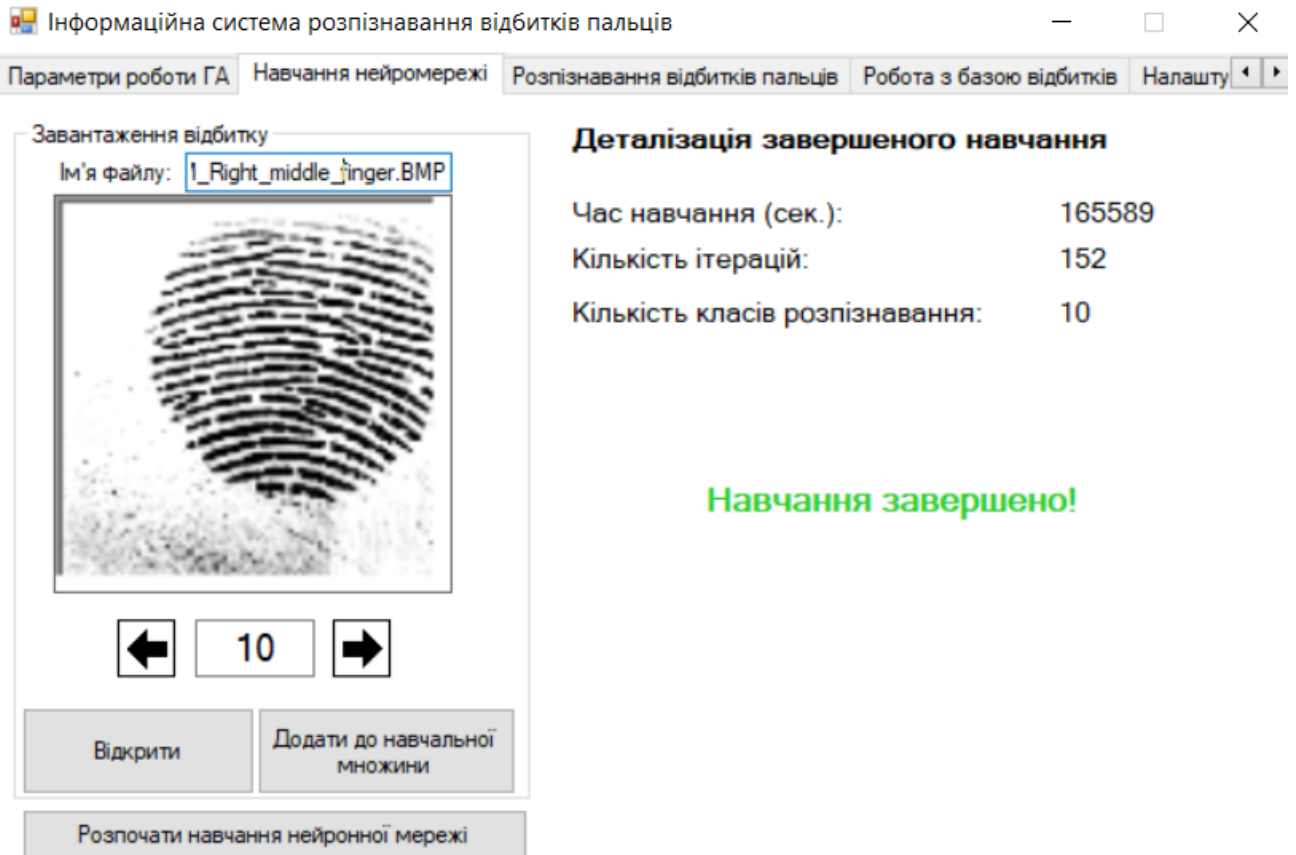


Рисунок 4.10 – Статистика завершеного процесу навчання

При проведенні досліджень виконувалось порівняння кількості ітерацій, необхідних для навчання нейронної мережі за заведених вище умов алгоритмом зворотного поширення похибки й із використанням розробленого методу. В результаті експериментів було встановлено, що в середньому для навчання нейронної мережі алгоритмом зворотного поширення похибки було здійснено 27658 ітерацій, у той час як що в середньому для навчання нейронної мережі з використанням розробленого методу похибки було здійснено 135573 ітерацій. При цьому мінімальне значення кількості ітерацій, необхідних для навчання нейронної мережі алгоритмом зворотного поширення похибки, склала 5047; максимальне ж значення кількості необхідних ітерацій склало 184939. Мінімальне значення кількості ітерацій, необхідних для навчання нейронної мережі із використанням розробленого методу склала 24565; максимальне ж

значення кількості необхідних ітерацій склало 860353. Ілюстрація результатів проведеного дослідження зображена на рисунку 4.11.

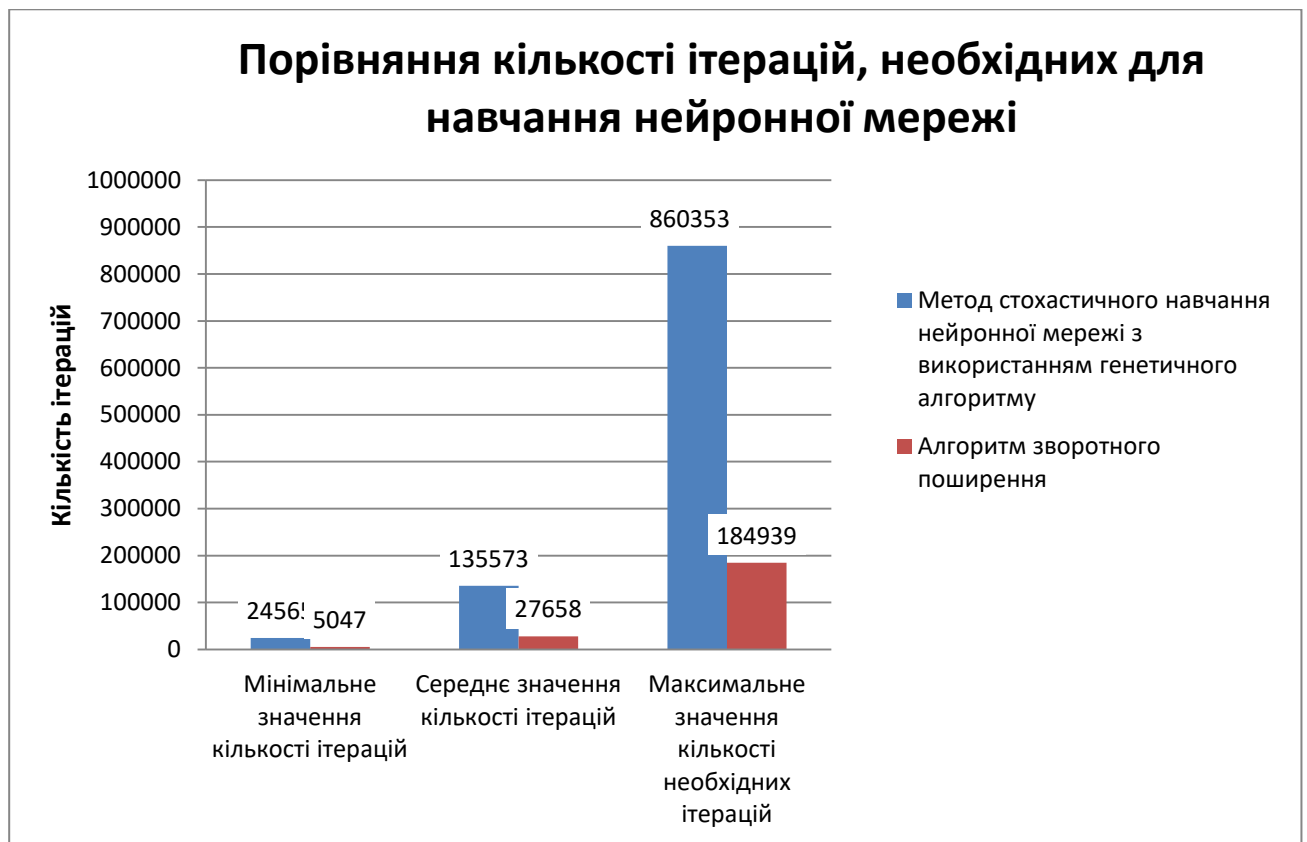


Рисунок 4.11 – Порівняння кількості ітерацій, необхідних для навчання нейронної мережі

