

## ДОДАТОК А

Перелік джерел посилання за науковими напрямами керівника та науковців  
кафедри програмної інженерії

12. Smelyakov K., Chupryna A., Bohomolov O., Hunko N. The neural network models effectiveness for face detection and face recognition. 2021 IEEE Open Conference of Electrical, Electronic and Information Sciences (eStream). 22 April 2024. 2024. P. 1-7.

13. Arsenov A., Ruban I. Smelyakov K., Chupryna A. Evolution of Convolutional Neural Network Architecture in Image Classification Problems. 2018 ITS. 27 November 2018. 2018. P. 35-45.

## ДОДАТОК Б

### Звіт результатів перевірки на унікальність

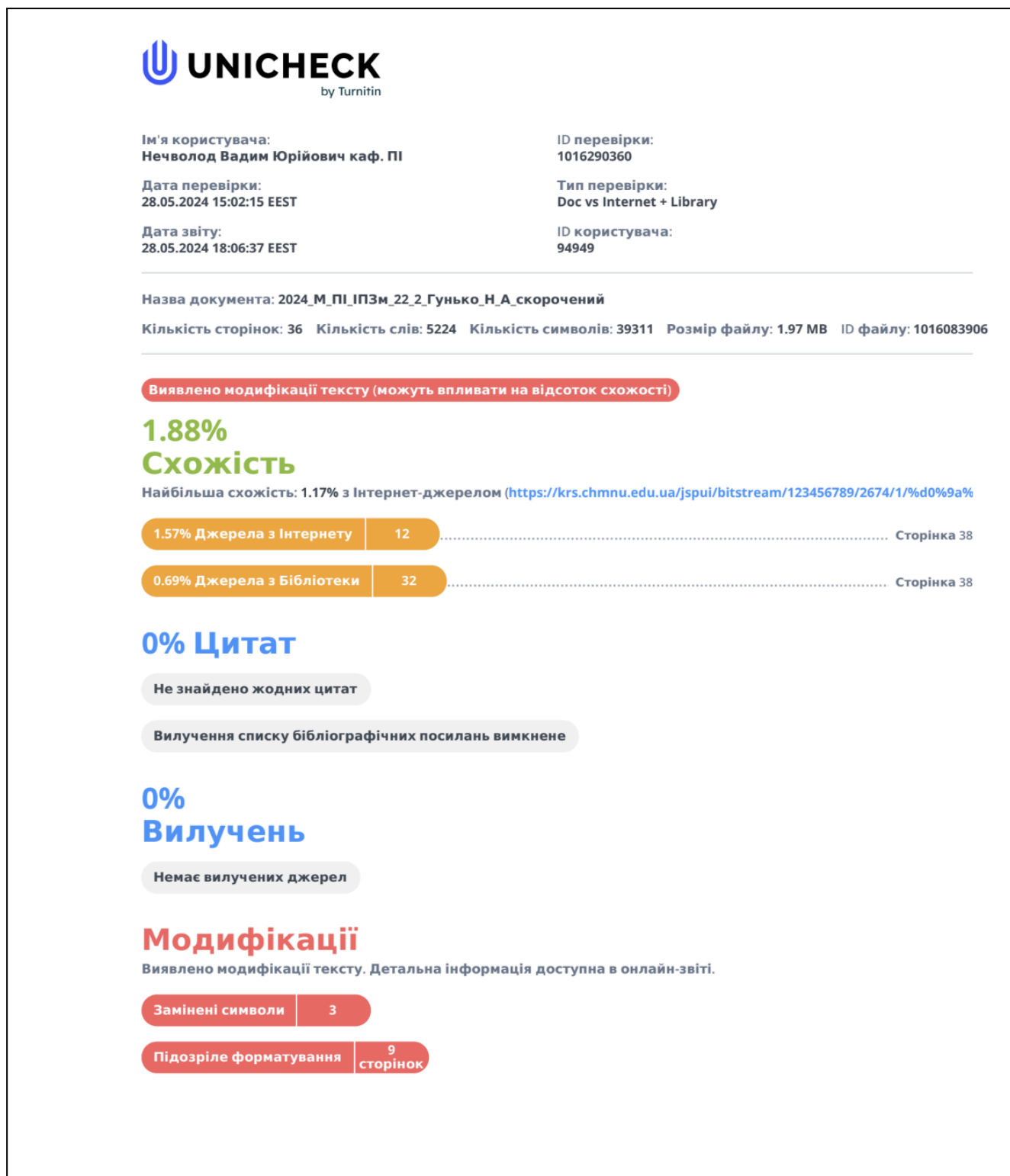


Рисунок Б.1 – Титульний аркуш звіту результатів Перевірки на унікальність тексту в базі ХНУРЕ.

ДОДАТОК В  
Наукові публікації

Посилання на публікацію: Гунько Н. А. Дослідження методів розпізнавання дерматологічних захворювань за допомогою штучного інтелекту. Proceedings of the X International Scientific and Practical Conference. Stockholm, Sweden. 2024.

