

Хмельницький національний університет
Факультет інформаційних технологій
Кафедра комп'ютерної інженерії та інформаційних систем

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА МАГІСТРА

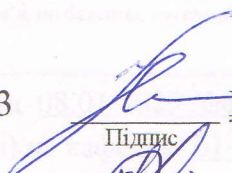
Галузь знань 12 – Інформаційні технології

Спеціальність 123 – Комп'ютерна інженерія

на тему «Метод та система діагностики стану шкіри на основі машинного зору»

КВРКІП. 013042.17.01.03ПЗ

Виконав: студент 2 курсу, група КІ2м-23-3



Владислав КАРАБАСОВ

Підпис

Ім'я, прізвище

Керівник д-р. філософії, доцент

Науковий ступінь, вчене звання



Ольга ПАВЛОВА

Підпис

Ім'я, прізвище

До захисту допускаю:

Зав. кафедри КІС, доктор філософії, доцент

Ольга ПАВЛОВА

22 05 2025 р.

Хмельницький, 2025

ХМЕЛЬНИЦЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ

Факультет ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ

Кафедра КОМП'ЮТЕРНОЇ ІНЖЕНЕРІЇ ТА ІНФОРМАЦІЙНИХ СИСТЕМ

Освітній рівень МАГІСТР

Галузь знань 12 ІНФОРМАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ

Спеціальність 123 КОМП'ЮТЕРНА ІНЖЕНЕРІЯ

Освітня програма ОСВІТНЬО-НАУКОВА ПРОГРАМА «КОМП'ЮТЕРНА ІНЖЕНЕРІЯ ТА ПРОГРАМУВАННЯ»

ЗАТВЕРДЖУЮ

Зав. кафедри Ольга ПАВЛОВА

“ 01 ” 09 2024 р.

ЗАВДАННЯ НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ МАГІСТРА

Владиславу КАРАБАСВУ

Прізвище, ім'я, по батькові студента

1. Тема проекту (роботи) Метод та система діагностики стану шкіри на основі машинного зору

Керівник проекту (роботи) Ольга ПАВЛОВА, д.ф., доцент

Прізвище, ім'я, по батькові, науковий ступінь, вчене звання

Затверджена наказом ректора університету від 08.01.2025 №8

2. Строк подання студентом проекту (роботи) на кафедру 01.05.2025 р.

3. Вихідні дані до проекту (роботи) Завдання на дипломне проектування

4. Зміст пояснювальної записки (перелік питань, які потрібно розробити)

Аналіз відомих методів для діагностики стану шкіри

Застосування комп'ютерного зору для проведення діагностики стану шкіри

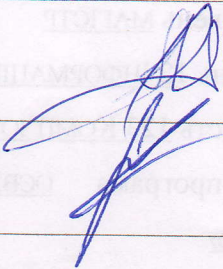
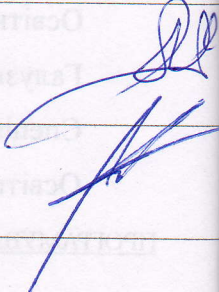
Метод та алгоритм діагностики стану шкіри на основі машинного зору

Результати роботи методу та системи для діагностики стану шкіри на основі машинного

навчання

5. Перелік графічного матеріалу (із зазначенням обов'язкових креслень)

6. Консультанти розділів кваліфікаційної роботи магістра

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв
Нормоконтроль	Сергій ЛИСЕНКО, професор кафедри КПС		
Антиплагіат	Андрій НІЧЕПОРУК, доцент кафедри КПС		

7. Дата видачі завдання « 01 » 09 2024р.

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№з/п	Назва етапів (розділів) кваліфікаційної роботи магістра	Термін виконання етапів проекту (роботи)	Примітки
1	Вибір напряму дослідження та узгодження тематики КвРМ з керівником	01.09.2024	виконано
2	Ознайомлення з предметною областю; формулювання мети та задач дослідження; визначення об'єкта та предмета дослідження	01.10.2024	виконано
3	Робота над розділом 1 – аналіз відомих моделей, методів за темою; постановка задачі	01.11.2024	виконано
4	Робота над розділом 2 – розробка моделей для вирішення поставленої задачі	01.12.2024	виконано
5	Робота над науковою статтею	01.02.2025	виконано
6	Робота над розділом 3 – розробка методів для вирішення поставленої задачі	15.02.2025	виконано
7	Робота над розділом 4 – проектування та розробка ПЗ для вирішення поставленої задачі, експериментальна частина	01.04.2025	виконано
8	Оформлення пояснювальної записки згідно вимог	18.04.2025	виконано
9	Попередній захист ДРМ	29.04.2025	виконано
10	Захист ДРМ на засіданні ЕК	До 15.05.2025	

Студент

Підпис

Владислав КАРАБАЄВ

Ім'я, прізвище

Керівник роботи

Підпис

Ольга ПАВЛОВА

Ім'я, прізвище

РЕФЕРАТ

Тема: Метод та система діагностики стану шкіри на основі машинного зору

Автор роботи: Владислав Карабаєв

Керівник роботи: д-ф., доцент Ольга Павлова

Пояснювальна записка: 75 с., 31 рис., 12 табл., 3 дод., 78 джерел.

ШТУЧНИЙ ІНТЕЛЕКТ (ШІ), ДІАГНОСТИКА ОБЛИЧЧЯ, ПІДТРИМКА ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ, ІТ-РІШЕННЯ ДЛЯ МЕДИЦИНИ

Об'єктом дослідження є виявлення захворювань шкіри за допомогою діагностики на основі машинного зору

Предметом дослідження є застосування машинного зору для проведення діагностики стану шкіри.

Метою кваліфікаційної роботи магістра є розробити метод та систему для проведення діагностики стану шкіри на основі машинного зору. Допомогти швидко та якісно проводити діагностику шкіри, уникаючи помилок (людського фактору)

Наукова новизна отриманих результатів: набув подальшого розвитку метод та алгоритм застосування комп'ютерного зору для проведення діагностики стану шкіри.

Практична значимість отриманих результатів полягає у розробці системи для проведення комплексної діагностики стану шкіри з використанням елементів ШІ, зокрема, машинного зору.

У першому розділі проведено аналіз існуючих рішень у галузі діагностики стану шкіри обличчя.

У другому розділі було проаналізовано методи застосування комп'ютерного зору для проведення діагностики стану шкіри обличчя.

У третьому розділі розроблено метод та алгоритм діагностики стану шкіри на основі машинного зору.

У четвертому розділі наведено результати експериментів із застосування розроблених методу та алгоритма діагностики стану шкіри обличчя.

