

Міністерство освіти і науки України  
НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ «КИЄВО-МОГИЛЯНСЬКА АКАДЕМІЯ»

Кафедра інформатики факультету інформатики



**Реалізація проекту "розумні двері" з застосуванням нейронної мережі**

**Текстова частина до курсової роботи  
за спеціальністю „Комп’ютерні науки” - 122**

**Керівник курсової роботи**

Кандидат фізико-математичних наук,

доцент Ющенко Ю.О.

\_\_\_\_\_  
(підпис)

“ \_\_\_\_ ” \_\_\_\_\_ 2020 р.

**Виконав студент КН-3**

Дубчак О. Б.

“ \_\_\_\_ ” \_\_\_\_\_ 2020 р.

Київ 2020

Міністерство освіти і науки України  
НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ «КИЄВО-МОГИЛЯНСЬКА  
АКАДЕМІЯ»

Кафедра інформатики факультету інформатики

ЗАТВЕРДЖУЮ

Зав.кафедри інформатики,  
Доцент., к. ф.-м. н. С.С.Гороховський  
(підпис)

„\_\_\_\_\_” \_\_\_\_\_ 2020 р.

**ІНДИВІДУАЛЬНЕ ЗАВДАННЯ**

на курсову роботу

студенту Закревському Олександрю Юрійовичу факультету  
інформатики 4-го курсу

ТЕМА Система надання рекомендацій постів у соціальній мережі  
Pinterest

Зміст ТЧ до курсової роботи:

1. Індивідуальне завдання
2. Календарний план
3. Вступ
4. Дослідження проблеми розпізнавання відбитків пальців
5. Опис розробки
6. Висновки
7. Список літератури

Дата видачі „\_\_\_\_\_” \_\_\_\_\_ 2020 р. Керівник \_\_\_\_\_  
(підпис)

Завдання отримав \_\_\_\_\_

(підпис)

Календарний план виконання роботи:

**Тема: Реалізація проекту "розумні двері" з застосуванням нейронної мережі**

№	Назва етапу	Термін виконання	Примітка
1.	Отримання теми курсової	09.10.2019	
2.	Пошук тематичної наукової літератури	20.10.2019	
3.	Ознайомлення з науковою літературою	13.12.2019	
4.	Створення фізичної моделі	21.12.2019	
5.	Написання коду передачі зображення у буфер	05.01.2020	
6.	Редагування зображення	15.01.2020	
7.	Створення тренувальної вибірки	10.02.2020	
8.	Створення і тренування нейронної мережі	25.02.2020	
9.	Написання реалізації алгоритму ransac	10.03.2020	
10.	Об'єднання всіх частин курсової роботи	28.03.2020	
11.	Написання теоретичної частини	28.04.2020	
12.	Перегляд змісту роботи з керівником	01.05.2020	
13.	Внесення змін до роботи	06.05.2020	
14.	Створення презентації	06.05.2020	
15.	Перевірка роботи на плагіат	11.05.2020	
18.	Захист роботи	18.05.2020	

# Зміст

Вступ .....	5
<b>1 Дослідження проблеми розпізнавання відбитків пальців .....</b>	<b>6</b>
1.1 Історія розпізнавання відбитків пальців .....	6
1.2 Структура відбитків пальців .....	7
1.3 Методи збору .....	9
1.4 Методи розпізнавання відбитку пальців .....	10
1.5 Методи виявлення мінуцій .....	11
<b>2 Опис розробки .....</b>	<b>13</b>
2.1 Загальний принцип роботи .....	13
2.2 Фізична модель .....	14
2.3 Редагування зображення .....	14
2.4 Нейронна мережа .....	16
2.4.1 Загальний опис .....	16
2.4.2 Архітектура .....	17
2.4.3 Алгоритм Convolutional sliding windows .....	18
2.4.4 Тренування .....	19
2.4.5 Результати .....	21
2.5 Розпізнавання відбитку .....	23
2.5.1 Узгодження множин точок .....	24
2.5.2 Алгоритм ransac та його покращена версія .....	24
2.5.3 Подібність відбитків .....	26
Висновки .....	29
Список літератури: .....	30

## **Вступ**

Сьогодні багато підприємств, компаній потребують надійно захистити свої приміщення від проникнення сторонніх осіб. Звичайні ключі часто губляться, їх можна скопіювати, викрасти. Замки з використанням паролів надійніші, але з'являється проблема їх зберігання, адже пароль може бути забутий або підібраний методом перебору. Застосування біометричних методів розпізнавання людини надає змогу уникнути всіх цих проблем. До них належить сканування сітківки ока, розпізнавання за голосом, обличчя, відбитки пальців. Останній метод був застосований для розробки прототипу «розумні двері», який розпізнає людину за відбитками пальців і приймає рішення відкривати двері чи ні. Робота розділена на два основні розділи. В першому обґрунтовується і досліджується проблема розпізнавання відбитків пальців. Другий розділ показує процес розробки прототипу і описує використані алгоритми.

# **1 Дослідження проблеми розпізнавання відбитків пальців**

## **1.1 Історія розпізнавання відбитків пальців**

Впродовж всієї історії людства було залишено чимало слідів людського перебування на різних територіях. Серед яких можна знайти численні відбитки пальців на археологічних артефактах. Незважаючи на те, що деякі вчені свідчать про те, що наші древні предки знали про унікальність кожного відбитку пальця, жодних доказів про це поки немає.

Перше детальне наукове дослідження анатомічної структури відбитків пальців опублікував німецький анатоміст Йоганн Кристоф Маєрс у 1788. Він дослідив візерунки відбитків, а також запропонував ідею унікальності відбитків для кожної людини. Важливу роль у дослідженні відбитків пальців також зіграли Генрі Фолд, Сер Францис Гальтон і Едвард Генрі. Останній запропонував однойменну систему для класифікації відбитків. Наприкінці дев'ятнадцятого сторіччя було виведено 3 біологічні принципи для опису відбитків пальців:

1. Папілярний візерунок має різні характеристики для різних відбитків
2. Кожен Відбиток можна характеризувати і класифікувати
3. Папілярний візерунок є постійним та незмінюваним

У двадцятому столітті відбувся значний прогрес у проблемі розпізнавання відбитків пальців. Багато вчених пропонували нові і нові алгоритми. Проте розпізнавання відбитків вручну справа нелегка. Наприклад у 1924 в базі ФБР Сполучених Штатів Америки налічувалось близько 810000 відбитків. Для опрацювання такої великої кількості даних потрібен був цілий штат робітників. Тому виникла потреба у автоматизованій системі розпізнавання відбитків.