P. 12-16

URL:

<https://isg-konf.com/problems-and-prospects-of-modern-science-and-education/>

**ДОСЛІДЖЕННЯ МЕТОДІВ РОЗПІЗНАВАННЯ  
ДЕРМАТОЛОГІЧНИХ ЗАХВОРЮВАНЬ ЗА  
ДОПОМОГОЮ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ**

**Гунько Нікіта Андрійович,**

здобувач вищої освіти кафедри програмної інженерії Харківський  
національний університет радіоелектроніки

Розробка систем аналізу медичних зображень, здатних ідентифікувати зміни на клітинному та тканинному рівнях, відкриває нові можливості для раннього виявлення та запобігання прогресуванню захворювань. Застосування штучного інтелекту (ШІ) в дерматології може суттєво покращити ранню діагностику та лікування шкірних захворювань, що є актуальним у зв'язку з обмеженістю наявних досліджень та ресурсів для розробки уніфікованих підходів та алгоритмів. Впровадження ШІ може зменшити навантаження на медичний сектор, покращити обслуговування пацієнтів та сприяти реалізації онлайн-консультацій.

Метою цього дослідження є порівняльний аналіз різних нейронних мереж[1] для визначення найбільш ефективної моделі за допомогою специфічних метрик. Це дозволить забезпечити глибокий аналіз можливостей ШІ в діагностиці

та профілактиці шкірних захворювань, відкриваючи нові перспективи у медичній діагностиці.

Відповідно до визначених цілей, розробка та аналіз ефективності моделей штучного інтелекту для діагностики шкірних захворювань вимагає ретельного підбору та аналізу даних, а також прозорого оцінювання продуктивності моделей. Використання програмування на Python та великого набору даних, який включає зображення 23 різних хвороб із загальною кількістю близько 19500 зображень, з яких 15500 призначено для тренування та решта для валідації, забезпечує міцну основу для цього дослідження. Через виклики, пов'язані з розмаїттям проявів шкірних захворювань, важливим аспектом є розробка моделей, здатних точно класифікувати та локалізувати різні типи уражень. Оцінка моделей за критеріями швидкості, точності, повноти, чутливості та вартості обчислень допоможе визначити їх придатність для клінічного застосування[2]. Ці показники дозволять оцінити не тільки якість діагностики, але й ефективність впровадження таких систем у медичні установи, спрямовуючи дослідження на створення уніфікованого і високоефективного підходу до виявлення та діагностики дерматологічних захворювань за допомогою технологій штучного інтелекту.

У рамках цього дослідження для діагностики дерматологічних захворювань було обрано передові моделі штучного інтелекту, що представляють широкий спектр архітектур, від глибоких згорткових нейронних мереж (CNN)[3] до моделей передачі навчання та детекції об'єктів, кожна з яких демонструє високу ефективність у своїй специфічній області застосування. Зокрема, ResNet-50 і VGG19, як представники глибоких CNN[3], вибрані за їх здатність ефективно виявляти складні візуальні патерни, критично важливі для точного аналізу шкірних уражень. ResNet-50, зокрема, забезпечує високу точність завдяки своїм остаточним з'єднанням, що допомагає уникнути проблеми зникнення градієнта при навчанні глибоких мереж, тоді як VGG19 славиться своєю простотою та глибиною, що дозволяє виявляти детальні текстури зображень шкіри.

DenseNet[4] включений до вибірки як представник моделей передачі навчання через його унікальну архітектуру, що підтримує ефективну передачу

ознак між шарами та зменшує необхідність великої кількості даних для досягнення високої точності.

В сегменті детекції об'єктів, YOLOv4 і Faster R-CNN були обрані за їх виняткову здатність точно локалізувати та класифікувати об'єкти на зображеннях. YOLOv4 пропонує баланс між швидкістю та точністю, що є важливим для задач, де потрібна обробка в реальному часі, тоді як Faster R-CNN відомий своєю високою точністю в детекції, що дозволяє детально аналізувати складні зображення шкіри.

Вибір цих моделей зумовлений їхньою високою ефективністю в обробці візуальних даних, адаптованістю до різноманітних задач діагностики шкірних захворювань та здатністю до ефективної інтеграції в клінічні процеси, що сприятиме підвищенню точності діагностики та оптимізації медичного обслуговування.

Експеримент був спрямований на оцінку ефективності п'яти різних нейронних мереж у задачі діагностики дерматологічних захворювань за допомогою аналізу зображень шкіри. Застосовані моделі включали ResNet-50, VGG19, DenseNet, YOLOv4, та Faster R-CNN. Для тренування використовувався набір даних із 15500 зображеннями, які представляли 23 класи дерматологічних захворювань, тоді як для валідації було використано понад 4000 зображень. Кожна модель проходила 20 епох тренування при однакових умовах.