В той же час, при проведенні досліджень виконувалось порівняння затраченого системного часу на навчання нейронної мережі за заведених вище умов алгоритмом зворотного поширення похибки та з використанням розробленого методу. В результаті експериментів було встановлено, що в середньому для навчання нейронної мережі алгоритмом зворотного поширення похибки було затрачено 318 секунд, у той час як що в середньому для навчання нейронної мережі з використанням розробленого методу було затрачено 289 секунд. При цьому мінімальне значення затраченого системного часу на навчання нейронної мережі алгоритмом зворотного поширення похибки склало 65 секунд; максимальне ж значення кількості затраченого системного часу склало 438 секунд. Мінімальне значення системного часу на навчання нейронної

мережі із використанням розробленого методу склало 63 секунди; максимальне ж значення затраченого системного часу склало 1378 секунд. Ілюстрація результатів проведеного дослідження зображена на рисунку 4.12.

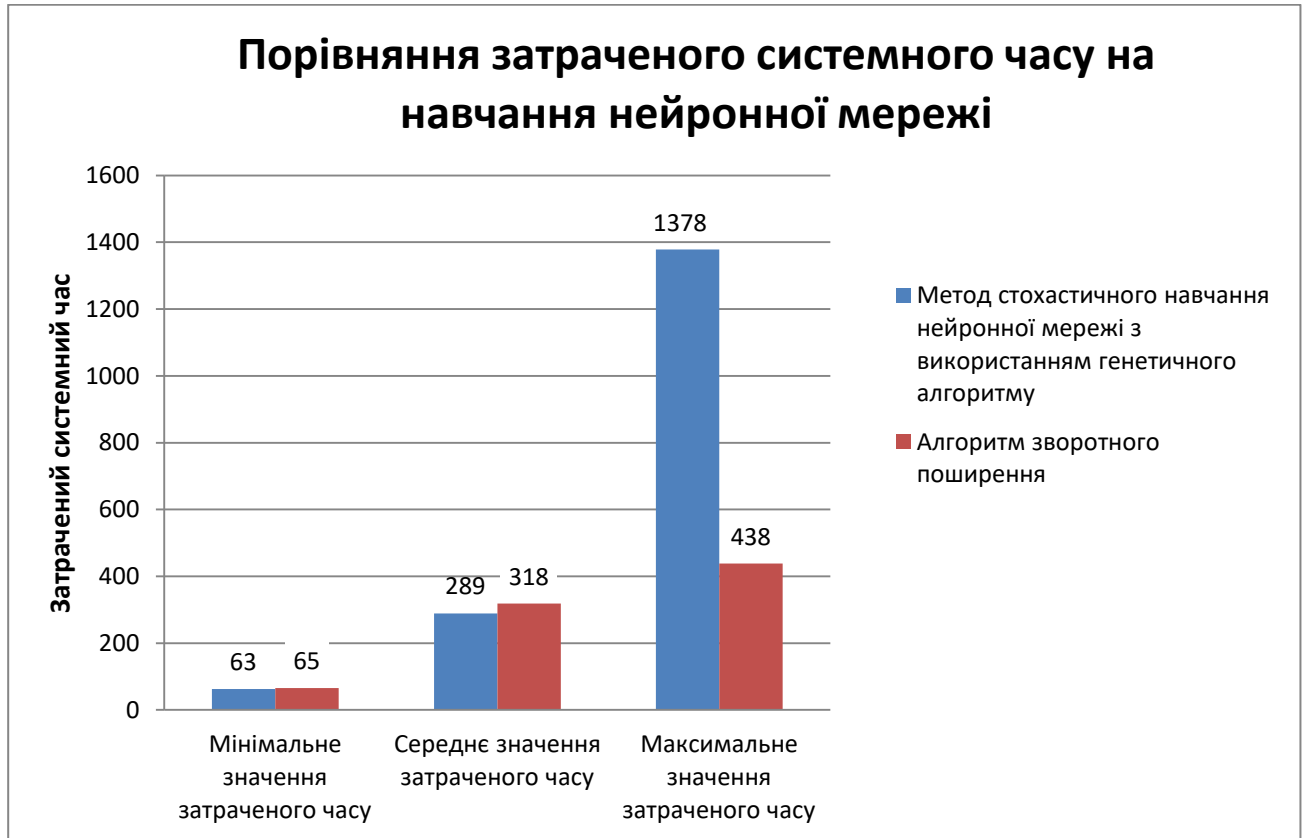


Рисунок 4.12 – Порівняння затраченого системного часу, необхідного для навчання нейронної мережі

Таким чином, дослідження ефективності запропонованого в роботі методу стохастичного навчання нейронної мережі з використанням генетичного алгоритму виконувалось з використанням розробленої відповідної інформаційної системи. Результати досліджень свідчать, що у середньому для навчання нейронної мережі алгоритмом зворотного поширення похибки було здійснено 27658 ітерацій, у той час як що в середньому для навчання нейронної мережі з використанням розробленого методу похибки було здійснено 135573 ітерацій, тобто розроблений метод вимагає суттєво більшої кількості ітерацій зміни значень множин ваг синапсів нейронної мережі. Але при цьому в середньому для навчання нейронної мережі алгоритмом зворотного поширення

похибки було затрачено 318 секунд, у той час як що в середньому для навчання нейронної мережі з використанням розробленого методу було затрачено 289 секунд, що визначає можливість більш швидкого навчання нейронної мережі при використанні методу стохастичного навчання нейронної мережі з використанням генетичного алгоритму.

#### **Висновки до розділу 4**

Було проведено дослідження ефективності інформаційної системи автоматизованого розпізнавання дактилоскопічних зразків. Було створено програмну архітектуру інформаційної системи розпізнавання дактилоскопічних зразків засобами нейронної мережі перцептрон, що дозволило використати розроблену архітектуру для подальшої розробки компонентів інформаційної системи.

Програмно реалізовано метод стохастичного навчання нейронної мережі перцептрон із використанням генетичного алгоритму, який дозволяє для визначеного навчального матеріалу в вигляді множини класифікованих зразків образів за вхідними даними у вигляді значень параметрів максимальної та мінімальної зміни ваг синапсів за оператора мутації, обсягу робочої вибірки множин ваг синапсів та кількості ваг синапсів кожної множини що підпадають під дію оператора мутації, одержувати вихідні дані у вигляді множини ваг синапсів, які є результатом навчання та дозволяють коректно розпізнавати зразки образів із навчальної вибірки.

Створено та реалізовано прикладне тестування засобами тест-кейсів для перевірки правильності роботи інформаційної системи на базі методу стохастичного навчання нейронної мережі перцептрон з використанням генетичного алгоритму. Відповідно до проведеного тестування, можна зробити висновок, що система працює коректно та правильно, реалізовані методи інформаційної системи повертають очікувані значення та повністю відповідають поставленим завданням.

Було проведено дослідження ефективності запропонованого в роботі методу стохастичного навчання нейронної мережі з використанням генетичного алгоритму, що виконувалось з використанням розробленої відповідної інформаційної системи. Результати досліджень свідчать про те, що у середньому для навчання нейронної мережі алгоритмом зворотного поширення похибки було здійснено 27658 ітерацій, у той час як що в середньому для навчання нейронної мережі з використанням розробленого методу похибки було здійснено 135573 ітерацій, тобто розроблений метод вимагає суттєво більшої кількості ітерацій зміни значень множин ваг синапсів нейронної мережі. Але при цьому в середньому для навчання нейронної мережі алгоритмом зворотного поширення похибки було затрачено 318 секунд, у той час як що в середньому для навчання нейронної мережі з використанням розробленого методу було затрачено 289 секунд, що визначає можливість більш швидкого навчання нейронної мережі при використанні методу стохастичного навчання нейронної мережі з використанням генетичного алгоритму.