Сьогодні це вже добре вивчена і сформульована проблема. Розпізнавання відбитків вже давно вийшло за межі поліцейських баз даних до комерційного використання звичайними користувачами по всьому світу.

## 1.2 Структура відбитків пальців

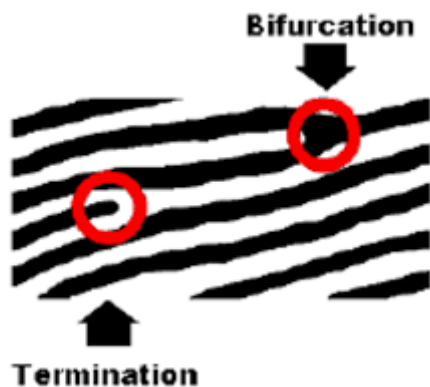
Незважаючи на те, що системи які застосовують відбитки пальців як метод точного встановлення особи зараз дуже поширені, унікальність відбитків пальців є не стільки точний факт, скільки емпіричне спостереження. Кожен відбиток складається з ліній і борозн, які формують папілярний візерунок. Він в свою чергу складається з ознак, які прийнято поділяти на три рівні.



*Рисунок 1 Ознаки першого рівня*

Ознаки першого рівня (глобальні) зазвичай помітити найпростіше. Тут лінії плавно йдуть паралельно один одній, але в деяких місцях вони утворюють деякі форми, які можна класифікувати. Їх можна віднести до одного з трьох класів: петля(ліва, права, центральна, подвійна), дуга(проста або гостра) і завиток(центральний або змішаний) (Рисунок 1). Для їх подальшого використання алгоритмами порівняння відбитків пальців, знаходять центральну точку, яку ще називають ядром. Генрі у 1900 визначив ядро як північнішу точку внутрішньої лінії (“the north most point

of the innermost ridge line.” ) . Використовуючи ядро можна порівняти два відбитки пальців, класифікувавши ознаки.



*Рисунок 2 Ознаки другого рівня : роздвоєння і закінчення лінії*

Ознаки другого рівня (локальні) це ті, що і роблять кожен відбиток пальця унікальним, їх також називають мінуціями (minutiae) (рисунок 2). До них належать пункти зміни структури папілярних ліній таких як роздвоєння (bifurcation) та закінчення лінії (termination), та похідні від них – короткий острів, точка, закриття, розрив, перекриття та інші. Зазвичай на одному відбитку може бути до 70 різних мінуцій. Для покращення точності розпізнавання, визначають кут мінуції. Для закінчення кут визначають як кут між дотичною до лінії і горизонтально віссю. Для роздвоєння кут визначають майже так само, але перед визначенням зображення інвертують, таким чином борозни стануть лініями, а лінії – навпаки, тому роздвоєння перетвориться у закінчення, для якого можна застосувати вищеописаний алгоритм. Мінуції найчастіше використовуються системах розпізнавання відбитків пальців через свою велику кількість на одному відбитку, а також тому що вони залишаються впродовж всього життя, не змінюючись. [1]

Ознаки третього рівня ще більше занурюються в структуру відбитку пальця. До них належать як такі мікроскопічні деталі пори на лінії, шрами, розриви так і різноманітні атрибути відбитку як-от ширина ліній, форма, контур. На одному сантиметрі лінії може знаходитись від 9 до 18 пор



різного розміру. І хоча 20-40 пор достатньо, щоб розпізнати людину, ознаки третього рівня все-ж підходять для ручного розпізнавання тому що для того щоб їх виявити потрібно сканери з високою роздільною здатністю(1000dpi) і якісним зображенням відбитків.

Більшість алгоритмів працюють саме з ознаками другого рівня через їхню велику кількість, відносну простоту виявлення та точність.

### **1.3 Методи збору**

Для того, щоб отримати зображення відбитку пальця, використовуються сканери. Розрізняють оптичні, ємкісні та ультразвукові сканери.

Оптичні сканери є одними з найстаріших видів сканерів. Прилад робить «фотографію» відбитку пальця, а потім з допомогою спеціальних алгоритмів відділяє лінії, борозни так. Такі сенсори мають свою розподільну здатність, і чим вона більша – тим прилад точніше встановить відбиток пальця. Недоліком таких сенсорів є те, що вони потребують своєї підсвітки, адже при прикладанні пальця, блокуються джерела світла. Це у свою чергу впливає на розміри апарату і його комфортність у використанні.

Ємкісні сканери на сьогодні є одними з найпопулярніших сканерів відбитків пальців. Їх широко застосовують у виробництві більшості телефонів, ноутбуків та інших приладів. Для того щоб отримати зображення, ємкісні сканери використовують ефект зміни ємкості при переходу приладу при зіткненні гребня папілярного узору з елементом напівпровідникової матриці. При прикладанні пальця до сенсора між кожним чутливим елементом і лінією-борозною папілярного візерунку утворюється ємкість, величина якої визначається відстанню між поверхнею пальця і елементом. Ємкісна матриця перетворюється в зображення відбитку

пальця. Напівпровідникові сканери набагато важче обдурити, тому вони і здобули таку популярність.

Одними з найсучасніших сканерів є ультразвукові. Вони складаються з ультразвукового передавача і датчика-отримувача. Ультразвуковий імпульс передається через палець, який прикладений до датчика. Далі в залежності від лінії борозни або пори, сигнал поглинається або відбивається назад. Особливістю ультразвукових сканерів є те що вони створюють високо деталізовану 3D копію відбитку пальця, на що інші сенсори неспроможні.