ЗМІСТ

ВСТУП.....	6
1 АНАЛІЗ ІСНУЮЧИХ РІШЕНЬ ДЛЯ ПРОВЕДЕННЯ ДІАГНОСТИКИ СТАНУ ШКІРИ	8
1.1 Аналіз захворювань шкіри та чинників, які впливають на стан шкіри	8
1.2 Аналіз існуючих методів та засобів для діагностики стану шкіри в Україні та світі.....	11
1.3 Постановка задачі та вибір технологій для реалізації	23
1.4 Висновки.....	24
2 ЗАСТОСУВАННЯ КОМП'ЮТЕРНОГО ЗОРУ ДЛЯ ПРОВЕДЕННЯ ДІАГНОСТИКИ СТАНУ ШКІРИ	26
2.1 Принцип роботи комп'ютерного зору для розпізнавання захворювань шкіри.....	26
2.2 Опис моделей нейронних мереж, які використовуються у роботі.....	35
2.3 Підготовка даних до навчання нейронної мережі.....	39
2.4 Функційні та нефункційні вимоги до системи для діагностики стану шкіри на основі машинного навчання.....	42
2.5 Висновки.....	44
3 МЕТОД ТА АЛГОРИТМ ДІАГНОСТИКИ СТАНУ ШКІРИ НА ОСНОВІ МАШИННОГО ЗОРУ	46
3.1 Збір даних у пацієнтів за допомогою автоматизованого шкірного аналізатора	46
3.2 Метод та алгоритм діагностики стану шкіри на основі машинного зору ..	48
3.3 Математична модель	53
3.4 Аналіз результатів роботи запропонованого методу	56

3.5	Висновки.....	57
4	РЕЗУЛЬТАТИ РОБОТИ МЕТОДУ ТА СИСТЕМИ ДЛЯ ДІАГНОСТИКИ СТАНУ ШКІРИ НА ОСНОВІ МАШИННОГО НАВЧАННЯ	59
4.1	Етичні аспекти застосування штучного інтелекту при роботі з чутливими даними	59
4.2	Аналіз результатів експериментів, та оцінка точності проведення діагностики стану шкіри на основі машинного навчання	62
4.3	Висновки.....	77
	ВИСНОВКИ	78
	ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАНЬ	80
	ДОДАТОК А Лістинг програмного забезпечення.....	89
	ДОДАТОК Б Публікація	94
	ДОДАТОК В Презентація	105

СКОРОЧЕННЯ ТА УМОВНІ ПОЗНАКИ

АДС - автоматизована діагностика шкіри

ШІ – штучний інтелект

МН – машинне навчання

ЗНМ – згорткова нейронна мережа

ВСТУП

Здоров'я шкіри є критично важливим аспектом загального самопочуття, а раннє виявлення захворювань шкіри відіграє життєво важливу роль в ефективному лікуванні та профілактиці. Шкіра обличчя, зокрема, дуже схильна до різних дерматологічних проблем, таких як акне, гіперпігментація, сухість та ознаки старіння. Традиційні методи діагностики шкіри часто вимагають клінічної експертизи, спеціалізованого обладнання та трудомістких процедур. В останні роки досягнення в галузі штучного інтелекту (ШІ) запропонували нові можливості для покращення процесів діагностики шкіри, забезпечуючи ефективні та точні рішення.

Штучний інтелект, зокрема машинне навчання, відкриває нові горизонти в діагностиці шкіри, дозволяючи створювати системи, здатні аналізувати зображення шкіри та надавати рекомендації щодо догляду та лікування на основі виявлених проблем.

Актуальність роботи полягає в розробці методу та алгоритму роботи системи для діагностики стану шкіри обличчя на основі засобів машинного зору.

Метою кваліфікаційної роботи магістра є розробка методу та системи для проведення діагностики стану шкіри на основі машинного зору.

Поставлена мета досягається розв'язанням таких основних завдань:

- проаналізувати відомі методи діагностики стану шкіри обличчя;
- розробити метод та алгоритм для проведення діагностики стану шкіри на основі машинного зору;
- розробити систему для проведення діагностики стану шкіри із застосуванням машинного зору.

Об'єктом дослідження є виявлення захворювань шкіри за допомогою діагностики на основі машинного зору.

Предметом дослідження є застосування машинного зору для проведення діагностики стану шкіри.

Наукова новизна отриманих результатів:

- розроблено новий метод діагностики стану шкіри за допомогою машинного зору.

На основі проведених досліджень розроблено систему для автоматизованої діагностики стану шкіри на основі машинного зору.

Практична значимість отриманих результатів полягає у розробленій системі для діагностики стану шкіри

За темою кваліфікаційної роботи опубліковано одну публікацію [22] за матеріалами Міжнародної конференції, яка індексується у наукометричній базі Скопус.

1 АНАЛІЗ ІСНУЮЧИХ РІШЕНЬ ДЛЯ ПРОВЕДЕННЯ ДІАГНОСТИКИ СТАНУ ШКІРИ

1.1 Аналіз захворювань шкіри та чинників, які впливають на стан шкіри

Здоров'я шкіри є критично важливим аспектом загального самопочуття, а раннє виявлення її змін відіграє життєво важливу роль в ефективному догляді та профілактиці. Шкіра обличчя, зокрема, дуже чутлива до різних зовнішніх і внутрішніх чинників, які можуть впливати на її стан.

Догляд за шкірою потребує комплексного підходу, що включає правильний вибір косметичних засобів, здоровий спосіб життя та своєчасне звернення до фахівців. Важливими факторами, що впливають на стан шкіри, є генетика, харчування, рівень зволоженості, вплив ультрафіолетового випромінювання, стрес та екологічні умови. Саме тому профілактичні заходи, такі як регулярне очищення, використання сонцезахисних засобів, достатнє споживання води та підтримка збалансованого раціону, допомагають зберегти здоров'я шкіри.

У косметології застосовують різні методи аналізу стану шкіри, які дозволяють оцінити її потреби та обрати оптимальні процедури для догляду. Серед найпоширеніших методів можна виділити дерматоскопію, спектрофотометричний аналіз, конфокальну мікроскопію та ультразвукове сканування шкіри. Ці технології допомагають оцінити рівень зволоженості, виявити початкові ознаки старіння та визначити ефективність косметологічних процедур.

Важливим аспектом догляду за шкірою є використання активних інгредієнтів, що сприяють її здоровому вигляду. Антиоксиданти, такі як вітаміни С і Е, допомагають захищати клітини шкіри від оксидативного стресу, тоді як гіалуронова кислота сприяє збереженню вологи. Пептиди та ретиноїди стимулюють регенерацію та покращують текстуру шкіри. Для підтримки рівномірного кольору шкіри використовують ніацинамід, арбутин та екстракти рослин, що мають освітлювальну дію.

Косметологічні процедури, такі як хімічні пілінги, мезотерапія, мікрострумова терапія та лазерне омолодження, дозволяють підвищити пружність

шкіри, покращити її тонус та вирівняти рельєф. Регулярне проведення професійних процедур у поєднанні з домашнім доглядом сприяє збереженню молодості та краси шкіри.

Загалом, здоров'я шкіри залежить від багатьох факторів, але правильний догляд, профілактика та сучасні діагностичні методи дозволяють зберегти її красу та молодість на довгі роки. Важливо регулярно проходити косметологічні обстеження, щоб вчасно виявляти можливі зміни та ефективно їх коригувати. У ході аналізу літератури було визначено основні захворювання шкіри та представлено у вигляді таблиці 1.

Таблиця 1 - Аналіз основних захворювань шкіри та їх причин і факторів впливу

Захворювання шкіри	Причина	Фактори впливу
Акне (вугрова хвороба)	гормональні зміни, генетична схильність, порушення роботи сальних залоз.	Гормональні порушення (підлітковий вік, вагітність, менопауза). Неправильний догляд за шкірою (жирні косметичні засоби). Неправильне харчування (солодке, жирне, фастфуд).
Атопічний дерматит	алергія, генетика, порушення імунної системи.	Фактори впливу: Стрес. Використання агресивних миючих засобів. Сезонність (зимова сухість).

Продовження таблиці 1.1.