## Загальні висновки

Кваліфікаційна робота магістра розв'язує науково-технічну задачу розробки методу стохастичного навчання нейронної мережі з використанням генетичного алгоритму, особливістю якого є те, що для одержання нових зразків множин ваг синапсів застосовується тільки оператор мутації та використовується подвійний контроль завершення процесу навчання нейронної мережі, забезпечуючи завершення процесу навчання як за сталості найкращого зразка множини ваг синапсів у популяції, так і за вичерпанням граничної кількості періодів виконання генетичного алгоритму.

В результаті виконання кваліфікаційної роботи магістра поставлено і *вирішено наступні завдання:*

1. Досліджено сучасний стан підходів до навчання нейронних мереж.
2. Розроблено метод стохастичного навчання нейронної мережі з використанням генетичного алгоритму.
3. Створено тестову програмну реалізацію стохастичного навчання нейронної мережі з використанням генетичного алгоритму.
4. Досліджено практичну ефективність застосування методу стохастичного навчання нейронної мережі з використанням генетичного алгоритму.

Результати виконання кваліфікаційної роботи магістра містять *інновації та наукову новизну*, зокрема було удосконалено метод стохастичного навчання нейронної мережі перцептрон з використанням генетичного алгоритму, який дозволяє для визначеного навчального матеріалу в вигляді множини класифікованих зразків образів за вхідними даними у вигляді значень параметрів максимальної та мінімальної зміни ваг синапсів за оператора мутації, обсягу робочої вибірки множин ваг синапсів та кількості ваг синапсів кожної множини що підпадають під дію оператора мутації, одержувати вихідні дані у вигляді множини ваг синапсів, які є результатом навчання та дозволяють коректно

розпізнавати зразки образів із навчальної вибірки, й відрізняється від існуючих методів тим, що для одержання нових зразків множин ваг синапсів застосовує тільки оператор мутації та використовує подвійний контроль завершення процесу навчання нейронної мережі, забезпечуючи завершення процесу навчання як за сталості найкращого зразка множини ваг синапсів у популяції, так і за вичерпанням граничної кількості періодів виконання генетичного алгоритму.

Проведені дослідження ефективності запропонованого в роботі методу стохастичного навчання нейронної мережі з використанням генетичного алгоритму виконувалось з використанням розробленої відповідної інформаційної системи. Результати досліджень свідчать, що у середньому для навчання нейронної мережі алгоритмом зворотного поширення похибки було здійснено 27658 ітерацій, у той час як що в середньому для навчання нейронної мережі з використанням розробленого методу похибки було здійснено 135573 ітерацій, тобто розроблений метод вимагає суттєво більшої кількості ітерацій зміни значень множин ваг синапсів нейронної мережі. Але при цьому в середньому для навчання нейронної мережі алгоритмом зворотного поширення похибки було затрачено 318 секунд, у той час як що в середньому для навчання нейронної мережі з використанням розробленого методу було затрачено 289 секунд, що визначає можливість більш швидкого навчання нейронної мережі при використанні методу стохастичного навчання нейронної мережі з використанням генетичного алгоритму.

При проведенні експериментів була використана біометрична база даних відбитків пальців «Sokoto Coventry Fingerprint Dataset», розроблена для академічних дослідницьких цілей і складається з 6000 зображень відбитків пальців 600 осіб та містить унікальні атрибути, такі як мітки для статі, назви руки та пальця, з якого знято відбиток, а також синтетично змінені версії з трьома різними рівнями зміни для стирання, центрального обертання та z-вирізу за допомогою інструментарію STRANGE.

Одержані наукові і практичні результати кваліфікаційної роботи магістра доповідались в доповіді на тему «Підхід до навчання нейромережі зі стохастичною складовою» на XIV Всеукраїнській науково-практичній конференції «Актуальні проблеми комп'ютерних наук АПКН-2022» (18-19 листопада 2022 року); за темою роботи автором виконано наукову публікацію [31].

## Перелік посилань

1. Wikipedia. Classification of Neural Network. URL: <https://www.educba.com/classification-of-neural-network/>.
2. Ena. Методи навчання штучної нейронної мережі. URL: [http://ena.lp.edu.ua:8080/bitstream/ntb/36551/1/26\\_160-170.pdf](http://ena.lp.edu.ua:8080/bitstream/ntb/36551/1/26_160-170.pdf)
3. Штучна нейронна мережа. URL: [https://uk.wikipedia.org/wiki/Штучна\\_нейронна\\_мережа](https://uk.wikipedia.org/wiki/Штучна_нейронна_мережа)
4. Wikipedia. Перцептрон. URL: <https://uk.wikipedia.org/wiki/Перцептрон>
5. Uadoc. Алгоритми навчання нейронних мереж. URL: <https://uadoc.zavantag.com/text/24469/index-1.html>
6. Ena. Методи навчання штучної нейронної мережі. URL: [https://ena.lpnu.ua/bitstream/ntb/36551/1/26\\_160-170.pdf](https://ena.lpnu.ua/bitstream/ntb/36551/1/26_160-170.pdf)
7. Шамрелюк В. В., Собко О.В., Молчанова М. О., Мазурець О. В. Інформаційна модель генетичного алгоритму навчання нейронної мережі. Збірник наукових праць за матеріалами XIII Всеукраїнської науково-практичної конференції «Актуальні проблеми комп'ютерних наук АПКН-2021». Хмельницький, 2021. с. 264-267.
8. Towardsdatascience. Using Genetic Algorithms to Train Neural Networks. URL: <https://towardsdatascience.com/using-genetic-algorithms-to-train-neural-networks-b5ffe0d51321>
9. Education-wiki. Застосування нейронної мережі. URL: <https://uk.education-wiki.com/2326166-application-of-neural-network>
10. Conferences. Класифікація зображень на основі згорткової нейронної мережі. URL: <https://conferences.vntu.edu.ua/index.php/all-fitki/all-fitki-2020/paper/download/8991/7755>
11. Nbuu. Порівняльний аналіз двох підходів при рішенні задачі класифікації. URL: [http://nbuv.gov.ua/UJRN/recs\\_2014\\_6\\_23](http://nbuv.gov.ua/UJRN/recs_2014_6_23)