У практичній частині курсової роботи було обрано оптичний сканер через найоптимальніше співвідношення ціни до якості.

#### **1.4 Методи розпізнавання відбитку пальців**

Існує два види проблем розпізнавання відбитків пальців: верифікація і ідентифікація. При розпізнаванні проблеми верифікації, потрібно дізнатись, чи належать два зображення відбитків одному пальцеві. Ідентифікація відповідає на питання чи належить введене зображення відбитку пальця одному з бази даних. Таким чином проблема ідентифікації зводиться до виконання  $N$  послідовних верифікацій між парами відбитків пальців.

Алгоритми розпізнавання відбитків пальців порівнюють два зображення відбитків і повертають оцінку схожості відбитків(відсоткове відношення, бінарне рішення або просто число). Більшість з них обробляють відредазоване зображення, адже так покращується надійність алгоритму. Алгоритми розпізнавання відбитків зазвичай поділяють на три групи [1]:

- *Алгоритми з використанням ознак другого рівня:* найпопулярніші серед алгоритмів розпізнавання відбитків. Вони зазвичай фокусуються на знаходженні оптимальної

трансформації між двома множинами мінуцій, яка надає найбільше відповідних ознак.

- *Алгоритми без використання мінуцій:* досить важко виявити мінуції на неякісних зображеннях. Тому такі алгоритми орієнтуються ознаки першого рівня, папілярну структуру, форму. Ці ознаки набагато легше виявити, проте довести їхню унікальність важче.
- *Кореляційні алгоритми:* такі алгоритми накладають зображення відбитків пальців одне на одне і знаходять кореляцію між відповідними пікселями при різних трансформаціях.
- *Нейронні мережі:* застосування нейронних мереж до розпізнавання відбитків з кожним роком стає все популярнішим. Нейронні мережі здатні розпізнавати ті відбитки, які не можуть звичайні алгоритми. Проте ціною використання нейронних мереж може бути збільшення кількості обчислювань та часу виконання.

Оскільки питання розпізнавання відбитків пальців ще не досліджено до кінця, постійно з'являються все нові та нові методи та підходи, які оптимізують та покращують попередні алгоритми.

## 1.5 Методи виявлення мінуцій

Серед всіх ознак наявних на зображення відбитку пальців, мінуції є одними з найточніших методів верифікації відбитків. Існує багато методів виявлення мінуцій. Їх можна класифікувати на дві категорії:

- Алгоритми, які працюють з відредагованими бінаризованими зображеннями.

Перевага використовувати відредаговані зображення полягає в тому, що можна отримати інформацію навіть з неякісних відбитків. Багато алгоритмів скелетонізують відредаговане зображення, отримуючи зображення з шириною всіх папілярних ліній у один піксель. Мінущії можна виявити за допомогою crossing number або морфологічних алгоритмів. Crossing number методи сканують кожен піксель папілярної лінії і перевіряють його сусідів на наявність впізнаваних паттернів. Морфологічні алгоритми використовують морфологічні оператори для того, щоб прибрати шуми, а потім морфологічну Hit or Miss трансформацію для виявлення мінущій. Проте методи основані на скелетонізації чутливі до шумів, тому не завжди папілярні лінії, а отже і мінущії, скелетонізованого зображення відповідатимуть дійсним. Тому алгоритми на кшталт Chaincode, аналізу папілярної структури і Run Representation стають у нагоді.

- Алгоритми, які працюють з необробленими зображеннями. Такі алгоритми знаходять мінущії без попередньої обробки зображення. Такі підходи мають свої переваги тому що багато інформації може бути втрачено під час редагування, скелетонізації і бінаризації, а також пропуск цих кроків значно пришвидшують швидкість розпізнавання. Проте ефективність цих алгоритмів все ще досліджується.

Проблема розпізнавання ознак другого рівня ще довго буде залишатися актуальною. Дослідники постійно шукають баланс між втратою інформації при редагуванні зображенні та її надлишком у необробленому.

## 2 Опис розробки

### 2.1 Загальний принцип роботи

Створення фізичної моделі, яка може розпізнавати відбитки пальців і відкривати двері вимагає докладання зусиль. Принцип роботи прототипу можна описати в декілька кроків:

1. Сканування відбитку
2. Створення зображення відбитку
3. Редагування і фільтрація зображення
4. Виявлення ознак за допомогою нейронної мережі
5. Порівняння відсканованого відбитку з усіма шаблонами відбитків у базі даних
6. На основі оцінки схожості прийняття рішення про відкриття дверей.