Псоріаз	аутоімунні процеси, генетика	Стрес і нервові перенапруження. Інфекції (наприклад, стрептококи). Порушення обміну речовин.
Розацеа	порушення мікроциркуляції крові, запальні процеси.	Ультрафіолет. Алкоголь та гостра їжа. Використання агресивної косметики. Генетична схильність.
Гіперпігментація	надмірне вироблення меланіну через ультрафіолет, гормональні порушення.	Сонячне опромінення. Вагітність (мелазма). Використання косметики із фотосенсибілізаторами (наприклад, кислоти).
Ендогенні (внутрішні)	Гормональний баланс: порушення рівня естрогенів, тестостерону, кортизолу. Генетика: схильність до захворювань шкіри, тип шкіри.	Захворювання внутрішніх органів: печінка: порушення детоксикації впливає на стан шкіри. Шлунково-кишковий тракт: дисбактеріоз може провокувати висипання. Щитоподібна залоза: сухість або жирність шкіри через гіпо- чи гіпертиреоз.

Кінець таблиці 1.1.

Екзогенні (зовнішні)	Екологія: забруднення повітря, вплив хімічних речовин. Ультрафіолетове випромінювання: провокує фотостаріння, гіперпігментацію. Стрес: підвищує рівень кортизолу, що призводить до запалень.	Неправильний догляд: використання неякісної або невідповідної косметики. Харчування: дефіцит вітамінів (А, Е, D, С), мікроелементів (цинк, селен).
-------------------------	---	---

1.2 Аналіз існуючих методів та засобів для діагностики стану шкіри в Україні та світі

В ході дослідження було проведено аналіз останніх наукових публікацій в галузі шкірної діагностики.

В [1] система діагностики шкіри обличчя на основі ШІ (Dr. AMORE®) використовує зображення обличчя корейських жінок для аналізу зморшок, пігментації, пор та інших червоних плям на шкірі. Система навчається за допомогою клінічних експертних оцінок і глибокого навчання.

Метою роботи [2] є оцінка поточного стану методів на основі ШІ, що використовуються в поєднанні з неінвазивними методами діагностичної візуалізації, включаючи конфокальну мікроскопію з відображенням (РКМ), оптичну когерентну томографію (ОКТ) і дерматоскопію. Метою дослідження також було визначити, чи може застосування методів на основі штучного інтелекту призвести до підвищення точності діагностики меланоми.

Метою роботи [3] є розробка системи, яка поєднує метаевристичні оптимізатори з різними класифікаторами на основі ШІ для виявлення та діагностики шкірних захворювань. Для досягнення цієї мети було зібрано,

попередньо оброблено та візуально проаналізовано набори числових даних та зображень, щоб зрозуміти їхні закономірності.

У роботі [4] підкреслюється, що схильність раку шкіри до метастазування підкреслює важливість раннього виявлення для успішного лікування. У цьому нарративному огляді досліджується еволюція ролі штучного інтелекту (ШІ) в діагностиці раку шкіри голови та шиї як з радіологічної, так і з патологічної точки зору.

Запропонована в [5] модель має потенціал для допомоги кваліфікованим медичним працівникам у діагностиці меланоми. Крім того, автори пропонують мобільний додаток для полегшення виявлення меланоми в домашніх умовах, що забезпечує додаткову зручність і доступність.

У статті [6] розглядаються методології, застосування та недоліки унімодальних моделей, а також досліджується, як мультимодальні моделі можуть підвищити точність і надійність.

У дослідженні [7] представлено автоматизовану методику виявлення та класифікації уражень шкіри з використанням оптимізованого стекового розрідженого автокодера (OSSAE) на основі екстрактора ознак з нейронною мережею зі зворотним поширенням (BPNN), названу методикою OSSAE-BPNN.

Дані, наведені в [8], демонструють упередженість до методів глибокого навчання та брак досліджень рідкісних і передракових уражень шкіри.

У статті [9] було обрано п'ять різних алгоритмів штучного інтелекту, які були застосовані до набору даних про шкірні захворювання.

Метою дослідження [10] було оцінити діагностичну точність методу теледермоскопії з використанням пристрою FotoFinder, а також асистента зі штучним інтелектом (ШІ) Moleanalyzer Pro та порівняти їх з даними очного клінічного обстеження для діагностики меланоми, підтвердженої гістопатологічним дослідженням.

У статті [12] пропонується система медичних рекомендацій для розумних міст. Методологія пропонує розумний розподіл закладів охорони здоров'я, які розташовані найближче до пацієнта.

Неможливо не помітити, що разом з науковими розробками на ринку з'являється багато нових приладів, які дозволяють вимірювати параметри шкіри і навіть прогнозувати результат після хірургічної корекції в пластичній хірургії.

Наприклад, система візуалізації VECTRA H2 [13] - портативна апаратна система діагностики шкіри з об'ємною візуалізацією тіла для використання в косметології, естетичній медицині та дерматології. Особливості VECTRA H2 від Canfield Scientific:

Автоматичне об'єднання: три знімки обличчя або тіла автоматично об'єднуються в одне 3D-зображення за допомогою програмного забезпечення VECTRA.

Точна оцінка контурів: режим сірої візуалізації дозволяє оцінити контури обличчя і тіла, не відволікаючись на колір при плануванні і вивченні результату корекційних процедур.

Вимірювання обличчя і тіла в автоматичному режимі: об'ємна візуалізація (3D-режим) і цифрові дані допоможуть вашим пацієнтам зрозуміти основні проблеми.

Програмний додаток Breast Sculptor: технологія створення тривимірних моделей грудей на основі обраних імплантатів з урахуванням гравітації, форми та розташування.

Візуальне порівняння: візуалізація декількох сценаріїв операції зі збільшення грудей за параметрами, розмірами та стилем імплантатів.

Візуалізація очікувань: наочне відображення переваг після операції зі збільшення грудей.

Програма для мастопексії. Програмний додаток для моделювання ліфтингових операцій з урахуванням зон висічення шкіри.

Об'ємні вимірювання тіла: автоматичне вимірювання окружності та об'єму контурів тіла.

Кількісне визначення підшкірних структур обличчя: Запатентована технологія Canfield розділяє унікальні колірні відтінки червоної та коричневої

шкіри обличчя. Це дозволяє отримати повну картину стану шкіри та покращити якість візуалізації.

Вимірювання зміни об'єму: дані об'єму автоматично вимірюються одним клацанням миші в режимі відтінків сірого з паралельним кольоровим відображенням змін контурів обличчя.

Безмаркерний трекінг: проводиться динамічна оцінка змін на поверхні шкіри обличчя: вирівнювання, напрямок і кінцевий результат.

Повна картина змін: програма створює цілісну картину змін, що відображає всі надії та очікування вашого пацієнта.

3D LifeViz® Mini [14] - найкомпактніша 3D-система для аналізу та моделювання шкіри, зручне рішення для косметологів, дерматологів, косметичних і пластичних хірургів. Аналізує стан шкіри пацієнта за 6 параметрами і відтворює зображення обличчя на екрані в 3D-форматі. Пацієнт може побачити, як може виглядати його обличчя після контурної пластики або операції. В основі системи лежить особливий вид стереофотограмметрії, коли 2D-зображення автоматично об'єднуються в тривимірне представлення.

Технологія LifeViz® дозволяє кількісно змінювати об'єм і визначати дрібні деталі поверхні шкіри з надзвичайною точністю. Приклад зображення, створеного за допомогою 3D LifeViz®, представлений на рисунку 1.1.