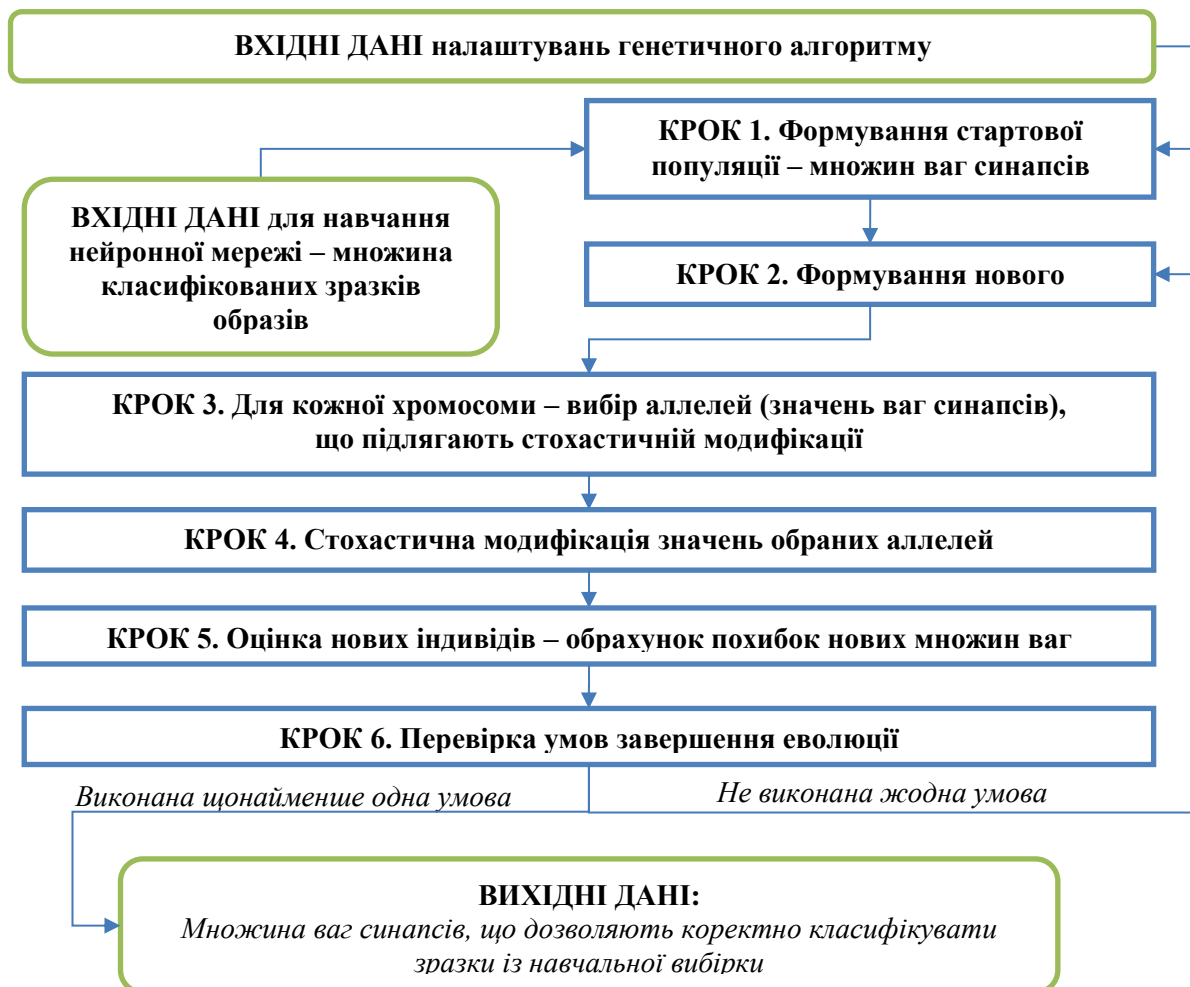
12. Pm-mm. Особливості застосування нейромережових методів пошуку схожих за контентом зображень. URL: <https://pm-mm.dp.ua/index.php/pmmm/article/view/277>
13. Wikipedia. Влучність та повнота. URL: [https://uk.wikipedia.org/wiki/Влучність\\_та\\_повнота](https://uk.wikipedia.org/wiki/Влучність_та_повнота)
14. Wikipedia. Матриця сплутаності. URL: [https://uk.wikipedia.org/wiki/Матриця\\_сплутаності](https://uk.wikipedia.org/wiki/Матриця_сплутаності)
15. Theconversation. Fingerprinting to solve crimes: not as robust as you think. URL: <https://theconversation.com/fingerprinting-to-solve-crimes-not-as-robust-as-you-think-85534>
16. Bayometric. How fingerprint based criminal background check and employee screening offers superior security. URL: <https://www.bayometric.com/how-fingerprint-based-criminal-background-check-and-employee-screening-offers-superior-security/>
17. Aware. Fingerprint Recognition. URL: <https://www.aware.com/fingerprint-recognition>
18. Biometric-solutions. Fingerprint recognition URL: <https://www.biometric-solutions.com/fingerprint-recognition.html>
19. Obejor. Finger Print Detection Scanner – Dermalog LF10. URL: <https://obejor.com.ng/product/finger-print-detection-scanner-dermalog-lf10>
20. K. Ito, A. Morita, T. Aoki, T. Higuchi, H. Nakajima and K. Kobayashi, "A fingerprint recognition algorithm using phase-based image matching for low-quality fingerprints," IEEE International Conference on Image Processing 2005, 2005, pp. II-33, doi: 10.1109/ICIP.2005.1529984. URL: <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/1529984>
21. P. Krishnasamy, S. Belongie and D. Kriegman, "Wet fingerprint recognition: Challenges and opportunities," 2011 International Joint Conference on Biometrics (IJCB), 2011, pp. 1-7, doi: 10.1109/IJCB.2011.6117594. URL: <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/6117594>

22. Tiot. Desktop Applications. URL: <https://www.tiot.jp/en/solutions/software/desktop-applications>
23. Truelist. Linux Statistics. URL: <https://truelist.co/blog/linux-statistics/>
24. Indeed. What Is the .NET Framework? Overview, Components and Benefits. URL: <https://www.indeed.com/career-advice/career-development/what-is-net>
25. Sapphiresolutions. What is the importance & uses of C# development in 2022? Find Out! URL: <https://www.sapphiresolutions.net/blog/what-is-the-importance-uses-of-c-development-in-2022-find-out>
26. Themeselection. What IS IDE In Programming? URL: <https://themeselection.com/ide-in-programming/>
27. Wikipedia. Microsoft Visual Studio. URL: [https://uk.wikipedia.org/wiki/Microsoft\\_Visual\\_Studio](https://uk.wikipedia.org/wiki/Microsoft_Visual_Studio)
28. Informaticsland. Поняття бази даних. Поняття, призначення й основні функції систем управління базами даних. Поняття моделі даних, основні моделі даних. URL: <https://informaticsland.wordpress.com/11-ikt-05-09-17/>
29. Mysql. Products. URL: <https://www.mysql.com/products/workbench/>
30. Papi, S., Ferrara, M., Maltoni, D. and Anthonioz, A., 2016, "On the Generation of Synthetic Fingerprint Alterations". in Proceedings of the International Conference of the Biometrics Special Interest Group (BIOSIG), pp. 1-6, IEEE Xplore.
31. Пітик Я.О., Молчанова М.О., Собко О.В., Мазурець О.В. Підхід до навчання нейромережі зі стохастичною складовою. Збірник наукових праць за матеріалами XIV Всеукраїнської науково-практичної конференції «Актуальні проблеми комп'ютерних наук АПКН-2022». Хмельницький, 2022. с. 240-244. [https://kn.khmnu.edu.ua/wp-content/uploads/sites/18/apkn2022\\_corpuspaper.pdf](https://kn.khmnu.edu.ua/wp-content/uploads/sites/18/apkn2022_corpuspaper.pdf)

# ДОДАТКИ

## Додаток А

**Схема методу стохастичного навчання нейронної мережі перцептрон з використанням генетичного алгоритму**



## Додаток Б

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

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

#### Перелік наукових публікацій:

1. Пітик Я.О., Молчанова М.О., Собко О.В., Мазурець О.В. Підхід до навчання нейромережі зі стохастичною складовою. Збірник наукових праць за матеріалами XIV Всеукраїнської науково-практичної конференції «Актуальні проблеми комп'ютерних наук АПКН-2022». Хмельницький, 2022. с. 240-244.

Міністерство освіти і науки України  
Хмельницький національний університет



### **ЗБІРНИК НАУКОВИХ ПРАЦЬ**

за матеріалами XIV Всеукраїнської науково-практичної конференції  
«Актуальні проблеми комп'ютерних наук АПКН-2022.»

*18-19 листопада 2022*

Хмельницький 2022

УДК 004.4

Пітук Я.О., Молчанова М.О., Собко О.В., Мазурець О.В.

Хмельницький національний університет

## ПІДХІД ДО НАВЧАННЯ НЕЙРОМЕРЕЖІ ЗІ СТОХАСТИЧНОЮ СКЛАДОВОЮ

Навчання нейронної мережі генетичним алгоритмом є досить розповсюдженим підходом до навчання нейронних мереж. За своїм принципом алгоритм схожий з еволюційними природними процесами, що ґрунтуються на комбінуванні результатів. В роботі проведено дослідження відомих методів навчання нейромереж, а також запропоновано метод ідентифікації відбитків пальців на базі стохастичного алгоритму навчання із використанням генетичного алгоритму.