Таблиця 1 – Результати виміру нетренованих моделей

Нейронна мережа	Швидкість	Точність локалізації	Повнота алгоритму	Чутливість	Вартість обчислень (млн)
ResNet-50	63.2	0.86	0.90	0.85	25.6
VGG19	39.7	0.83	0.87	0.81	147.3
DenseNet	42.0	0.72	0.88	0.82	20
YOLOv4	12.1	0.65	0.75	0.72	150

Faster R-CNN	13.2	0.73	0.78	0.75	100
--------------	------	------	------	------	-----

Результати експерименту вказують на значні відмінності в ефективності між обраними моделями:

- ResNet-50 продемонстрував найвищу точність локалізації (0.86), повноту алгоритму (0.90), та чутливість (0.85), маючи при цьому порівняно низьку вартість обчислень (25.6 млн), що робить його найефективнішою моделлю для даної задачі;

- VGG19, хоча й має вищу вартість обчислень (147.3 млн), продемонстрував добрі показники за всіма критеріями, але з меншою ефективністю порівняно з ResNet-50;

- DenseNet відзначився найнижчою точністю локалізації (0.72) серед згорткових нейронних мереж, проте має найнижчу вартість обчислень (20 млн), що може бути важливим фактором при обмежених обчислювальних ресурсах;

- YOLOv4 та Faster R-CNN, хоч і показали нижчу ефективність у порівнянні з згортковими мережами, все ж таки відзначилися у задачах, де важлива швидкість виявлення та локалізації об'єктів, з відносно високою вартістю обчислень (150 та 100 млн відповідно).

Висновок цього дослідження підтверджує потенціал застосування глибоких нейронних мереж для діагностики дерматологічних захворювань. ResNet-50 виявився найбільш збалансованим варіантом, що поєднує високу точність, повноту алгоритму та чутливість з прийнятною вартістю обчислень, роблячи його переважним вибором для подальших досліджень та розробки систем автоматизованої діагностики в дерматології.

Список літератури:

1. Sutskever, I., Vinyals O., & Le Q. V. (2014). Sequence to Sequence Learning with Neural Networks. Advances in Neural Information Processing Systems. Retrieved from arXiv:1409.3215.

2. Abu-Jassar, A. T., Al-Sharo, Y. M., Lyashenko, V. & Sotnik, S. (2021). Some Features of Classifiers Implementation for Object Recognition in Specialized Computer systems. TEM Journal, 10(4).

3. Le Lu, Xiaosong Wang, (2019). Deep Learning and Convolutional Neural Networks for Medical Imaging and Clinical Informatics.

4. S Poonkintran, Rajesh Kumar Dhanraj, Balamurugan Balusamy (2023). Object Detection with Deep Learning Model.



Рисунок В.1 – Сертифікат про участь в міжнародній конференції «Problems and prospects of modern science and education».

## ДОДАТОК Г

Презентаційні слайди для захисту кваліфікаційної роботи

**МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ ТА НАУКИ УКРАЇНИ  
ХАРКІВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ РАДІОЕЛЕКТРОНИКИ  
ФАКУЛЬТЕТ КОМП'ЮТЕРНИХ НАУК  
КАФЕДРА ПРОГРАМНОЇ ІНЖЕНЕРІЇ**

Кваліфікаційна робота  
на тему: **“ДОСЛІДЖЕННЯ МЕТОДІВ РОЗПІЗНАВАННЯ ДЕРМАТОЛОГІЧНИХ  
ЗАХВОРЮВАНЬ НА ЗОБРАЖЕННЯХ ЗА ДОПОМОГОЮ ШТУЧНОГО  
ІНТЕЛЕКТУ”**

Виконав:  
студент 2 курсу ПЗМ-22-2  
спеціальності 121 Інженерія програмного  
забезпечення  
**Гуцько Нікіта Андрійович**

Керівник роботи:  
доцент, кандидат технічних наук  
**Вечур Олександр  
Володимирович**

Рисунок Г.1 - Слайд “Титульний”

2

### АКТУАЛЬНІСТЬ ДОСЛІДЖЕННЯ

Розпізнавання дерматологічних захворювань є дуже широкою темою, і її актуальність зумовлюється:

- **Сучасні виклики медицини та ШІ:** Зростаюча кількість дерматологічних захворювань вимагає швидкої та точної діагностики для ефективного лікування;
- **Переваги автоматизації:** Алгоритми машинного навчання автоматизують діагностику, зменшуючи навантаження на медичних працівників та прискорюючи прийняття рішень;
- **Покращення якості послуг:** Впровадження ШІ підвищує точність діагностики та розширює можливості медичних установ;
- **Значення якості зображень:** Якість фото та особливості шкіри суттєво впливають на точність передбачень;