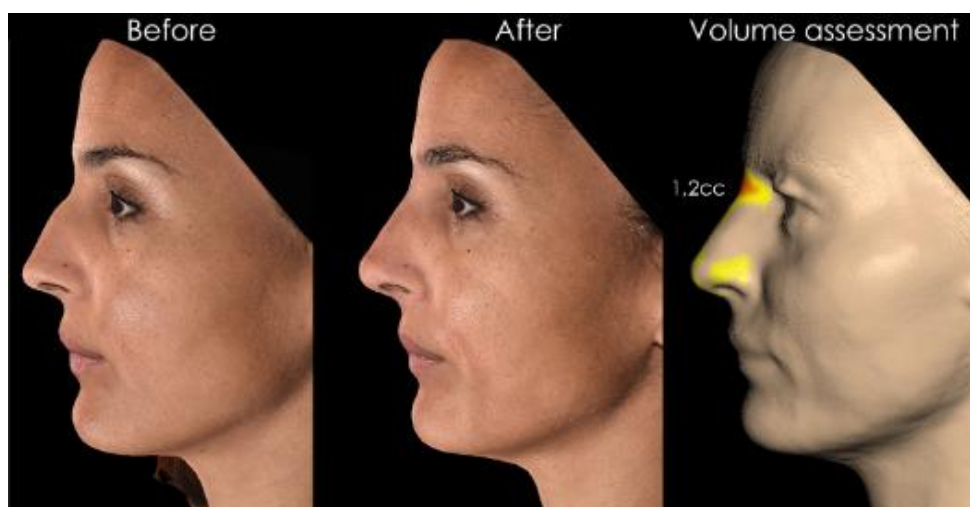


Рисунок 1.1 - Приклад зображення, створеного системою 3D LifeViz® Mini для аналізу та моделювання шкіри [14].

Діагностика стану шкіри є важливим напрямом у дерматології, косметології та медицині загалом, оскільки дозволяє виявляти різноманітні захворювання, оцінювати рівень зволоженості, еластичності, наявність запальних процесів і пігментації. Сучасні методи дослідження шкіри поділяються на візуальні, апаратні та лабораторні, кожен із яких має свої особливості та сфери застосування. У світовій практиці широко використовуються цифрові технології, штучний інтелект та машинне навчання для покращення точності діагностики. Наприклад, дерматоскопія, яка дозволяє виявляти злоякісні новоутворення, у поєднанні з алгоритмами глибокого навчання значно підвищує ефективність розпізнавання меланоми. Також популярні технології 3D-сканування шкіри, які дають можливість оцінювати її структуру, текстуру та виявляти мікрошкодження.

Аналіз стану шкіри є важливим інструментом діагностики, профілактики та догляду, що включає діагностичні та косметологічні методи для оцінки її здоров'я, зволоженості, еластичності та текстури, сприяючи своєчасному виявленню патологій і підтриманню оптимального стану шкіри. Основні діагностичні методи представлені у вигляді діаграми на рисунку 1.2.

Діагностичні методи

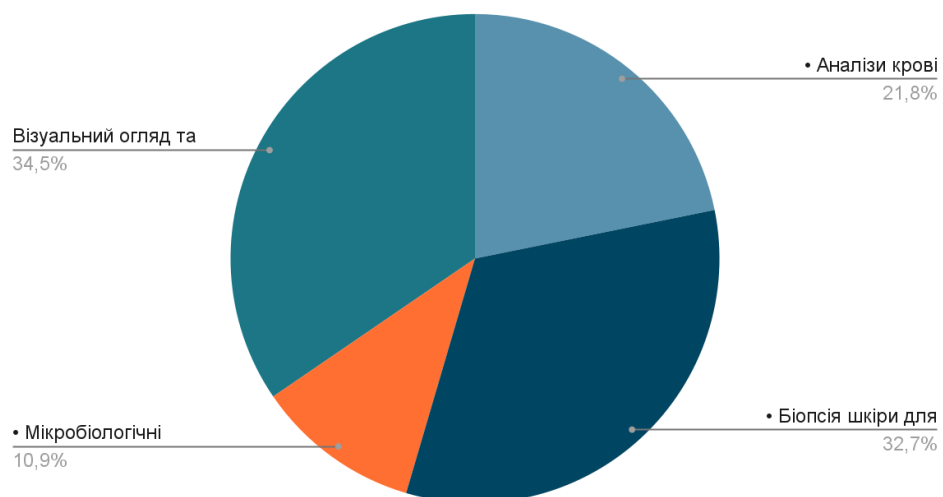


Рисунок 1.2 - Аналіз основних діагностичних методів

В Україні, хоча багато медичних закладів і косметологічних клінік оснащені сучасними діагностичними пристроями, впровадження новітніх технологій

відбувається повільніше порівняно з провідними країнами. Використовуються такі методи, як комп'ютерна діагностика шкіри, дерматоскопія, ультразвукове дослідження та спектрофотометричний аналіз. Однак, застосування штучного інтелекту для автоматизованої діагностики ще не набуло широкого поширення.

Серед перспективних напрямів розвитку можна виділити інтеграцію мобільних додатків для моніторингу стану шкіри, розвиток теледерматології та впровадження автоматизованих систем аналізу дерматологічних зображень, а також сучасні косметологічні технології. Аналіз впливу сучасних косметологічних технологій представлений на рисунку 1.3.

Одним із найефективніших методів є використання систем 3D-візуалізації, таких як LifeViz Vectra та Antera 3D. Ці пристрої застосовують технології фотограмметрії та структурованого освітлення, що дозволяють отримувати детальні тривимірні моделі обличчя та шкірного покриву. Завдяки цим системам можна точно оцінювати рельєф, текстуру, об'єм і глибину зморшок, що критично важливо для моніторингу ефективності лікування та естетичних процедур. Прилад LifeViz Vectra являє собою сучасну систему 3D-візуалізації, розроблену для комплексного аналізу стану шкіри з високою точністю. Основна мета використання цього пристрою – забезпечення неінвазивної діагностики та моніторингу змін шкірного покриву, що має особливе значення в дерматології, косметології та пластичній хірургії. Серце системи LifeViz Vectra – це інноваційна технологія фотограмметрії, яка дозволяє створювати тривимірні моделі обличчя та тіла з детальним відтворенням текстури, рельєфу та об'єму шкіри. Завдяки структурованому освітленню, пристрій генерує серію високоякісних зображень під різними кутами, що забезпечує максимально реалістичне відображення навіть найдрібніших деталей. Ця технологія дає змогу лікарям і косметологам отримати точні дані про мікрорельєф, локальні зміни та особливості шкірної поверхні, що неможливо досягти за допомогою традиційних методів зйомки.

Однією з головних переваг LifeViz Vectra є можливість проведення об'єктивної оцінки змін у шкірному покриві з часом. За допомогою системи зберігаються серії зображень, що дозволяють порівнювати результати лікування

або косметичних процедур на різних етапах. Це значно спрощує процес аналізу ефективності застосованих методів корекції, а також дає змогу відстежувати динаміку старіння або вплив зовнішніх чинників на стан шкіри.

Прилад має інтуїтивно зрозумілий інтерфейс, що дозволяє лікарям швидко орієнтуватися в отриманих даних. Програмне забезпечення LifeViz Vectra інтегрує отримані 3D-моделі з аналітичними інструментами, які виконують вимірювання об'єму, площі, глибини зморшок, асиметрії обличчя та інших важливих параметрів. Результати аналізу представлені у вигляді зручних графіків та діаграм, що дозволяє не тільки оцінити поточний стан шкіри, але й прогнозувати майбутні зміни. Інтерфейс приладу представлений на рисунку 1.4.



Рисунок 1.4. - Аналізатор шкіри LifeViz Vectra [40]

AI-дерматоскопія дозволяє детально досліджувати шкірні утворення. Сучасні AI-дерматоскопи автоматично аналізують зображення та порівнюють їх із базою даних для виявлення потенційних патологій.