*Neural network training with a genetic algorithm is a fairly common approach to neural network training. According to its principle, the algorithm is similar to the evolutionary natural processes based on the combination of results. In the paper, a study of known methods of learning neural networks is carried out, and a method of fingerprint identification based on a stochastic learning algorithm using a genetic algorithm is proposed.*

Нейронні мережі – це найефективніший спосіб вирішення реальних задач штучного інтелекту. На сучасному етапі це також одна з широко досліджуваних областей в інформатиці, тому практично кожного дня створюються нові модифікації існуючих видів нейромереж, а також шукаються нові варіанти архітектур [1]. Існують сотні нейронних мереж для вирішення задач, характерних для самих різних областей. Тому, відповідно, і нейромережі є досить різноманітними та мають різні види складності.

Існує багато видів НМ, які можуть бути на стадії розробки. Їх можна класифікувати залежно від: структури, потоку даних, використовуваних нейронів та їх щільності, шарів та їх глибинних фільтрів активації тощо [2]. Загальний вигляд НМ зображено на рисунку 1.

Багатошаровий персептрон. Коло задач, що може вирішити нейромережа з архітектурою багатошарового персептрон: розпізнавання мови, машинний переклад, комплексна класифікація та ще ряд інших.

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

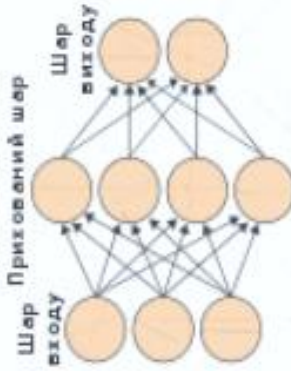


Рисунок 1 – Загальний вигляд нейронної мережі [3]

Кожен окремий вузол НМ з'єднаний з усіма нейронами на наступному рівні, що робить його повністю пов'язаною нейронною мережею. Присутні вхідні та вихідні шари з декількома прихованими шарами, тобто загалом щонайменше три або більше шарів. НМ має двонаправлене поширення, тобто пряме та зворотне поширення.

НМ зі загортовою архітектурою (CNN) спроможні вирішувати ряд задач, серед яких: обробка зображень, комп'ютерний зір, розпізнавання мови, машинний переклад тощо.

Рекурентні нейронні мережі (RNN). НМ такої архітектури використовують для задач обробки тексту, перевірки граматики тощо. Також для перетворення тексту в мовлення, тестування зображень, аналізу настроїв (тональності) та перекладів.

Основною перевагою НМ є здатність до навчання, як це здатні робити люди. Людина навчається через спостереження та повторення, поки деякі завдання не будуть добре виконані. З фізіологічної точки зору, процес навчання в людському мозку представляє собою реконфігурацію нейронних сполук між вузлами, які результуються в нову структуру мислення [4].

Існує багато різних алгоритмів навчання, проте вони всі діляться на два великі класи: детерміністські і стохастичні. У першому з них піддаштування ваг являє собою досить жорстку послідовність дій, у другому вона визначається на базі дій, що підкоряються деякому випадковому процесу [5].

Незалежно від класу, алгоритми навчання підкоряються двом основним принципам: з учителем і без учителя. Якщо проводити аналогію з навчанням людини, то вона також здатна набувати досвіду або маючи наставника, який спрямовує та вказує правильну відповідь, або без нього, орієнтуючись лише на власні спостереження. Різниця між підходами у тому, що з одних «уроків» вчитель необхідний, а в інших досить самостійного засвоєння матеріалу.

З огляду матеріалу вище, можна помітити досить широкий спектр застосування нейронних мереж для вирішення різноманітних задач. Вони досить

широко використовуються для класифікації, прогнозування, виявлення об'єктів, генерації зображень і обробки природної мови [6].

Отже, можна широко класифікувати програми з використанням нейромереж в таких областях:

- зображення;
- сигнали;
- мову.

На сьогодні є багато методів та алгоритмів рішення задач класифікації зображень, однак усі ці ідеї поступаються у точності результату, простоті і швидкодії штучним НМ [7]. Часто в основі сучасних глибоких нейронних мереж лежать архітектури мереж згортового типу, нашіталт когнітрона і неокогнітрона. Їхня ефективність та стрімкий розвиток обумовлено гібридним підходом до архітектурних рішень, а також розвитком методів навчання та додаткових захисних методів від перенавчання.

Однією із задач розпізнавання зображень є ідентифікація за відбитками пальців. Приклад застосування, що реалізовує задачу розпізнавання відбитків пальців [8, 9]. Застосунок за допомогою різних алгоритмів знаходить особливості людини, нашіталт відбитка, та зображення і образ (рисунок 2).

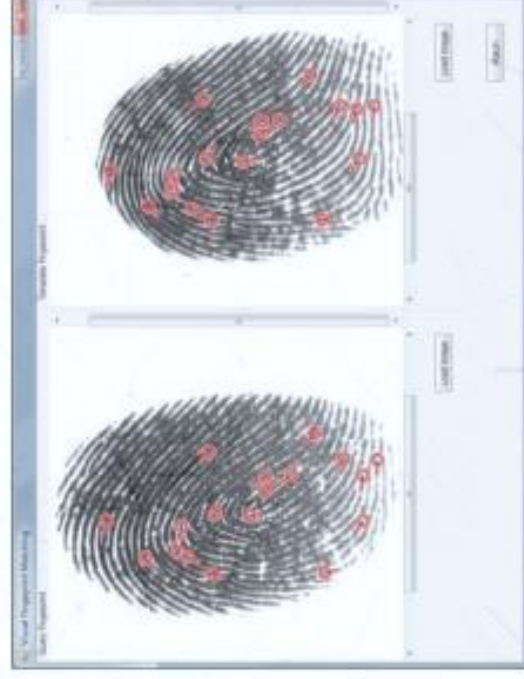


Рисунок 2 – Порівняння відбитків

Враховуючи усе вищесказане, пропонується стохастичний метод навчання нейромережі з використанням генетичного алгоритму, загальна концепція якого проілюстрована на рисунку 3.