Загальний принцип роботи моделі демонструє рисунок 3

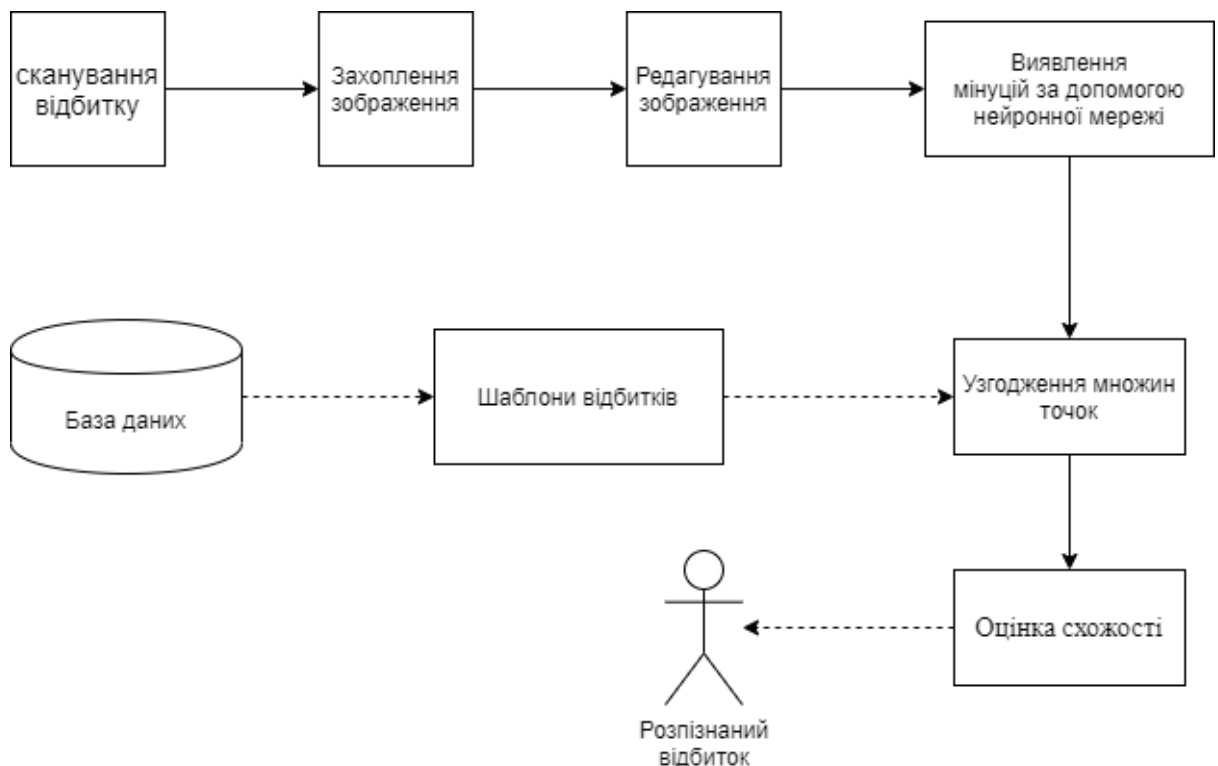


Рисунок 3 Принцип роботи

Зображення відбитку не завжди ідеальне. На якість відбитку пальця впливають сила натиску, стан шкіри, розподільна здатність сенсора,

наявність шумів. Таким чином для того, щоб покращити якість розпізнавання, зображення редагують.

Для початку зображення нормалізують, використовуючи адаптивну еквалізацію гістограми. Це допомагає прибрати занадто яскраві та темні регіони, вирівнюючи гістограму.

Найважливішим етапом редагування зображення є застосування фільтрів Габора [3]. Він складається з синусоїди і гаусіана і визначається за формулою:

$$G(x, y; \theta, f) = \exp \left\{ -\frac{1}{2} \left[ \frac{x_{\theta'}^2}{\sigma_x^2} + \frac{y_{\theta'}^2}{\sigma_y^2} \right] \right\} \cos(2\pi f x_{\theta})$$

Де  $\theta$  це кут напрямку ліній,  $f$  це частота хвилі,  $\sigma_x$ ,  $\sigma_y$  це відстань від гаусіана до осей  $x$  і  $y$ .

$$x_{\theta} = x \cos \theta - y \sin \theta$$

$$y_{\theta} = x \sin \theta + y \cos \theta$$

Таким чином було збудовано 24 фільтри з різними параметрами  $\theta$  і  $f$ ;  $\sigma_x = \sigma_y = 4$  [1].

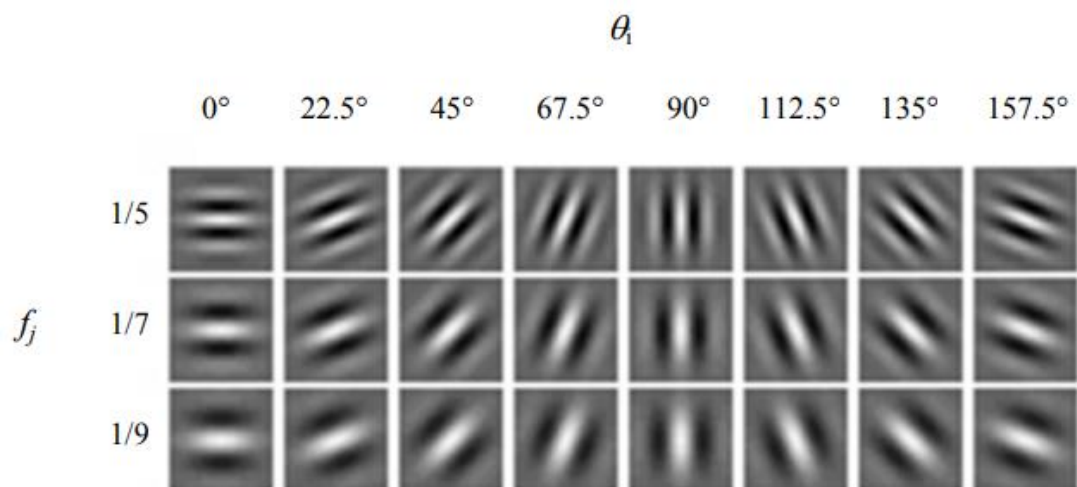


Рисунок 5

Після застосування фільтрів Габора зображення бінаризують. Далі для зображення створюється рамка для покращення розпізнавання ознак. Результати покращення можна бачити на рисунку 6



*Рисунок 6 Результат обробки зображень*

## **2.4 Нейронна мережа**

### **2.4.1 Загальний опис**

Нейронні мережі уже давно допомагають людям вирішувати складні задачі. Нейронна мережа це обчислювальна структура, яка нагадує фрагменти людського мозку. Вони вже давно перевершують людей у багатьох галузях, тому розумно було б застосувати нейронну мережу для розпізнавання відбитків.

Для вирішення проблеми виявлення мініцій, було створено згорткову нейронну мережу під назвою «fingerNet».

На вхід до нейронної мережі йде відредаговане бінарне зображення. Кожен піксель якого розглядається як окреме вікно розміром  $k \times k$ , де цей піксель стоїть посередині, а по периметри додано відступи розміром  $k/2$ . Параметр  $k$  є змінним – оскільки мережа тренувалась на зображеннях  $30 \times 30$  пікселів, то в даному випадку  $k = 30$ . Цей параметр впливає на розмір



вихідної матриці ймовірностей. Чим більший параметр  $k$ , тим більше пікселів будуть розглядатись навколо ймовірної мінуції, що може призвести до погіршення результатів.