FotoFinder AI – інтегрована система для аналізу новоутворень. Прилад FotoFinder AI – це високотехнологічна система для неінвазивної діагностики та моніторингу стану шкіри, яка поєднує інноваційні методи цифрової візуалізації з

потужними алгоритмами штучного інтелекту. Розроблений для застосування в дерматології, фотодокументуванні та ранній діагностиці меланому, пристрій забезпечує об'єктивну оцінку змін на шкірному покриві та дозволяє проводити детальний аналіз навіть найдрібніших змін. Прилад FotoFinder AI представлений на рисунку 1.5.



Рисунок 1.5. - Дерматоскоп FotoFinder AI [41]

MoleScore – портативний дерматоскоп із мобільним додатком. Прилад MoleScore є сучасним портативним цифровим дерматоскопом, розробленим для швидкої та неінвазивної діагностики шкірних утворень, зокрема родимок та інших аномальних елементів шкірного покриву. Сучасна технологія, що використовується в MoleScore, забезпечує високоякісну візуалізацію поверхні шкіри, дозволяючи лікарям отримувати детальну інформацію про структуру, розміри, колір і текстуру досліджуваних утворень. Мобільний застосунок MoleScore представлений на рисунку 1.6.

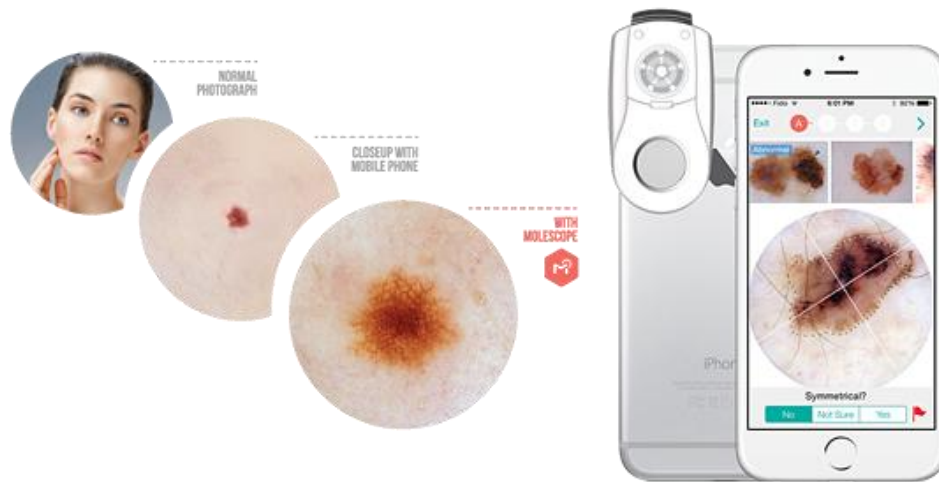


Рисунок 1.6 - Мобільний застосунок MoleScore [42]

DermaScan AI – використовує нейронні мережі для аналізу меланому. Прилад DermaScan AI – це сучасна система для неінвазивної діагностики та моніторингу стану шкіри, що поєднує високоточну цифрову візуалізацію з потужними алгоритмами штучного інтелекту. Розроблений для використання в дерматології, косметології та інших суміжних галузях медицини, пристрій дозволяє проводити детальний аналіз шкірного покриву, виявляючи навіть незначні зміни та патологічні утворення на ранніх стадіях. Зображення приладу DermaScan AI представлено на рисунку 1.7.



Рисунок 1.7 - Прилад DermaScan AI [43]

Представлені нижче пристрої вимірюють вологість, рівень себуму, еластичність і пористість шкіри. Було проведено аналіз представлених на ринку приладів для проведення аналізу шкіри.

Visia Skin Analysis System – комплексний аналіз шкіри за допомогою AI. Прилад Visia Skin Analysis System – це передова система цифрової візуалізації та аналізу шкіри, що застосовується в дерматології, косметології та естетичній медицині для комплексної оцінки стану шкірного покриву. Основна мета використання даної технології полягає у точному документуванні, аналізі та моніторингу характеристик шкіри, що дозволяє виявляти як видимі ознаки старіння, так і потенційні патологічні зміни. Система Visia використовує високоякісні цифрові камери для отримання серії знімків обличчя з різних кутів. Завдяки передовим алгоритмам обробки зображень, пристрій автоматично аналізує численні параметри шкіри, серед яких: оцінка зморшок та ліній: аналіз глибини, розподілу та кількості зморшок, що дозволяє визначити стадію старіння та ефективність застосовуваних косметичних процедур; аналіз пігментації: виявлення та вимірювання пігментних плям, родимок та інших змін кольору, що є важливим для ранньої діагностики гіперпігментації чи меланоми; оцінка пор та текстури шкіри: детальна характеристика структури шкіри, що допомагає визначити рівень чистоти пор, наявність акне та інших недоліків; аналіз мікроциркуляції: визначення стану кровообігу в шкірних покривних тканинах, що може свідчити про запальні процеси або інші порушення.

Окрім візуалізації, програмне забезпечення Visia Skin Analysis System генерує докладні звіти, у яких результати аналізу представлені у вигляді графіків, діаграм та порівняльних зображень. Це дозволяє не лише зафіксувати поточний стан шкіри, але й спостерігати динаміку змін у процесі лікування чи косметичних процедур. Порівняльний аналіз серій знімків допомагає фахівцям оцінити ефективність обраного методу терапії, скоригувати плани лікування та підготувати персоналізовані рекомендації для кожного пацієнта. Прилад Visia Skin Analysis System представлений на рисунку 1.8.



Рисунок 1.8 - Прилад Visia Skin Analysis System [44]

HiMirror – дзеркало з AI, що дає рекомендації щодо догляду. Прилад HiMirror це інноваційна система цифрової візуалізації та аналізу шкіри, що базується на технології розумного дзеркала. Розроблений для використання в домашніх умовах та косметологічних кабінетах, HiMirror поєднує сучасні алгоритми штучного інтелекту та високоякісну камеру для швидкого та неінвазивного аналізу стану шкіри. Основною функцією HiMirror є автоматичне сканування обличчя з метою виявлення ключових параметрів шкірного покриву. Прилад дозволяє оцінити рівень зморшок, пігментацію, чистоту пор, ступінь вологи та загальний тон шкіри. Інтелектуальні алгоритми аналізують отримані зображення, порівнюючи їх із базою даних типових патернів, що дає змогу визначити основні ознаки старіння, нерівномірності шкіри або появи пігментних плям. Прилад HiMirror представлений на рисунку 1.9.



Рисунок 1.9 - Прилад HiMirror [45]

Antera 3D – тривимірне сканування текстури шкіри. Прилад Antera 3D – це високотехнологічна система 3D-візуалізації шкіри, що застосовується для комплексного аналізу її стану та моніторингу динаміки змін. Завдяки використанню мультиспектральної технології, пристрій забезпечує не лише високоякісне зображення шкіри, а й детальне відтворення її топографії, кольорових характеристик та структурних особливостей. Прилад Antera 3D представлений на рисунку 1.10.