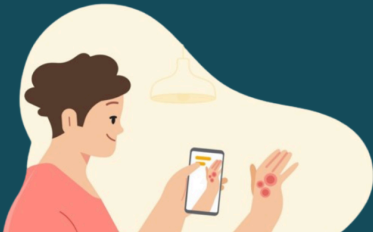


Рисунок Г.2 - Слайд “Актуальність дослідження”



## ОБ'ЄКТ ТА МЕТА

### ОБ'ЄКТОМ РОБОТИ

Є методи розпізнавання дерматологічних захворювань

### МЕТОЮ РОБОТИ

Є вибір та навчання нейронних моделей для розпізнавання дерматологічних захворювань, порівняльна характеристика та побудова програмного застосунку для демонстрації роботи моделей

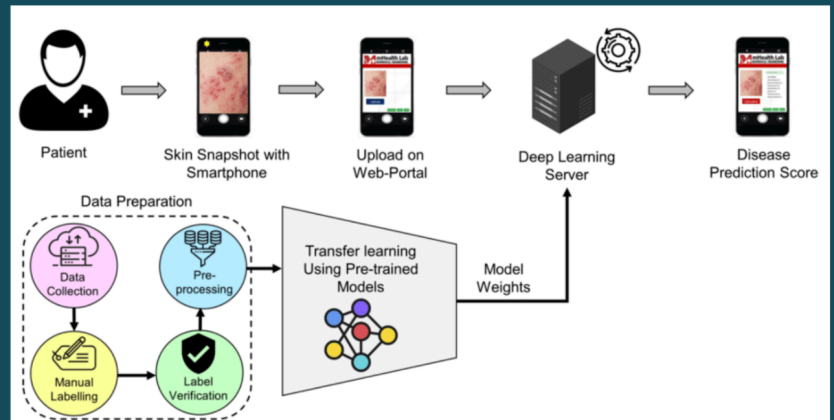


Рисунок Г.3 - Слайд “Об’єкт та мета дослідження”

## АНАЛІЗ АНАЛОГІВ

### - DermEngine

#### Переваги:

- Висока точність аналізу
- Інтеграція з іншими медичними системами

#### Недоліки:

- Дуже висока вартість впровадження
- Недоступна для звичайних користувачів, тільки для клінік
- Довгий час аналізу

### - SkinVision

#### Переваги:

- Швидкий час аналізу
- оцінка ризику захворювань

#### Недоліки:

- Висока вартість обчислення
- Проблема з захворюваннями на різних ділянках шкіри
- Проблема з низькоякісними фото

### - MoleScope

#### Переваги:

- Висока точність аналізу
- Можливість отримати персональні рекомендації від доктора

#### Недоліки:

- Обмежена в діагностиці, діагностує тільки рак
- Потребує додаткового обладнання

Рисунок Г.4 - Слайд “Аналіз аналогів”

## ОБРАНІ МОДЕЛІ ДЛЯ ДОСЛІДЖЕННЯ

Було обрано 2 типи моделей:

- 1) **Convolutional neural networks** (ResNet-50, VGG19)
- 2) **Transfer learning Neural networks** (DenseNet)

VGG19

DenseNet

ResNet-50

Рисунок Г.5 - Слайд “Обрані моделі для дослідження”