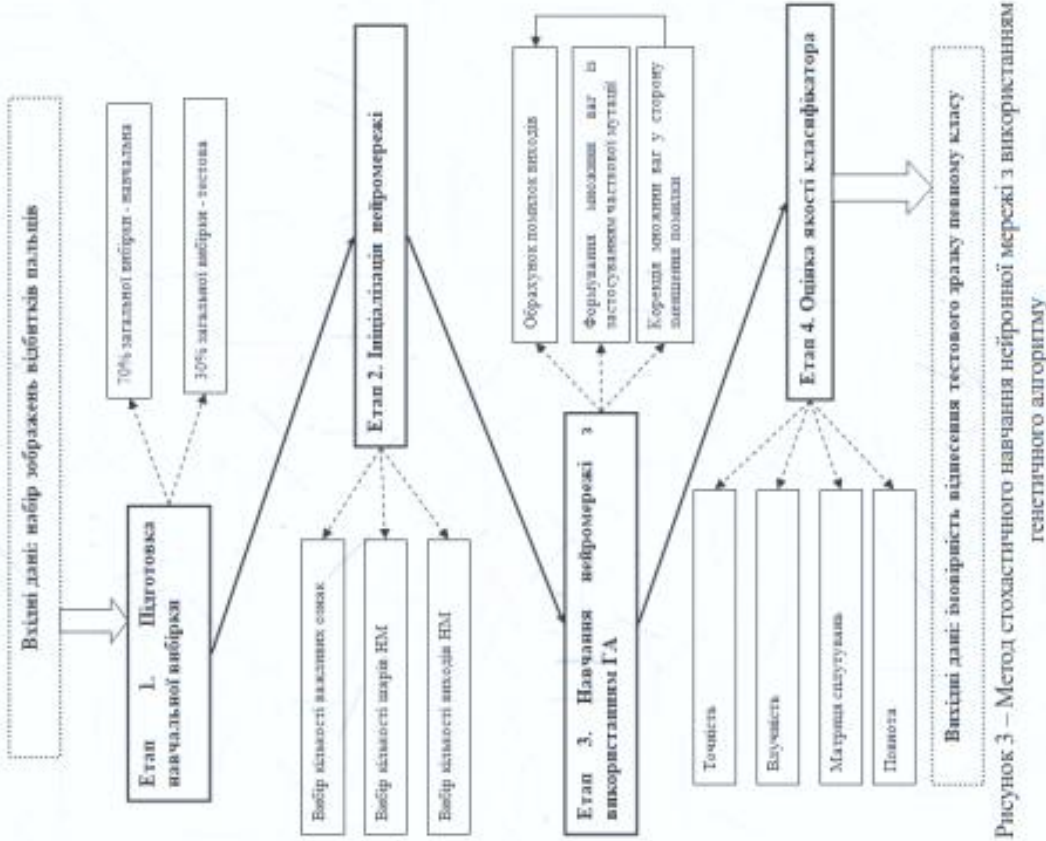


Рисунок 3 – Метод стохастичного навчання нейронної мережі з використанням генетичного алгоритму

Вхідними даними методу стохастичного навчання нейронної мережі з використанням генетичного алгоритму є колекція зображень відбитків пальців. Існуюча вибірка для процесу навчання ділиться на дві частини – 70% навчальний набір і 30% набір даних для перевірки коректності роботи.

На другому етапі методу йде визначення архітектури нейромережі. Рішення стосовно вибору архітектури НМ може суттєвим чином впливати не лише на якість

отримуваних результатів, а і на швидкість навчання. Обирається кількість шарів та їх розмірності.

Третім етапом є безпосередньо організація процесу навчання нейромережі із використанням генетичного алгоритму. Випадковим чином із заданого діапазону ваг виконуються мутації, де ваги перетворюються, а решта ваг піддаються заданим алгоритмом навчання.

Останнім етапом є оцінка роботи навченого класифікатора. Для оцінки роботи пропонується використати такі параметри як: точність, влучність, повнота та матрицю сплутувань.

Отже, у роботі наведено аналіз відомих методів навчання нейромереж, а також запропоновано метод ідентифікації відбитків пальців на базі стохастичного алгоритму навчання із використанням генетичного алгоритму. У якості оцінок ефективності наведеного підходу авторами запропоновано використати точність, повноту, влучність та матрицю сплутувань.

### Перелік посилань

1. Classification of Neural Network. URL: <https://www.educba.com/classification-of-neural-network/>.
2. Методи навчання штучної нейронної мережі. URL: [http://ena.lp.edu.ua:8080/bitstream/ntb/36551/1/26\\_160-170.pdf](http://ena.lp.edu.ua:8080/bitstream/ntb/36551/1/26_160-170.pdf)
3. Штучна нейронна мережа. URL: [https://uk.wikipedia.org/wiki/Штучна\\_нейронна\\_мережа](https://uk.wikipedia.org/wiki/Штучна_нейронна_мережа)
4. Алгоритми навчання нейронних мереж. URL: <https://uadoc.zavanta.com/text/24469/index-1.html>
5. Методи навчання штучної нейронної мережі. URL: [https://ena.lp.edu.ua/bitstream/ntb/36551/1/26\\_160-170.pdf](https://ena.lp.edu.ua/bitstream/ntb/36551/1/26_160-170.pdf)
6. Застосування нейронної мережі. URL: <https://uk.education-wiki.com/2326166-application-of-neural-network>
7. Класифікація зображень на основі згорткової нейронної мережі. URL: <https://conferences.vnu.edu.ua/index.php/all-fiki-2020/paper/download/8991/7755>
8. Порівняльний аналіз двох підходів при рішенні задачі класифікації. URL: [http://nbuv.gov.ua/UJRN/rees\\_2014\\_6\\_23](http://nbuv.gov.ua/UJRN/rees_2014_6_23)
9. Овчарук О. М. Метод фасеткового дорозпізнавального перетворення зображень для нейромережевого розпізнавання / О. М. Овчарук, О. В. Мазурець // Збірник наукових праць за матеріалами XII Всеукраїнської науково-практичної конференції «Актуальні проблеми комп'ютерних наук АІПКН-2020» – Хмельницький, 2020. – С.203-208.

## Додаток В

### Презентаційний матеріал

#### КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА МАГІСТРА

### Метод стохастичного навчання нейронної мережі з використанням генетичного алгоритму

ВИКОНАВ

СТУДЕНТ 2 КУРСУ, ГР. КНМ-21-1

ПІТИК ЯРОСЛАВ ОЛЕКСАНДРОВИЧ

КЕРІВНИК

ВИКЛАДАЧ КАФЕДРИ КН МОЛЧАНОВА МАРИНА ОЛЕКСІЇВНА

## Мета кваліфікаційної роботи

Метою кваліфікаційної роботи магістра є вирішення задачі стохастичного навчання нейронної мережі з використанням генетичного алгоритму, що дозволить для визначеного навчального матеріалу в вигляді множини класифікованих зразків образів за вхідними даними у вигляді значень параметрів максимальної та мінімальної зміни ваг синапсів за оператора мутації, обсягу робочої вибірки множин ваг синапсів та кількості ваг синапсів кожної множини що підпадають під дію оператора мутації, одержувати вихідні дані у вигляді множини ваг синапсів, які є результатом навчання та дозволяють коректно розпізнавати зразки образів із навчальної вибірки.

# Задачі роботи

Для досягнення мети слід вирішити наступні завдання:

1. Дослідити сучасний стан підходів до навчання нейронних мереж.
2. Розробити метод стохастичного навчання нейронної мережі з використанням генетичного алгоритму.
3. Створити тестову програмну реалізацію стохастичного навчання нейронної мережі з використанням генетичного алгоритму.
4. Дослідити практичну ефективність застосування методу стохастичного навчання нейронної мережі з використанням генетичного алгоритму.

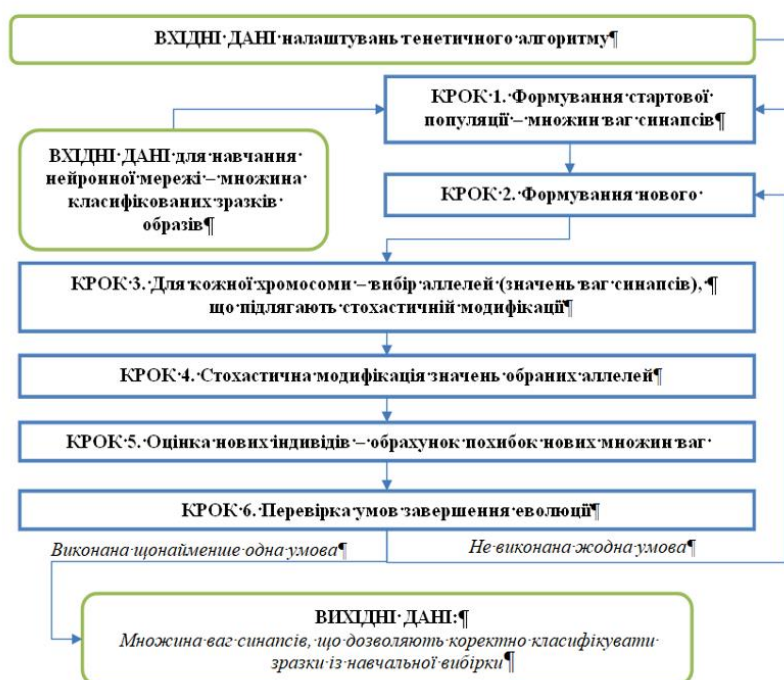
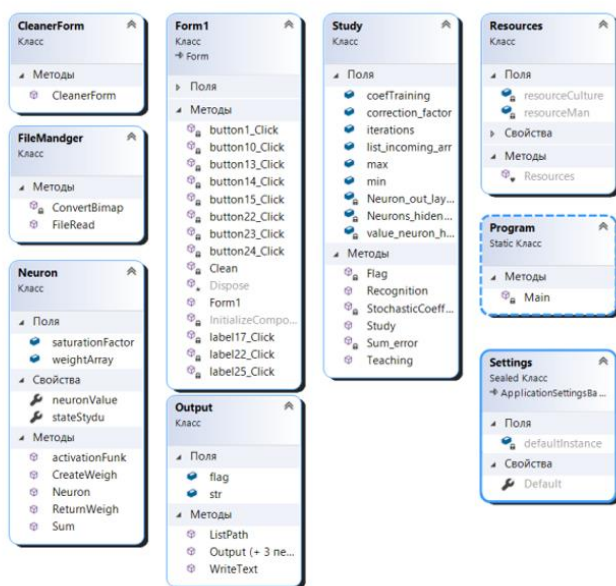