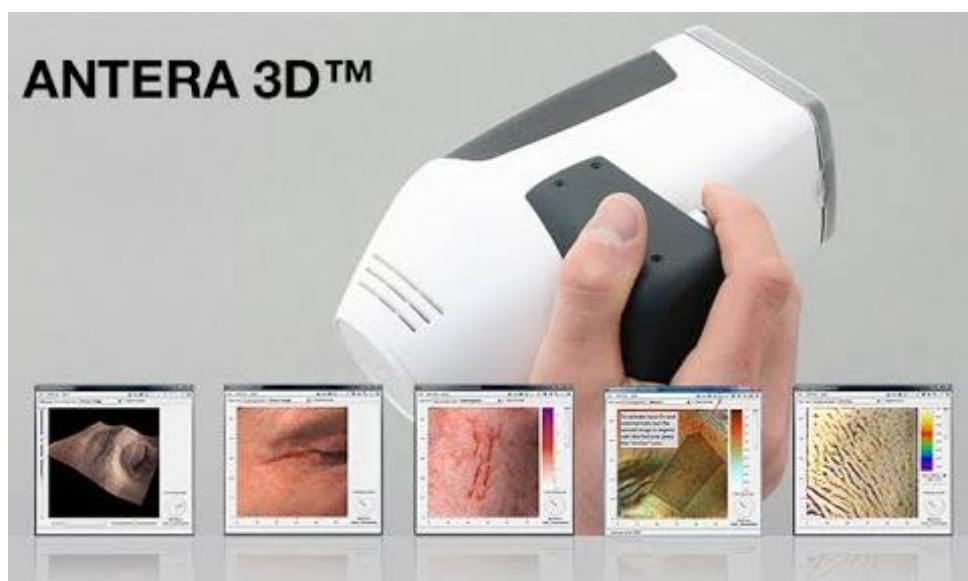


Рисунок 1.10 - Прилад Antera 3D [46]

1.3 Постановка задачі та вибір технологій для реалізації

Наразі існує багато приладів, технологій та технічних засобів, які допомагають лікарю-дерматологу у проведенні комплексної діагностики, а саме у виявленні захворювань шкіри. Проте вони не дають пропонованих методів лікування та не надають рекомендацію лікарям щодо лікування таких проблем. Тому постановка діагнозу та підбір протоколу лікування у повній мірі залежить від лікаря. Це ставить діагноз пацієнта та вибір методики лікування у повну залежність від рішення лікаря, відповідно підвищує ризик людського фактору у виникненні помилок при постановці діагнозу та підборі методів лікування.

Здоров'я шкіри є критично важливим аспектом загального самопочуття, а раннє виявлення шкірних захворювань відіграє життєво важливу роль в ефективному лікуванні та профілактиці. Шкіра обличчя, зокрема, дуже чутлива до різних дерматологічних проблем, таких як акне, гіперпігментація, сухість та ознаки старіння. Традиційні методи діагностики шкіри часто вимагають клінічного досвіду, спеціалізованого обладнання та тривалих процедур. В останні роки досягнення в галузі штучного інтелекту (ШІ) відкрили нові можливості для вдосконалення процесів діагностики шкіри, надаючи ефективні та точні рішення. Штучний інтелект, зокрема машинне навчання, відкриває нові горизонти в діагностиці шкіри, дозволяючи створювати системи, здатні аналізувати зображення шкіри та надавати рекомендації щодо догляду та лікування на основі виявлених проблем.

На даному етапі розвитку технологій вже існують пристрої, які дозволяють оцінити стан шкіри, компанії та наука пропонують нові підходи до діагностики шкіри обличчя. Тому у цій роботі пропонується метод діагностики шкіри обличчя на основі штучного інтелекту з використанням даних, отриманих від розумного аналізатора шкіри. Розумний аналізатор шкіри збирає комплексні дані про шкіру обличчя, включаючи рівень вологості, пігментацію, розмір пор та інші важливі характеристики. Інтегруючи ці дані з алгоритмами штучного інтелекту,

запропонований метод має на меті автоматизувати та оптимізувати процес діагностики, забезпечуючи надійні та послідовні результати.

Даний підхід базуватиметься на використанні нейромережових технологій та алгоритмів обробки зображень для аналізу характеристик шкіри обличчя. Запропонований метод ідентифікує різні стани шкіри та надає персоналізовані рекомендації на основі проаналізованих даних і пропонує неінвазивне, ефективне та доступне рішення для користувачів, які шукають професійний аналіз та догляд за шкірою в режимі реального часу.

Враховуючи актуальність проблеми застосування сучасних інформаційних технологій у медичній галузі для виявлення дефектів шкіри обличчя, було вирішено розробити методологію застосування нейронних мереж для вирішення цієї проблеми.

Тому завданнями даного дослідження є:

- 1) розглянути архітектуру згорткових нейронних мереж для аналізу медичних зображень;
- 2) оцінити ефективність моделей для задачі виявлення та класифікації дефектів шкіри;
- 3) розглянути можливі шляхи покращення роботи моделей шляхом зміни вхідних параметрів.

1.4 Висновки

У першому розділі було проведено аналіз існуючих рішень для діагностики стану шкіри, що дозволило визначити основні проблеми та перспективи розвитку в цій галузі.

Аналіз захворювань шкіри та чинників, що впливають на її стан, показав, що основними причинами дерматологічних проблем є зовнішні (вплив навколишнього середовища, ультрафіолетове випромінювання, забруднення) та внутрішні (генетичні особливості, порушення обміну речовин, гормональні зміни) фактори. Також значний вплив мають спосіб життя, харчування та рівень стресу.

Дослідження існуючих методів діагностики показало, що в Україні та світі використовуються різні підходи до оцінки стану шкіри, серед яких: візуальний огляд дерматологами, апаратні методи (дерматоскопія, спектрофотометрія, біофотоніка), біохімічний аналіз та технології штучного інтелекту. Сучасні цифрові рішення, зокрема комп'ютерний зір та нейромережі, стають все більш популярними завдяки високій точності та можливості автоматизації процесу діагностики.

На основі проведеного аналізу було сформульовано основні вимоги до розробки інноваційної системи діагностики стану шкіри. Для реалізації запропоновано використання методів комп'ютерного зору та технологій машинного навчання, які дозволяють автоматизувати аналіз зображень шкіри та підвищити точність діагностики. Такий підхід забезпечить швидке та зручне виявлення потенційних дерматологічних проблем, що сприятиме покращенню якості профілактики та лікування шкірних захворювань.

2 ЗАСТОСУВАННЯ КОМП'ЮТЕРНОГО ЗОРУ ДЛЯ ПРОВЕДЕННЯ ДІАГНОСТИКИ СТАНУ ШКІРИ

2.1 Принцип роботи комп'ютерного зору для розпізнавання захворювань шкіри

Схильність до шкірних захворювань показує безліч форм, відсутність та неправильний розподіл кваліфікованих дерматологів, а потреба у своєчасній та точній діагностиці вимагає діагностики на основі даних. Розвиток лазерів та медичних технологій на основі фотоніки дозволив набагато швидше та точніше діагностувати шкірні захворювання. Однак вартість такої діагностики все ще обмежена і дорога. Моделі глибокого навчання порівняно ефективні у виконанні процесу класифікації з зображень та даних. У галузі діагностики охорони здоров'я був попит на точне виявлення аномалії та класифікацію категорії захворювання за допомогою рентгенівського випромінювання, магнітно-резонансної томографії (МРТ), комп'ютерної томографії (КТ), зображень позитронно-емісійної томографії (ПЕТ) та сигнальних даних, таких як електрокардіограма (ЕКГ), електроенцефалограма (ЕЕГ) та електроміографія (ЕМГ). Точна ідентифікація категорії захворювання допоможе забезпечити краще лікування пацієнтів. Моделі глибокого навчання можуть вирішувати критичні проблеми, автоматично ідентифікуючи особливості вхідних даних, а моделі глибокого навчання адаптуються до зміни розглянутої проблеми. Моделі глибокого навчання отримують виведені дані для виявлення та вивчення особливостей експонованих шаблонів даних навіть з низькими обчислювальними моделями, що призведе до значної ефективності.