## СТРУКТУРА ТА ОСОБЛИВОСТІ RESNET-50

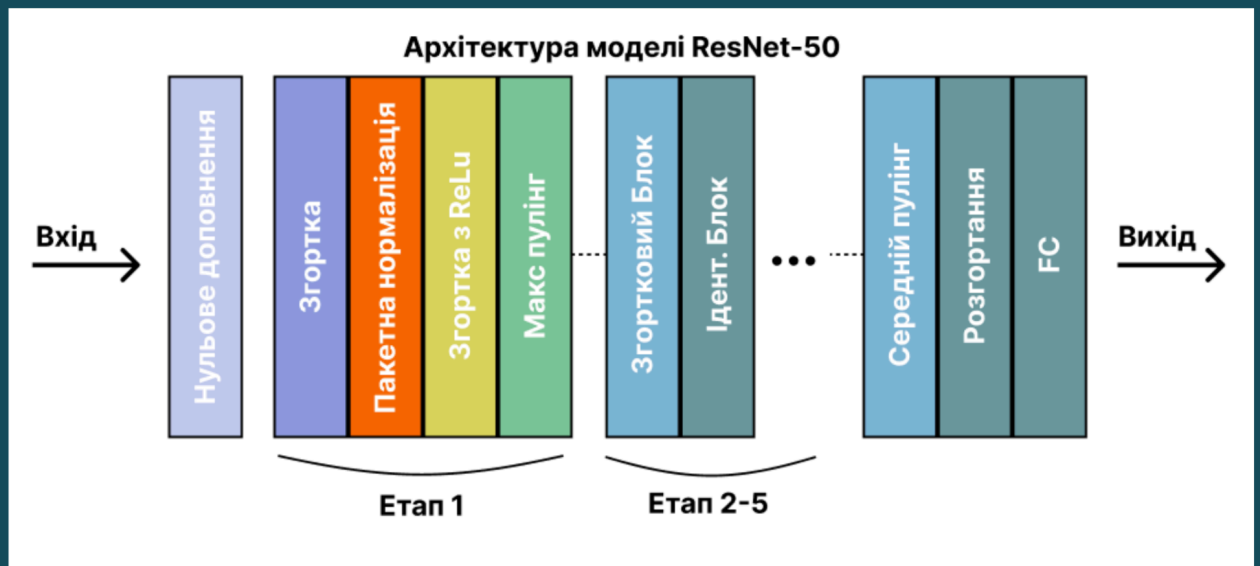


Рисунок Г.6 - Слайд “Структура ResNet-50”

## СТРУКТУРА ТА ОСОБЛИВОСТІ DENSENET

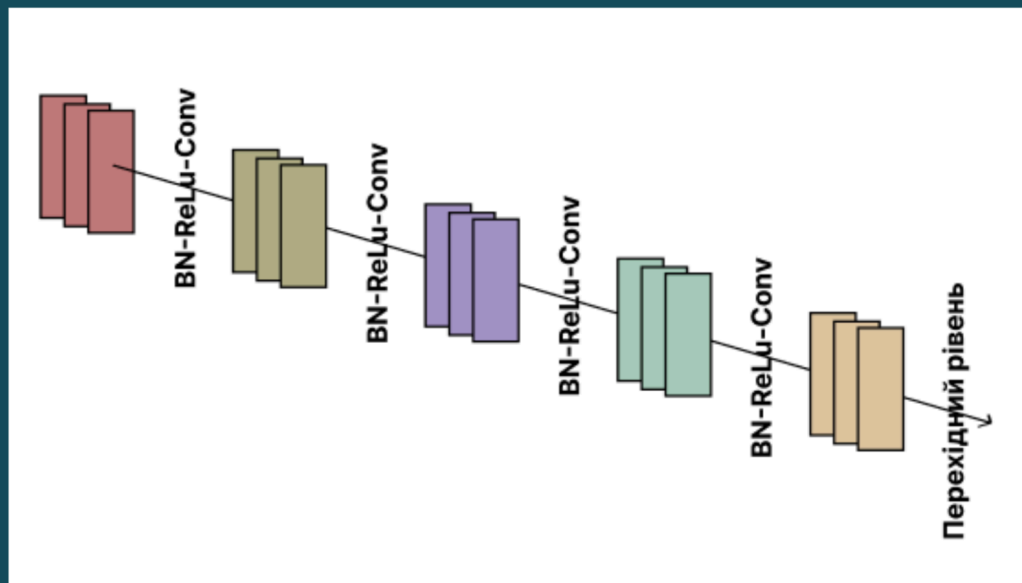


Рисунок Г.7 - Слайд “Структура DenseNet”

## СТРУКТУРА ТА ОСОБЛИВОСТІ VGG19

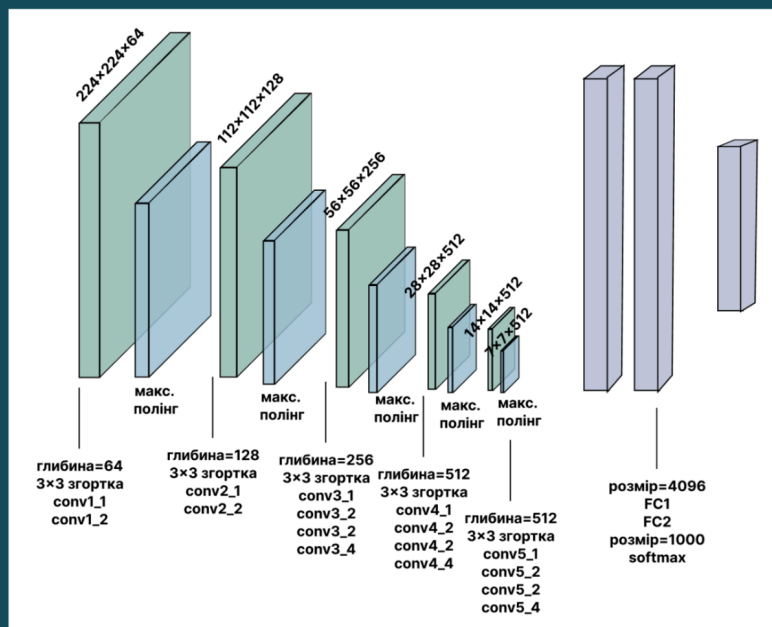


Рисунок Г.8 - Слайд “Структура VGG19”

## НАБІР ДАНИХ ДЛЯ НАВЧАННЯ

DermNet - набір даних який містить 19500 зображень та 23 класи хвороб за якими буде проходити навчання та тестування.