Вихідна функція є сигмоїдною. Тому вона виводить вірогідність того, що даний квадрат є мінуцією, або ні. На виході нейронної мережі отримуємо матрицю ймовірностей розміром  $(n-k)*(n-k)$ , де  $n$  – розмір вхідного зображення.

Таким чином нейронна мережа обробляє вхідне зображення відбитку, та повертає маску з центрами ймовірних мінуцій.

### 2.4.2 Архітектура

Модель fingerNet складається з 7 блоків. Перший блок складається з 64 згорткових фільтрів розміром  $7 \times 7$ . Далі йде шар нормалізації `batch normalization` і функція активації `relu`. Другий блок такий самий, але згортковий шар складається з 128 фільтрів, а також було додано шар відсіювання(`dropout`) з коефіцієнтом 0,5. Відсіювання це інструмент, за допомогою якого частина випадково вибраних нейронів ігнорується під час навчання. Це допомагає не допускати перетренування моделі. Третій, четвертий та п'яті блоки мають таку саму структуру, як і другий, але використовують 32 фільтри розміром  $5 \times 5$ . Шостий шар складається 512 фільтрів розміром  $6 \times 6$  і шару відсіювання. Сьомий шар складається 256 фільтрів розміром  $1 \times 1$ . Восьмий шар є вихідним з функцією активації сигмоїд. Ілюстрація архітектури наведена в додатку.

Таким чином в результаті отримано 1,280,929 тренувальних параметрів. Це свідчить про те, що модель досить глибока, тому для її тренування треба багато даних. При розробці, моделі з істотно меншою кількістю параметрів справлялись набагато гірше, тому така архітектура отримана емпіричним шляхом.

### 2.4.3 Алгоритм Convolutional sliding windows

Модель fingerNet на виході видає матрицю ймовірностей. Вона отримана за допомогою використання алгоритму згорткового ковзаючого вікна( Convolutional sliding windows [4]).

Для початку треба описати алгоритм ковзаючого вікна(sliding windows). Згідно з ним, прямокутний регіон з фіксованою шириною та висотою «рухається» вздовж зображення з фіксованим кроком. На кожному кроці застосовується класифікатор, який визначає чи має задане вікно об'єкт. Для покращення розпізнавання може застосовуватись піраміда зображень, яка представляє собою вхідне зображення а також кілька варіантів з його зміненням розміром. Таким чином алгоритм може розпізнавати об'єкти з різним розміром і місцезнаходженням.

Традиційна згорткова класифікуюча нейронна мережа включає в себе кілька згорткових шарів і а також декілька повністю з'єднаних шарів( fully connected layers). На виході може бути один або кілька нейронів, які репрезентують ймовірності класів. Алгоритм Convolutionl sliding window заміняє повністю з'єднані шари на згорткові. Функція вирівнювання (flatten) заміняється на згортковий шар з фільтрами  $k \times k$  таким чином, щоб на його виході була матриця розмірністю  $1 \times 1 \times n$ , де  $n$  дорівнює кількості вузлів у аналогічному повністю з'єднаному шарі, а  $k$  дорівнює першій і другій розмірності виходу попереднього згорткового шару. Наступні шари заміняються аналогічно. Кількість параметрів при такому підході не змінюється.

Алгоритми ковзаючого вікна виконують обчислення для кожного вікна, яке подається на вхід, проте багато з вікна перекриваються одне одним, тому деякі обчислення є спільними для двох сусідніх вікон. Алгоритм згорткового ковзаючого вікна використовує це задля того, щоб пришвидшити обчислення. При його застосуванні до більших, ніж на

тренуванні, зображенні виконуються згортки в масштабі повного зображення. Це розширює розмірність вихідної матриці кожного шару таким чином, щоб покрити розмір більшого зображення, створюючи вихідну матрицю ймовірностей, по одній клітинці на кожне вікно.

На рисунку 1 зображено процес навчання і застосування моделі до більших, ніж тренувальні, зображень. Під час тренування модель виводить матрицю розміром 1x1, або єдиний результат(верхня частина зображення). Але при застосуванні моделі до більших зображень, вона виводить матрицю результатів розмірністю 2x2(нижня частина зображення). Оскільки всі шари були згорткові, то додаткові обрахунки для більшого зображення об'єднані у жовтий регіон.

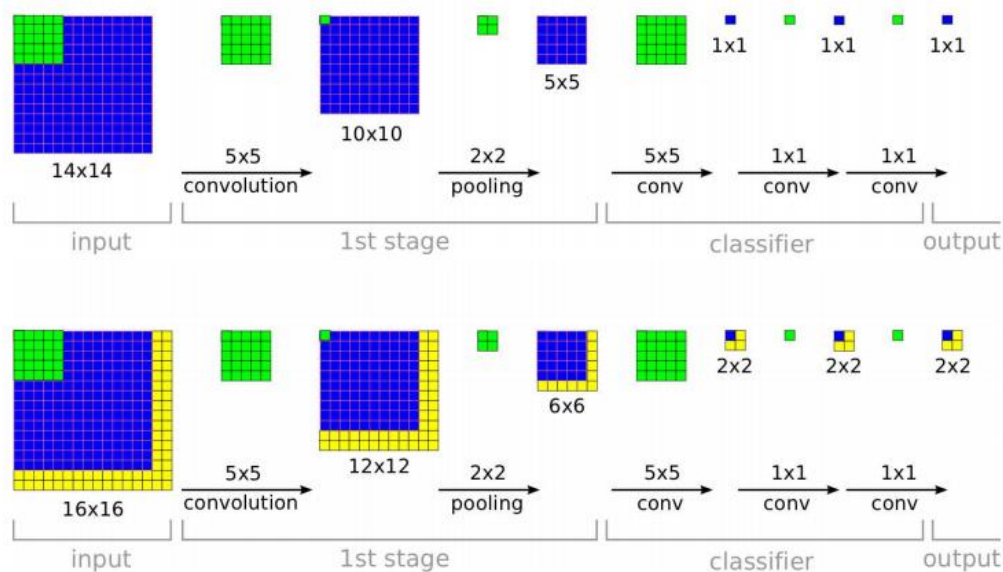


Рисунок 7

Таким чином алгоритм побудови моделі згорткове кавзаюче вікно потребує набагато менше обрахунків для знаходження об'єктів на зображенні ніж просто алгоритм ковзаючого вікна.