На рисунках [2.1-2.5] наведені приклади найпоширеніших захворювань шкіри, які будуть розглянуті у роботі та будуть використані у наборах даних для проведення експериментів щодо навчання нейронної мережі на предмет розпізнавання цих захворювань на зображеннях.

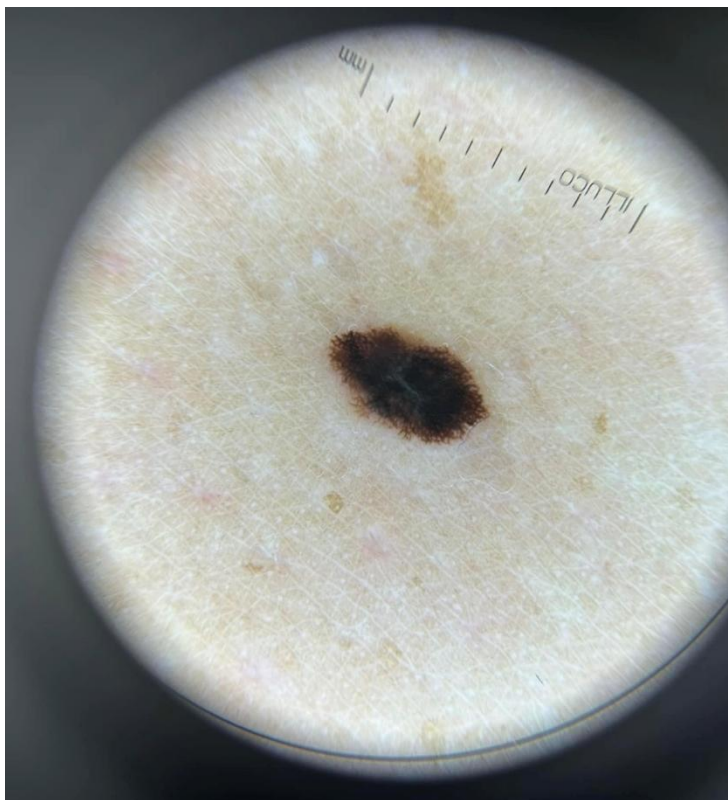


Рисунок 2.1 - Приклад зображення меланому

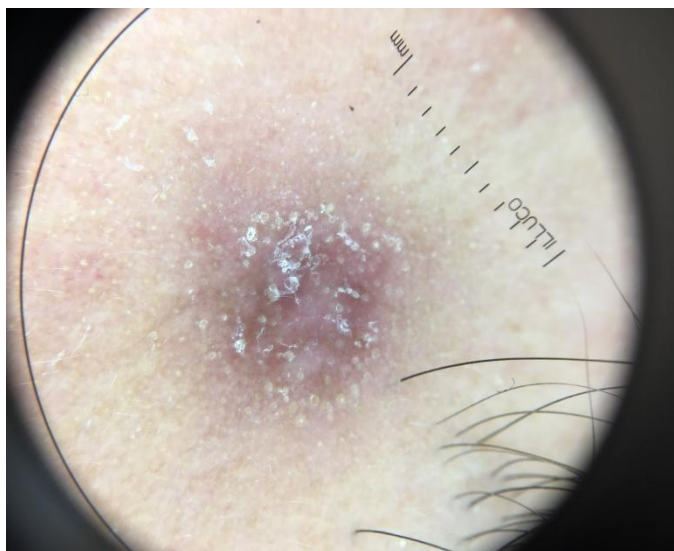


Рисунок 2.2 - Приклад зображення атипової дерматофіброми

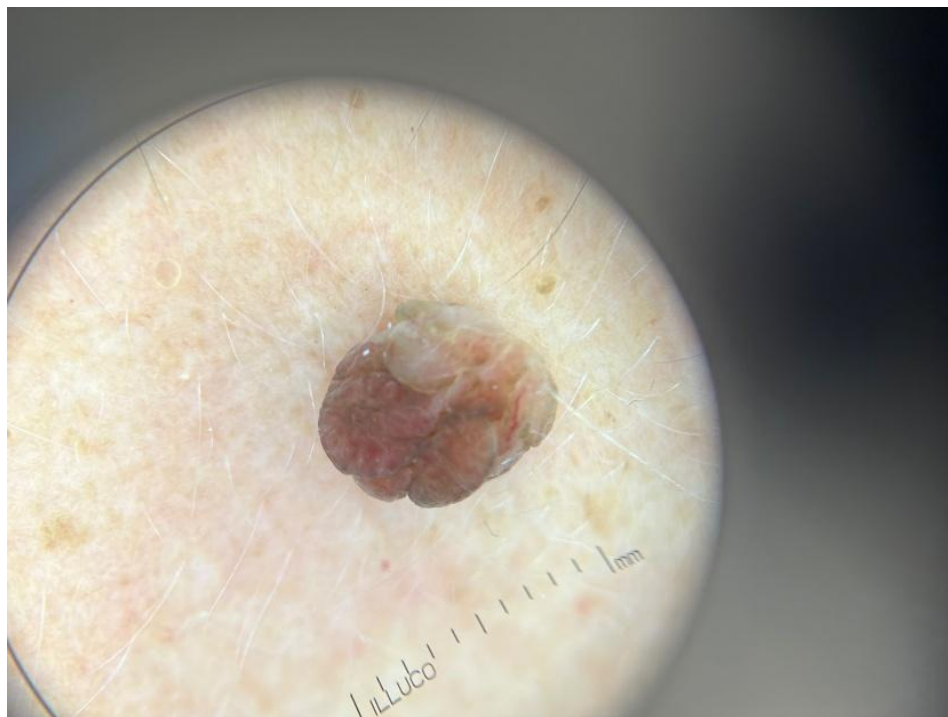


Рисунок 2.3 - Приклад зображення меланоцетарного папіломатозного невуса



Рисунок 2.4 - Приклад зображення пігментного невуса



Рисунок 2.5 - Приклад зображення папіломатозного невуса

Шкірні захворювання також класифікуються за допомогою необхідних підходів до обробки зображень, таких як морфологічні операції для виявлення шкіри [47,48]. Морфологічне відкриття, закриття, розширення та ерозія в основному покладаються на двійкове зображення, створене через порогове значення, і, як наслідок, що найбільше необхідно бути обережним, щоб визначити оптимальне порогове значення. Морфологічні операції можуть бути не придатними для оцінки росту пошкодженої області на основі текстури зображення. Генетичний алгоритм (GA) встановив підхід до класифікації шкірних захворювань [49,50]. Генетичний алгоритм має такі проблеми, як занадто багато часу, щоб сходитися до рішення [51]. Модель ніколи не надає найкращого глобального рішення, яке не призведе до розумного результату .

Алам та ін. автоматизували виявлення екземи за допомогою обробки зображень за допомогою опорної векторної машини, яка включає різні фази, які включають сегментацію отриманого зображення, а потім вибір функції за

допомогою інформації на основі текстури для більш точних прогнозів, і, нарешті, використання опорної векторної машини (SVM) для оцінки прогресу екземи. Модель Support Vector Machine не підходить для обробки шумних даних зображення ; виявлення параметрів на основі функцій є важливим при роботі з SVM. Він буде непродуктивним, якщо кількість параметрів на кожному векторі ознак буде більш значною, ніж кількість зразків тренувальних даних.