В рамках дослідження було взято обмежену версію цього набору даних яка містить у собі 10 хвороб та близько 10000 зображень



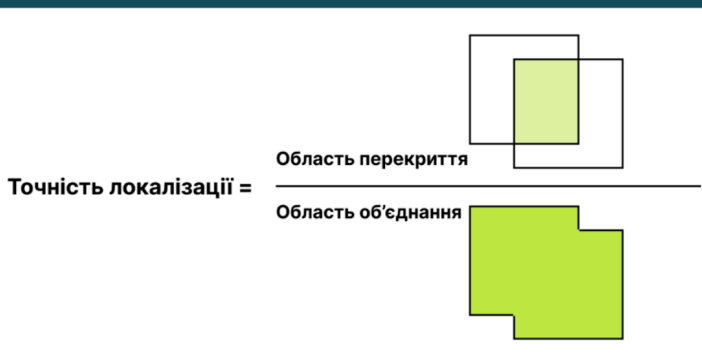
Рисунок Г.9 - Слайд “Набір даних для навчання”

## ОСНОВНІ ПОРІВНЯЛЬНІ ХАРАКТЕРИСТИКИ

Заміри проводились за такими параметрами як:

- 1) Швидкість (FPS)
- 2) Точність локалізації
- 3) Повнота алгоритму (Precision)
- 4) Чутливість (Recall)

$$FPS = \frac{1}{t}, t - \text{час обробки 1 кадру}$$



$$Recall = \frac{TP}{TP+FN}$$

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP}$$

Рисунок Г.10 - Слайд “Основні порівняльні характеристики”

## РЕЗУЛЬТАТИ ТРЕНУВАННЯ МОДЕЛЕЙ

Нейронна мережа	Швидкість(мс)	Повнота алгоритму	Чутливість	Точність локалізації
ResNet-50	63.2	0.76	0.80	0.78
VGG19	39.7	0.51	0.44	0.43
DenseNet	42.0	0.67	0.71	0.73
Комбінований алгоритм	144.9	0.74	0.77	0.82

Рисунок Г.11 - Слайд “Результати тренування моделей”

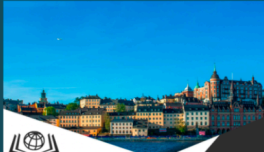
## РЕЗУЛЬТАТИ ТРЕНУВАННЯ МОДЕЛЕЙ

Після проведення багатокритеріального аналізу лідерами стали:

- 1) ResNet-50;
- 2) Комбінований алгоритм;
- 3) DenseNet;
- 4) VGG19;

Рисунок Г.12 - Слайд “Результати тренування моделей” (частина 2)

# ПУБЛІКАЦІЯ ДОСЛІДЖЕННЯ



International Science Group  
ISG-KONF.COM

X  
INTERNATIONAL SCIENTIFIC  
AND PRACTICAL CONFERENCE  
"PROBLEMS AND PROSPECTS OF MODERN SCIENCE  
AND EDUCATION"  
Stockholm, Sweden  
March 12 - 15, 2024

ISBN 979-8-89292-740-6  
DOI 10.46299/ISG.2024.1.10

Гулько Нікіта Андрійович,  
займає важливу роль в сфері професійної освіти  
Української національної поліцейської академії

**ДОСЛІДЖЕННЯ МЕТОДІВ РОЗВИВАННЯ  
ДЕРМАТОЛОГІЧНИХ НАЗВОРОВАНЬ ЗА  
ДОПОМОГОЮ ІНТЕЛЕКТУ**

Розробка систем аналізу медичних зображень, зокрема, спеціалізованих на виявлення та класифікацію дерматологічних захворювань, є важливою для розвитку медичної освіти та підвищення якості медичних послуг. Застосування глибокого навчання (DL) та зокрема глибокого навчання з перенесенням знань (DNN) дозволяє ефективно аналізувати та класифікувати дерматологічні зображення, що є важливим етапом у процесі діагностики та лікування. Ця робота досліджує використання глибокого навчання з перенесенням знань (DNN) для класифікації дерматологічних зображень. Вона описує архітектуру моделі, методи тренування та результати експериментів. Додатково розглядаються перспективи використання глибокого навчання в медичній освіті та практиці.

Технічний звіт  
ПРОБЛЕМИ І ПЕРСПЕКТИВИ СУЧАСНОЇ НАУКИ І ПРАКТИКИ

Завдання: Висвітлити роль глибокого навчання (DL) в сфері професійної освіти та практиці, зокрема, в аналізі медичних зображень. Розкрити потенціал глибокого навчання з перенесенням знань (DNN) для класифікації дерматологічних зображень. Описати архітектуру моделі та методи тренування. Розглянути перспективи використання глибокого навчання в медичній освіті та практиці.

Висновки: Глибоке навчання з перенесенням знань (DNN) є ефективним методом для класифікації дерматологічних зображень. Це дозволяє підвищити точність діагностики та покращити якість медичних послуг. Додатково розглядаються перспективи використання глибокого навчання в медичній освіті та практиці.