#### 2.4.4 Тренування

Однією з найважливіших частин при розробці нейронної мережі є тренування і створення тренувальної вибірки - датасету. Чим вона більша,

тим успішніше модель буде працювати. Оскільки готових датасетів, які задовільняли б умови тренування моделі fingerNet не знайшлося, було вирішено створити його вручну.

Для створення тренувальної вибірки було взято по 10 відбитків з близько 35 пальців. Також було додано датасети з 2000 [5] , 2002 [6], 2004 [7] змагань по розпізнаванню відбитків пальців. Загальна кількість зображень відбитків сягнула 1226.

Для виявлення мінуцій було застосовано NIST Fingerprint Minutiae Viewer. Точки з центрами ймовірних ознак були записані в csv файлі. Таким чином, кожному зображенню відповідав csv файл з близько 50 рядками центрів мінуцій. Далі, згідно з цими файлами, відредаговані зображення обрізалися

до розмірів 30x30 з випадковим відступом у сім пікселів по горизонталі і вертикалі. Ця група зображень знову перевірялася на наявність мінуцій. Зображення, в яких виявлено тільки одну ознаку зараховувались у тренувальну вибірку.

Для створення зображень без мінуцій було виділено по 50 зображень розміром 30x30 і з випадковими центрами. Аналогічно з підходом, описаним вище, зображення перевірялись на наявність мінуцій. Ті зображення, в яких мінуцій не було виявлено, а також ті, середнє значення яких було більше 250(виключення повністю білих зображень) були додані до навчальної вибірки.

Кількість зображень у датасеті була близько 20000. Для покращення якості навчальної вибірки, було вирішено вручну перевірити її якість. Таким чином близько 1000 зображень, які видавали помилки другого роду (не містили мінуцій, хоча були позначені як ті, що їх мали) були виключені.

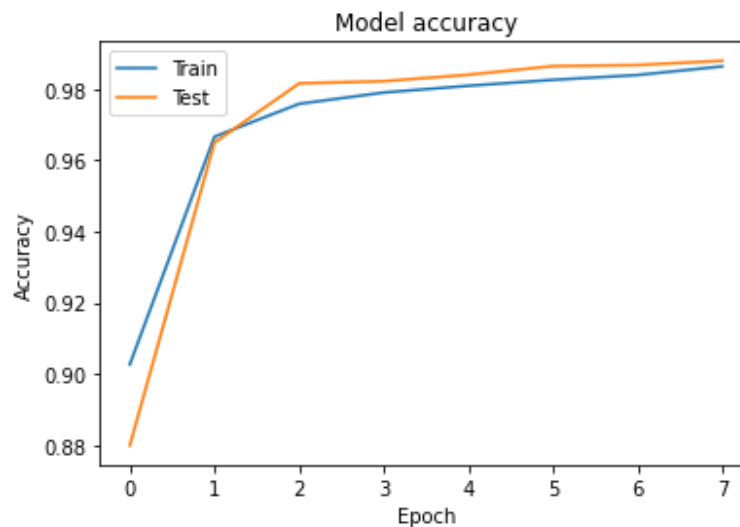


Рисунок 8 Графік точності моделі

Датасет було розділено на 90% тренувальну вибірку і 10% тестову. Далі модель була тренувана з використанням адам оптимізатора і бінарної кросентропійної функції втрат. Тренування відбувалось за 10 проходів, з розміром батча(batch size) 32 і валідаційним розділенням у 20% на тестову вибірку. Таким чином, точність тренувальної вибірки на останньому проході дорівнювала 98,63%, а точність тестової валідаційної вибірки – 98,79%. Оскільки точність валідаційної вибірки під час тренування майже не зростала, то після 8 проходів тренування було зупинено. Точність тестової вибірки дорівнювала 99.34%.

#### 2.4.5 Результати

Результати нейронної мережі треба обробити для того, щоб отримати виявлені мінуції. Спочатку результуючу матрицю ймовірностей обробляють застосовуючи поріг таким чином, що вікна з вірогідністю виявлення мінуції менше 98% не беруться до уваги. Далі задля того, щоб позбавитись шумів і помилкового спрацювання, застосовується медіанний фільтр. Результуюча маска ймовірностей показана на рисунку 9.



*Рисунок 9 маска мінуцій*

Для отримання центрів мінуцій знаходиться центр мас для кожної білої плями. Таким чином результат нейронної мережі і подальшої обробки можна побачити на рисунку 10.



*Рисунок 10 виявлені ознаки описані колами*

Згідно з результатами, мережа виявила не всі ознаки другого рівня, проте тільки дві мінуції були помилково знайдені. Збільшити кількість виявлених ознак можна зменшивши поріг або не застосовуючи медіанний

фільтр. Проте в такому випадку кількість помилок другого рівня(false positive) також зростає.

## 2.5 Розпізнавання відбитку

Проблема розпізнавання відбитків пальців є досить складною через велику варіативність між різними відбитками одного й того ж пальця. Головні фактори, які впливають на розпізнавання переховані нижче. [1]

- *Розташування:* один і той самий палець може бути розташований на різних місцях сенсора. Рух пальця на два міліметри зумовлює пересування відбитку на 40 пікселів на сканері з роздільною здатністю 500dpi.
- *Поворот:* при натисканні на сенсор, палець може повертатися на незначний кут, що теж ускладнює процес розпізнавання.
- *Часткове перекриття:* змінна розташування і повороту пальця часто приводять до того, що частина відбитку пальця не потрапляє на сенсор. Таким чином створюючи часткове перекриття між порівнюваним відбитком і відбитком з бази даних. Ця проблема часто зустрічається на сенсорах з малою площею дотику.
- *Натиск і стан шкіри:* сила натиску, сухість шкіри, хвороби, піт, бруд погіршують площу контакту, збільшуючи кількість шумів.
- *Нелінійна деформація:* натискання тривимірного пальця на двовимірну поверхню сенсора утворює нелінійну деформацію через пластичність шкіри, що погіршує процес розпізнавання папілярної структури
- *Помилки виявлення ознак:* алгоритми виявлення мінуцій не ідеальні, тому можуть часто видавати помилки. В результаті можуть бути виявлені зайві ознаки, або не виявлені взагалі.