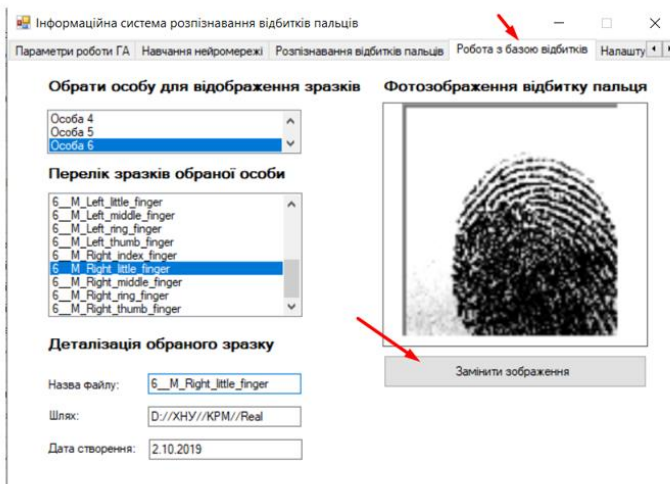
Схема методу стохастичного навчання нейронної мережі перцептрон з використанням генетичного алгоритму



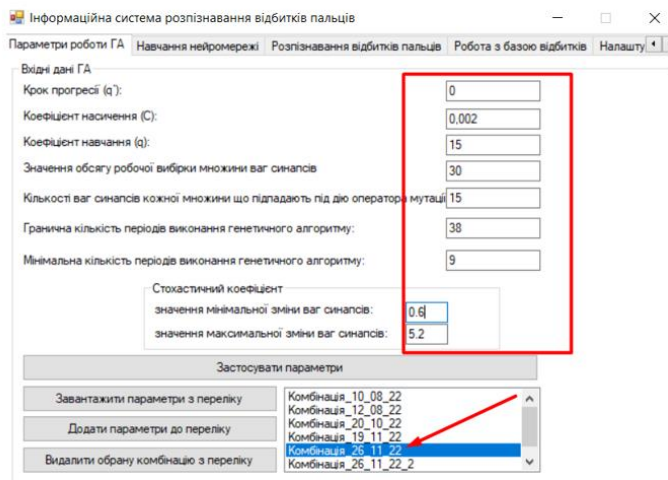
Послідовність дій для стохастичної модифікації значень алелей у методі стохастичного навчання нейронної мережі



Діаграма класів інформаційної системи автоматизованого розпізнавання дактилоскопічних зразків



Робота інформаційної системи на базі методу стохастичного навчання нейронної мережі перцептрон із використанням генетичного алгоритму



Робота інформаційної системи на базі методу стохастичного навчання нейронної мережі перцептрон із використанням генетичного алгоритму

## ВИСНОВКИ

Кваліфікаційна робота магістра розв'язує науково-технічну задачу розробки методу стохастичного навчання нейронної мережі з використанням генетичного алгоритму, особливістю якого є те, що для одержання нових зразків множин ваг синапсів застосовується тільки оператор мутації та використовується подвійний контроль завершення процесу навчання нейронної мережі, забезпечуючи завершення процесу навчання як за сталості найкращого зразка множини ваг синапсів у популяції, так і за вичерпанням граничної кількості періодів виконання генетичного алгоритму.

## ВИСНОВКИ

В результаті виконання кваліфікаційної роботи магістра поставлено і вирішено наступні завдання:

1. Досліджено сучасний стан підходів до навчання нейронних мереж.
2. Розроблено метод стохастичного навчання нейронної мережі з використанням генетичного алгоритму.
3. Створено тестову програмну реалізацію стохастичного навчання нейронної мережі з використанням генетичного алгоритму.
4. Досліджено практичну ефективність застосування методу стохастичного навчання нейронної мережі з використанням генетичного алгоритму.

Ім'я користувача:  
Кафедра КН

ID перевірки:  
1013263969

Дата перевірки:  
10.12.2022 05:59:11 EET

Тип перевірки:  
Doc vs Internet + Library

Дата звіту:  
10.12.2022 06:01:13 EET

ID користувача:  
100005671

Назва документа: КНм-21-1\_Пітик

Кількість сторінок: 85 Кількість слів: 14100 Кількість символів: 110212 Розмір файлу: 3.54 MB ID файлу: 1013021998

Виявлено модифікації тексту (можуть впливати на відсоток схожості)

## 6.05% Схожість

Найбільша схожість: 3.55% з джерелом з Бібліотеки (ID файлу: 1013021999)

4.02% Джерела з Інтернету

117

Сторінка 87

5.34% Джерела з Бібліотеки

94

Сторінка 87

## 0% Цитат

Вилучення цитат вимкнене

Вилучення списку бібліографічних посилань вимкнене

## 0% Вилучень

Немає вилучених джерел

## Модифікації

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

Замінені символи

9

Підозріле форматування

15  
сторінок

## Anti-Plagiarism v-15.257

**Максимальне співпадіння з одним документом 2.0%**

Словники перевірки: en\_US, ru\_RU, ua\_UA. Помилки в документах: 12%

ID: 109308 Назва: КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА МАГІСТРА на тему Метод стохастичного навчання нейронної мережі з використанням генетичного алгоритму Додано в БД: 2022-12-10 Автора: Я.О. Пітик Керівники: М.О. Молчанова Консультанти: Опоненти:	Документ		Сумарний збіг по Базі Даних	
	Символи	Лексеми	Символи	Лексеми
	89814	1237	4059 (5%)	61 (5%)

### Джерело плагіату

ID	Опис	Наявність плагіату в документі	
		Символи	Лексеми

РІШЕННЯ ЕКСПЕРНОЇ КОМІСІЇ  
КАФЕДРИ КОМП'ЮТЕРНИХ НАУК  
ПРО ДОПУСК КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ РОБОТИ МАГІСТРА ДО ЗАХИСТУ  
ЗА РЕЗУЛЬТАТАМИ АНАЛІЗУ ЗВІТУ ПОДІБНОСТІ

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

Назва: Метод стохастичного навчання нейронної мережі з використанням генетичного алгоритму

Автор: Пітик Ярослав Олександрович

Спеціальність: 122 – Комп'ютерні науки

Освітня програма: освітньо-професійна

Науковий керівник: викладач кафедри КН Молчанова Марина Олексіївна

Після аналізу звіту подібності зроблено такий висновок:

№	Висновок	Позначка про відповідність
1	Запозичення, виявлені в роботі, є законними і не є плагіатом. Робота приймається до захисту.	відповідає
2	Виявлені запозичення не є плагіатом, розміщені в розділах, які не описують безпосередньо авторське дослідження, але кількість цитат перевищує обсяг, виправданий поставленою метою роботи. Робота приймається до захисту, але має бути відкоригована. Відкоригований варіант має бути поданий на кафедру за 2 дні до захисту, разом із заявою щодо самостійності виконання письмової роботи та ідентичності друкованої та електронної версії роботи	—
3	Виявлені запозичення не є плагіатом, але частково розміщені в розділах, які описують безпосередньо авторське дослідження, а кількість цитат перевищує обсяг, виправданий поставленою метою роботи. В зв'язку з цим мета роботи та поставлені завдання не були досягнені. Робота може бути допущена до захисту (наступного року) після того як буде відкоригована та допрацьована і успішно пройде повторну перевірку на академічний плагіат.	—
4	Робота містить навмисні текстові спотворення, передбачувані спроби укриття запозичень або інші прояви академічного плагіату. Робота містить фабрикацію або фальсифікацію даних. Робота не допускається до захисту.	—

Підтвердження:

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

- 1) За програмою Anti-Plagiarism виявлені 5%, які є фрагментарними, не більше 2% на джерело – містять поширені конструкції, загальновідомі терміни та визначення.
- 2) За програмою UNICHECK виявлені 6,05%, які є фрагментарними, не більше 3,55% на джерело – містять поширені конструкції, загальновідомі терміни та визначення.

Сумарний обсяг всіх запозичень, визначений системою виявлення збігів/ідентичності/схожості, складає 5% і 6,05% відповідно, що, з урахуванням наведених обґрунтувань, відповідає характеру наукового дослідження і свідчить на користь кваліфікаційної роботи.

Керівник роботи

\_\_\_\_\_

Марина Молчанова

Гарант ОП

\_\_\_\_\_

Руслан Багрій

Завідувач кафедри КН

\_\_\_\_\_

Олександр Бармак



ХМЕЛЬНИЦЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ  
МОН УКРАЇНИ



кафедра комп'ютерних наук

**ВІДГУК ОПОНЕНТА**

**на кваліфікаційну роботу магістра**

*гр. КНМ-21-1 Пітика Ярослава Олександровича за темою: Метод стохастичного навчання нейронної мережі з використанням генетичного алгоритму*

**1. Актуальність обраної теми**

Штучний інтелект є вельми потужною та затребуваною галуззю в наукових дослідженнях. Практична реалізація методів ШІ успішно впроваджується в різних сферах діяльності людини: від розпізнавання образів до побудови найкоротших маршрутів. Зокрема, дактилоскопія з кожним роком застосовує все більш потужні та швидкі методи для розпізнавання відбитків пальців, що значно заощаджує не лише час фахівців, а й ресурси, на це витрачені. Тому, реалізація методу стохастичного навчання нейронної мережі з використанням генетичного алгоритму є актуальною темою, дослідження в обраній автором сфері перспективні.

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

Обрана автором тема, а саме метод стохастичного навчання нейронної мережі з використанням генетичного алгоритму, в межах якої реалізовані 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 було продемонстровано наукову новизну та інновації, що повною мірою відповідають спеціальності 122 «Комп'ютерні науки» в межах обраної області дослідження. Зокрема було удосконалено метод стохастичного навчання нейронної мережі перцептрон з використанням генетичного алгоритму, відрізняється від існуючих методів тим, що для одержання нових зразків множин ваг синапсів застосовує тільки оператор мутації та використовує подвійний контроль завершення процесу навчання нейронної мережі, забезпечуючи завершення процесу навчання як за сталості найкращого зразка множини ваг синапсів у популяції, так і за вичерпанням граничної кількості періодів виконання

генетичного алгоритму. Результати дослідження оприлюднені на науково-практичній конференції.

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

Робота містить чотири розділи. В першому розділі автор розкриває актуальні проблеми в галузі розпізнавання образів та дактилоскопії, як за допомогою засобів ШІ, зокрема методам стохастичного навчання нейронної мережі з використанням генетичного алгоритму можна покращити цю сферу діяльності. Другий розділ присвячено розробці методу стохастичного навчання нейронної мережі з використанням генетичного алгоритму. У третьому розділі виконано розробку інформаційної системи стохастичного навчання нейронної мережі з використанням генетичного алгоритму. У четвертому розділі виконано дослідження ефективності розробленого методу стохастичного навчання нейронної мережі з використанням генетичного алгоритму.

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

Автор кваліфікаційної роботи магістра повною мірою обґрунтовує й розкриває тему дослідження, було 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**

У роботі відсутні суттєві недоліки. Рекомендовано оновити до більш нових деякі з джерел, що використовуються в роботі.

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

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

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



**ХМЕЛЬНИЦЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ  
УНІВЕРСИТЕТ МОН УКРАЇНИ**



**кафедра комп'ютерних наук**

**ВІДГУК НАУКОВОГО КЕРІВНИКА**

**на кваліфікаційну роботу магістра**

*гр. КНм-21-1 Пітика Ярослава Олександровича за темою: Метод стохастичного навчання нейронної мережі з використанням генетичного алгоритму*

**1. Актуальність теми**

Використання штучного інтелекту в будь-якій справі, що потребує оцінки людини, здатна в разі пришвидшити роботу та підвищити точність отриманих результатів. Це стосується як і дактилоскопії, так і інших сфер зі схожим видом діяльності. Кваліфікаційна робота магістра вирішує науково-технічну задачу створення методу стохастичного навчання нейронної мережі з використанням генетичного алгоритму. Використання засобів штучного інтелекту в вузькоспеціалізованій сфері дактилоскопії робить цю роботу актуальною, що продемонстровано автором.

**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 створенням методу стохастичного навчання нейронної мережі з використанням генетичного алгоритму, повною мірою відповідає предметній області спеціальності 122 «Комп'ютерні науки» та вимогам до кваліфікаційної роботи.

**3. Професійні та особистісні якості магістранта**

Виконуючи кваліфікаційну роботу магістра Пітик Ярослав Олександрович зарекомендував себе як дисциплінований, кваліфікований студент, поставлені задачі виконував якісно, вчасно та старанно. Проявив достатні знання та навички для одержання успішного результату компетентності знання та навички.

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

Результати, отримані в результаті виконання кваліфікаційної роботи бакалавра, є результатом самостійної діяльності студента. Отримані положення наукової новизни та інновації, описані в роботі, дозволили покращити існуючі методи в галузі стохастичного навчання нейронних мереж з використанням генетичного алгоритму.

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

В кваліфікаційній роботі магістра було представлено наукову новизну та інновації, відповідні спеціальності 122 «Комп'ютерні науки» в межах обраної області дослідження.

Вдосконалено метод автоматизованого планування маршрутів пересування безпілотних транспортних засобів на базі мурашиного алгоритму, його особливістю є те, що він обраховує й дає можливість врахувати вплив показників зміни висоти при переміщенні між парами точок обльоту, а також виконує операції з елементами множини точок обльоту з урахуванням їх відношення до визначеної ділянки визначеного поля, що надає можливість врахувати вплив на параметри польоту географічних факторів й уникнути потреб у вильоті безпілотних транспортних засобів за межі актуальних ділянок при побудові маршруту обльоту. Результати роботи оприлюдненні на науково-практичній конференції.

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

Магістрант виявив високий ступінь оволодіння необхідними 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 у роботі виконані, а також проведено аналіз результатів прикладного застосування запропонованих засобів стохастичного навчання нейронної мережі з використанням генетичного алгоритму

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

Структура роботи й 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**

Було створено інформаційну систему стохастичного навчання нейронної мережі з використанням генетичного алгоритму, яка є прикладною програмною реалізацією відповідного методу й призначена для проведення експериментів із метою дослідження ефективності даного методу. Проведені дослідження ефективності запропонованого в роботі методу стохастичного навчання нейронної мережі з використанням генетичного алгоритму виконувалось з використанням розробленої відповідної інформаційної системи.

#### **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  викладач каф. КН Молчанова Марина Олексіївна