**CERTIFICATE**

Google Scholar  
Bowker

INTERNATIONAL SCIENCE GROUP is awarded to

**Гулько Нікіта Андрійович**

for active participation  
X International Scientific and Practical Conference  
"PROBLEMS AND PROSPECTS OF MODERN SCIENCE AND EDUCATION"  
March 12-15, 2024, Stockholm, Sweden  
24 Hours of Participation  
(0,8 ECTS credits)

Organizing committee Ekaterina Zvereva

Рисунок Г.13 - Слайд "Публікація роботи"

# ВИГЛЯД ПРОГРАМНОЇ РЕАЛІЗАЦІЇ ДОСЛІДЖЕННЯ

Skin Diseases Recogniser

Combined DenseNet ResNet VGG16 About service

**ResNet Upload form**

ResNet, introduced by Microsoft Research in 2015, revolutionized deep neural network architectures by introducing skip connections or residual blocks. These connections enable the training of extremely deep networks by alleviating the vanishing gradient problem. With versions ranging from ResNet-18 to ResNet-152, these architectures have become foundational in computer vision tasks, offering state-of-the-art performance in image classification, object detection, and more. Pretrained ResNet models, trained on datasets like ImageNet, are widely used for transfer learning. Overall, ResNet's innovation lies in its ability to train very deep networks effectively, making it a cornerstone in modern deep learning research and applications.

Choose File Upload

- Acne and Rosacea Photos: 99.57%
- Bullous Disease Photo: 0.39%
- Cellulitis Impetigo and other Bacterial Infections: 0.01%
- Actinic Keratosis Basal Cell Carcinoma and other Malignant Lesions: 0%

Рисунок Г.14 - Слайд "Вигляд програмної реалізації дослідження"

## ВИСНОВОК

У рамках кваліфікаційної роботи було досліджено методи розпізнавання дерматологічних захворювань за допомогою штучного інтелекту. За результатами дослідження, було визначено лідерів серед моделей:

- **ResNet-50**: Найбільш точна модель, що показала найкращі результати в розпізнаванні захворювань шкіри.
- **Комбінований алгоритм**: Висока стабільність, але точність знижувалася через слабкі результати VGG19.
- **DenseNet**: Добра точність, але поступилася ResNet-50 та Комбінованому алгоритму.
- **VGG19**: Найгірша модель за точністю, що негативно вплинуло на загальну стабільність Комбінованого алгоритму.

Отже, **ResNet-50** є найефективнішою моделлю для розпізнавання дерматологічних захворювань, а комбінований алгоритм демонструє хорошу стабільність, незважаючи на низьку точність VGG19. Також враховуючи що задача розпізнавання дерматологічних захворювань на різних ділянках шкіри було досліджено що більшу точність розпізнавання надасть відокремлене групове тренування на різних кінцівках людини, що надасть вищу точність та покращить локалізацію розпізнавання захворювання

Рисунок Г.15 - Слайд “Висновок”

## ДОДАТОК Д

### Експертний висновок результатів перевірки кваліфікаційної роботи на відповідність оформлення вимогам ДСТУ 3008:2015

Експертний висновок результатів перевірки кваліфікаційної роботи

студент  
(посада)

програмної інженерії  
(кафедра)

ІПЗМ-22-2  
(група)

Гулько Н. А.

(прізвище, ім'я, по батькові)

Зауваження

Пункт ДСТУ 3008-2015	Зміст пункту	Сторінка кваліфікаційної роботи
1	2	3
	<b>7.1 Загальні положення</b>	
7.1.5	Звіт друкують шрифтом Times New Roman чорного кольору прямого накреслення через півтора міжрядкові інтервали кеглем 14. Розмір шрифту для написання заголовків у рядках і колонках таблиць і пояснювальних даних на рисунках і в таблицях встановлює виконавець звіту.	22, далі за текстом
	<b>7.3 Нумерація сторінок звіту</b>	
7.3.1	Сторінки звіту нумерують наскрізно арабськими цифрами, охоплюючи додатки. Номер сторінки проставляють праворуч у верхньому куті сторінки без крапки в кінці.	За текстом
7.5.9	Назва рисунка має відобразити його зміст, бути конкретно та стислою. Якщо з тексту звіту зрозуміло зміст рисунка, його назву можна не наводити. За потреби пояснювальні дані до рисунка подають безпосередньо після графічного матеріалу перед назвою рисунка. Назву рисунка друкують з великої літери та розміщують під ним посередині рядка, наприклад, «Рисунок 2.1 — Схема устаткування».	28
	<b>7.6 Таблиці</b>	
7.6.9	Якщо рядки або колонки таблиці виходять за межі формату сторінки, таблицю поділяють на частини, розміщуючи одну частину під іншою або поруч, чи переносять частину таблиці на наступну сторінку. У кожній частині таблиці повторюють її головку та боковик. У разі поділу таблиці на частини дозволено її головку чи боковик замінити відповідно номерами колонок або рядків, нумеруючи їх арабськими цифрами в першій частині таблиці. Слово «Таблиця» подають лише один раз над першою частиною таблиці. Над іншими частинами таблиці з абзацного відступу друкують «Продовження таблиці» або «Кінець таблиці ____» без повторення її назви.	18
	<b>7.7 Переліки</b>	
7.7.4	Текст кожної позиції переліку треба починати з малої літери з абзацного відступу відносно попереднього рівня підпорядкованості.	15, далі за текстом