Оскільки для розпізнавання відбитків було обрано використовувати локальні ознаки другого рівня, то кожен відбиток можна розглядати як множину точок, де кожна точка відповідає виявленій на відбитку мінуції. Таким чином проблема розпізнавання відбитків перетворюється у проблему узгодження множини точок.

### 2.5.1 Узгодження множин точок

Дві множини точок  $P$  і  $Q$  складаються з точок, які є центрами мінуцій, виявлених у першому і другому зображенні відповідно. Таким чином множина  $P$  складається з  $P = \{p_1, p_2, \dots, p_m\}$  ознак, а множина  $Q$  з  $Q = \{q_1, q_2, \dots, q_n\}$  ознак. Кожна точка складається з двох координат:  $x, y$ . Для узгодження двох точок потрібно знайти афінне перетворення  $G(t_x, t_y, s, \theta)$ , де  $t_x, t_y$  означають переміщення множини точок на задану відстань,  $s$  означає масштаб, а  $\theta$  – кут повороту. [8]

$$q = G_r(p) \Rightarrow \begin{pmatrix} x_q \\ y_q \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} t_x \\ t_y \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} s \cos \theta & -s \sin \theta \\ s \sin \theta & s \cos \theta \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_p \\ y_p \end{pmatrix}.$$

*Рисунок 11*

Таким чином точка  $p = (x_p, y_p)$  відноситься до точки  $q = (x_q, y_q)$  як показано на рисунку 5.

### 2.5.2 Алгоритм ransac та його покращена версія

Для знаходження оптимальної матриці перетворення було використано алгоритм, описаний у статті «Efficient alignment of fingerprint images» [9].

Для початку треба було знайти матрицю трансформації. Для цього вибиралася випадкова пара точок з множини  $Q$  і порівнювалась зі всіма можливими парами точок з множини  $P$ . Для того щоб зменшити кількість обчислень, до уваги брались тільки ті пари, відстань яких була приблизно рівною до пари з множини  $Q$ . Для кожної комбінації цих пар було знайдено



матрицю перетворень  $G$ . Далі було обраховано якість кожного перетворення шляхом підрахунку точок, які близькі у множині  $Q$  і у перетвореній множині  $G(P)$ . Така процедура повторювалась близько 15 разів.

В результаті виконаної процедури було знайдено трансформацію, яка найкраще узгоджує дві пари точок. Проте потрібно знайти найкращу трансформацію для усієї множини. Для цього потрібно відшукати відповідні мінуції, використовуючи сингулярний розклад матриці. Спочатку множину  $P$  трансформують, використовуючи відому матрицю перетворень. Для того щоб підвищити ефективність, тільки мінуції з близькою різницею між двома множинами беруться до уваги.

$$D_{i,j} = e^{-\|q_i - p_j\|^2 / 2\sigma^2}$$

Для всіх них будується матриця близькості  $D$ , де  $\sigma$  відповідає за відповідність між двома множинами. Використовуючи сингулярний розклад матриці  $D$  може бути розкладена у  $D = UVW^T$ , де  $U$  і  $V$  це ортогональні матриці, а  $W$  – діагональна. Далі матрицю  $V$  було перетворено в діагональну  $X$  шляхом заміни діагональних елементів на 1. Таким чином матриця  $B = UXW^T$  дає інформацію про відповідні мінуції у двох множинах. Якщо елемент  $B_{i,j}$  є найбільшим в рядку  $i$ , стовпчику  $j$ , то мінуції  $Q_i$  та  $P_j$  є відповідними. Достатньо знайти дві пари відповідних мінуцій для того, щоб обрахувати матрицю перетворень.

Після знаходження оптимальної матриці переходів її можна застосовувати для множини точок і подальшого розпізнавання.

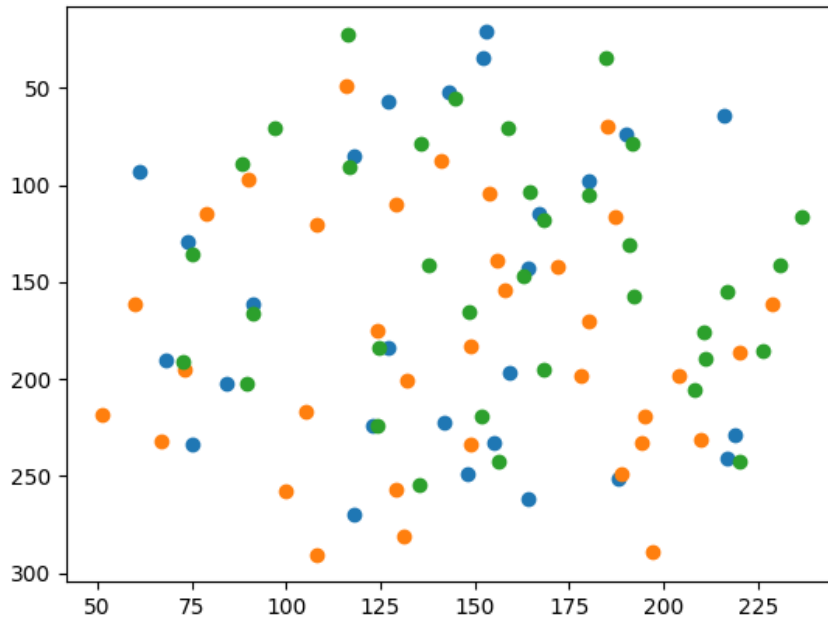


Рисунок 12

Результати застосування афінного перетворення можна побачити на рисунку 6. Тут сині точки відповідають множині точок  $Q$ , жовті точки відповідають множині  $P$ , а зелені – трансформованій множині  $G(P)$ .

### 2.5.3 Подібність відбитків

Після знаходження оптимального перетворення і виявлення спільних для двох множин мінуцій потрібно обрахувати оцінку схожості двох відбитків. Для цього було застосовано алгоритм, описаний у [10].

Спочатку треба знайти опуклі оболонки двох множин і обрахувати їх перетин, як показано на рисунку 7.

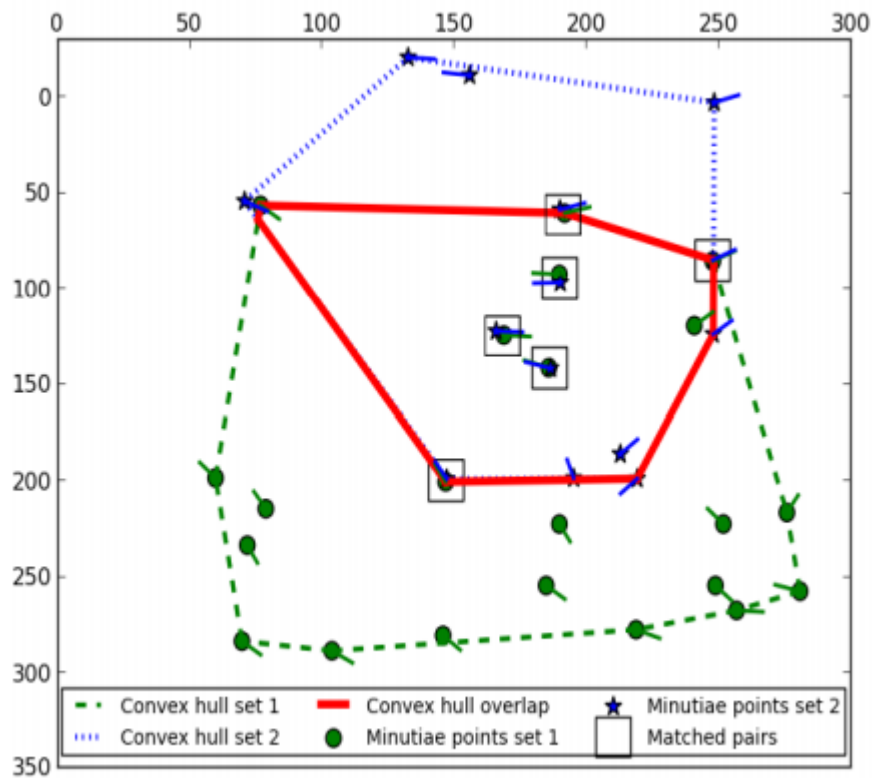


Рисунок 13

Тоді формула обчислення оцінки схожості відбитків виглядатиме наступним чином:

$$S_c = \frac{2N_M}{N_{PO} + N_{QO}} * (T_{MQ} + T_{MP})$$

Де  $N_M$  це кількість виявлених спільних мінуцій,  $N_{PO}$  і  $N_{QO}$  це загальна кількість точок у перетині з множини  $P$  і  $Q$  відповідно.

$T_{MQ}$  і  $T_{MP}$  обраховується як

$$T_{MQ} = \frac{N_M}{N_Q} \quad T_{MP} = \frac{N_M}{N_P}$$

Де  $N_Q$  і  $N_P$  означають кількість точок у множинах  $Q$  і  $P$  відповідно.

Багато інших алгоритмів оцінки схожості відбитків давали збій при високій кількості мінуцій з обох відбитків. Алгоритм, описаний вище, надійно працював навіть при проблемі часткового перекриття.

## **Висновки**

Системи засновані на біометричній ідентифікації людини є надійними та точними. Існує багато способів розпізнати відбитки пальців, тому для кожного продукту можна обрати підходящий алгоритм.

Точне виявлення ознак на відбитку пальців і досі залишається складним завданням. Розвиток алгоритмів, які виявляють мінуції на зображеннях з поганою якістю є важливою частиною вирішення цієї проблеми. Використання нейронної мережі в системі розпізнавання може значно підвищити точність знайдених ознак, збільшивши надійність прототипу

Результатом виконання курсової роботи є створення прототипу, який відкриває замок, якщо було розпізнано відбиток пальця.

## Список літератури:

- [1] D. Maltoni, D. Maio, A. K. Jain and S. Prabhakar, Handbook of fingerprint recognition, London: Springer-Verlag, 2009.
- [2] R. Bansal, P. Sehgal та P. Bedi, «Minutiae Extraction from Fingerprint Images - a Review,» *IJCSI International Journal of Computer Science Issues*, 2011.
- [3] Erwin, N. N. B. Karo, A. Y. Sari, N. Aziza та H. K. Putra, «The Enhancement of Fingerprint Images using Gabor Filter,» 2019.
- [4] P. Sermanet, D. Eigen, X. Zhang, M. Mathieu, R. Fergus та Y. LeCun, «OverFeat: Integrated Recognition, Localization and Detection using Convolutional Networks».
- [5] D. Maio, D. Malton, R. C. та J. L. Wayman, «FVC2000: Fingerprint verification competition,» *Transactions on Pattern Analysis and Machine*, pp. 404-412, 2002.
- [6] D. Maio, D. Malton, R. C. Wayman та A. K. Jain, «FVC2002: Second fingerprint verification competition,» *Proceedings of the 16th international conference on Pattern*, pp. 811-814, 2002.
- [7] D. Maio, D. Malton, R. C. Wayman та A. K. Jain, «FVC2004: Third fingerprint verification competition,» *Biometric Authentication*, pp. 31-35, 2004.
- [8] s.-h. chang, f.-h. cheng, w.-h. hsu та g.-z. wu, «fast algorithm for point pattern matching: invariant to translations, rotations and scale changes,» 1997.
- [9] H. Ramoser, B. Wachmann та H. Bischof, «Efficient alignment of fingerprint images,» 2002.
- [10] N. P. Khanyile, A. d. Kock та M. E. Mathekga, «Similarity Score Computation for Minutiae-Based Fingerprint Recognition,» 2014.