Рисунок Д.1 - Висновок результатів перевірки кваліфікаційної роботи



7.10.6	Пояснення познач, які входять до формули чи рівняння, треба подавати безпосередньо під формулою або рівнянням у тій послідовності, у якій їх наведено у формулі або рівнянні. Пояснення познач треба подавати без абзацного відступу з нового рядка, починаючи зі слова «де» без двокрапки. Позначки, яким встановлюють визначення чи пояснення, рекомендовано ви-рівнювати у вертикальному напрямку.	40
<p>Методичні вказівки до виконання кваліфікаційної роботи магістра...</p> <p><b>ЗАТВЕРДЖЕНО</b> кафедрою ІІ протокол № 5 від 13.11.2023р.</p> <p>3.2 Оформлення пояснювальної записки згідно з ДСТУ 3008:2015 Звіти у сфері науки і техніки. Структура та правила оформлення.</p> <p><b>Шаблон</b> затверджений засіданням кафедри №3 від 16.10.2023.</p>	Увага! встановлені фіксовані береги: лівий – 25 мм., правий – 10 мм, верхній і нижній – 20 мм. (Шаблон 1.1 Аналіз предметної галузі дослідження)	За текстом
<p>Методичні вказівки до виконання кваліфікаційної роботи магістра...</p> <p><b>ЗАТВЕРДЖЕНО</b> кафедрою ІІ протокол № 5 від 13.11.2023р.</p> <p>3.2 Оформлення пояснювальної записки згідно з ДСТУ 3008:2015 Звіти у сфері науки і техніки. Структура та правила оформлення.</p> <p><b>Шаблон</b> затверджений засіданням кафедри №3 від 16.10.2023.</p>	Після заголовку розділу до тексту необхідно виставити в меню «Абзац» в розділі «Інтервал» в пункті «Після» 12 пт, щоб відстань між заголовком та текстом складала 2 міжрядкових інтервали. Якщо одразу є підпункт, то його заголовок розташовується одразу під заголовком розділу і 12пт виставляється після підзаголовка. Далі розташовується текст розділу з абзацного відступу. (Шаблон 1.1 Аналіз предметної галузі дослідження)	За текстом
<p>Методичні вказівки до виконання кваліфікаційної роботи магістра...</p> <p><b>ЗАТВЕРДЖЕНО</b> кафедрою ІІ протокол № 5 від 13.11.2023р.</p>	Джерело походження (рисуноків, таблиць, діаграм)	За текстом

Рисунок Д.2 - Висновок результатів кваліфікаційної роботи (частина 2)

<p>Методичні вказівки до виконання кваліфікаційної роботи магістра...</p> <p><b>ЗАТВЕРДЖЕНО</b> кафедрою ІІІ протокол № 5 від 13.11.2023р.</p> <p>3.2 Оформлення пояснювальної записки згідно з ДСТУ 3008:2015 Звіти у сфері науки і техніки.</p> <p>Структура та правила оформлювання.</p> <p><b>Шаблон</b> затверджений засіданням кафедри №3 від 16.10.2023.</p>	<p>Додатки нумеруються за допомогою літер української абетки. Слово <b>ДОДАТОК</b> та його назва розташовуються посередині сторінки без абзацного відступу, пишеться заголовними літерами звичайним начертанням. Після заголовку ставиться один пустий рядок (Шаблон,стор.25).</p>	<p>48</p>
<p>Методичні вказівки до виконання кваліфікаційної роботи магістра...</p> <p><b>ЗАТВЕРДЖЕНО</b> кафедрою ІІІ протокол № 5 від 13.11.2023р.</p> <p>3.2 Оформлення пояснювальної записки згідно з ДСТУ 3008:2015 Звіти у сфері науки і техніки.</p> <p>Структура та правила оформлювання.</p> <p><b>Шаблон</b> затверджений засіданням кафедри №3 від 16.10.2023.</p>	<p>Відсутній звіт перевірки на плагіат.</p>	<p>В додатках</p>

Експерт

\_\_\_\_\_  
(підпис)

01.06.2024

Вадим НЕЧВОЛОД

(прізвище, ініціали)

Рисунок Д.3 - Висновок результатів кваліфікаційної роботи (частина 3)