Штучні нейронні мережі (ANN) [52] та згорткові нейронні мережі (CNN) [53] є найбільш часто використовуваними методами виявлення та діагностики аномалій за допомогою технологій радіаційної візуалізації. Діагностика шкірних захворювань за допомогою підходу CNN показала, що результати є багатообіцяючими [54]. Тим не менш, моделі CNN не масштабовані та інваріантні до обертання, що є складним завданням для роботи з зображеннями, зробленими за допомогою мобільного пристрою або цифрової камери. Модель на основі ANN для більш раннього виявлення раку молочної залози відбувається через обробку зображень; будь-який з методів підходів нейронної мережі потребує величезних навчальних даних для значної продуктивності моделі, що вимагає великих обчислювальних зусиль [55]. Моделі нейронних мереж є більш абстрактними, і ми не маємо доступу для налаштування моделі. Більше того, в ANN, зі збільшенням роздільної здатності зображення, кількість параметрів, які можна навчити, значно збільшується, що призводить до величезних зусиль для навчання. Модель ANN страждає від зменшення та вибуху градієнта. CNN не інтерпретує величину та розмір об'єкта у своїх спостереженнях [56].

Модель класифікації шкірних захворювань на основі [57] точно налаштованої нейронної мережі досягла розумної точності 89,90% для набору валідації. Однак потрібні значні зусилля для калібрування компонентів мережі для досягнення бажаної точності. Нейронна мережа зворотного поширення [58] - це модель наглядного навчання, яка працює за принципом градієнтного спуску, який уточнює ваги на основі частоти помилок. Однак модель не працює з шумними даними. Інша основна проблема полягає в тому, що коли елементи живляться новими вагами, вони забувають раніше пов'язану вагу, що призводить до значного

впливу на попередні асоціації. Нечіткі рекурентні нейронні мережі (FRNN) та нечіткий класифікатор Takagi–Sugeno–Kang [59] досягли розумної точності для проблем розбіжної класифікації, і вони працюють виключно краще для обробки вхідних даних змінного розміру, не впливаючи на модель. Повторювана нейронна мережа (RNN) може обробляти дані з наявною довільною пам'яттю, на відміну від більшості моделей нейронних мереж, які потребують допоміжної пам'яті для обробки. Однак RNN порівняно повільний через важкі обчислювальні потреби, а FRNN вимагає величезних зусиль у класифікації шаблонів з даних зображення та споживає помітний обчислювальний час [60].

Зображення класифікується на основі інтенсивності, хоча статистичний підхід, а саме Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) витягує особливості, які з'являються в отриманому зображенні, як правило, текстуровані параметри [61]. GLCM визначає таблицю амплітуди екземпляра щодо певної комбінації атрибутів значень інтенсивності на зображенні. Однак GLCM потребує значних обчислювальних зусиль, а характеристики не є незмінними зі змінами обертання та текстури [62].

Баєсова класифікація є одним з підходів, що використовуються при класифікації шкірних захворювань [63]. Цей підхід використовується для класифікації зображення серед різних навчених наборів даних зображень захворювання. Тим не менш, класифікація Наївного Байєса зазнає невдачі в незалежних предикторах; проблема нульової ймовірності ускладнює реалізацію в багатоцільовому домені. Класифікатори Naïve Bayes не підходять для обробки класифікації даних без нагляду [64]. Алгоритм Дерева рішень - це широко використовуваний підхід для класифікації шкірних захворювань, прогнозування виразок нижніх кінцівок та раку шийки матки. Модель дерева рішень потребує величезної кількості підготовки та значного рівня точності. Невелика зміна вхідних даних призведе до експоненціальної зміни результату і зробить модель ненаситною. Крім того, модель потребує порівняно більше пам'яті, і в результаті модель дерева рішень потребує більше обчислювального часу [65].

K-Nearest Neighbor (KNN) [66] - це переважно використовувана класифікаційна модель, яка широко використовується в прогностичних та прогнозових моделях. Моделі не потребують навчання моделі. Крім того, точність моделі KNN значно висока. Моделі KNN не підходять для використання з моделями даних більшого розміру, оскільки це може зайняти значний час для виконання прогнозів результату. Крім того, модель погано працює при роботі з високовимірними даними з невідповідною інформацією про особливості, що може вплинути на продуктивність моделі в точних прогнозах [67], що зробило модель непридатною для класифікації шкірних захворювань.

Класифікація шкірних захворювань за допомогою ансамбльних моделей [68] дає більш точні результати завдяки об'єднанню декількох моделей прогнозування. Ансамбльні моделі мають проблему надмірної підгонки, і ансамблева модель не працює з невідомими розбіжностями між розглянутою вибіркою та популяцією [69,70]. Класифікація шкірних захворювань на основі моделі глибинної нейронної мережі [71,72] продемонструвала помітну продуктивність у класифікації шкірних захворювань. Тим не менш, експериментальні дослідження показали, що модель не підходить для зображень з кількома ураженнями. Моделі Deep Neural Network потребують значного рівня підготовки, щоб досягти розумної точності, яка вимагає більше обчислювального часу.

Перехресна кореляція на основі моделі для класифікації вилучення ознак [73], де як просторові, так і частотні ознаки розглядаються для вибору ознак з використанням візуальної узгодженості. Моделі перехресної кореляції стійкі до фонових коливань. В результаті прогнози є більш точними. Крім того, робота в частотній області вимагає значних зусиль для створення експериментальної установки та отримання результатів [74].

Комп'ютерний зір — це галузь штучного інтелекту, що дозволяє системам аналізувати, інтерпретувати та робити висновки на основі візуальних даних. Однією з найбільш перспективних сфер застосування є медична діагностика, зокрема розпізнавання та класифікація захворювань шкіри. Використання алгоритмів машинного навчання та спеціалізованих бібліотек дозволяє

автоматизувати процес виявлення патологій, що покращує точність та швидкість постановки діагнозу. Для розробки моделей комп'ютерного зору в медичній діагностиці найчастіше використовують Python. Це високорівнева мова програмування, яка має потужний інструментарій для обробки зображень та побудови моделей машинного навчання. Python підтримує модульність коду, що забезпечує повторне використання розроблених компонентів та пришвидшує процес розробки. Окрім Python, існують й інші мови, такі як R та MATLAB, але саме Python має найбільш розвинені бібліотеки для роботи з комп'ютерним зором.

1) NumPy (Numerical Python) — це фундаментальна бібліотека для роботи з багатовимірними масивами та обчислювальними операціями. У задачах комп'ютерного зору NumPy використовується для обробки зображень як числових масивів, виконання математичних операцій та оптимізації обчислень.

2) OpenCV (Open Source Computer Vision Library) — це бібліотека з відкритим кодом, що містить широкий набір алгоритмів для обробки зображень та відео. У контексті діагностики захворювань шкіри OpenCV використовується для: Попередньої обробки зображень (фільтрація, зміна контрастності, нормалізація кольорів); Виділення особливостей (наприклад, текстурних ознак патологічних ділянок).

3) Аналізу гістограм та сегментації уражених зон.

4) Scikit-learn — це бібліотека для машинного навчання, яка містить алгоритми для класифікації, регресії та кластеризації. Вона застосовується для попередньої обробки даних та тренування базових моделей для класифікації захворювань шкіри.

5) TensorFlow та Keras — це потужна платформа для розробки глибоких нейронних мереж. Разом із Keras, що є її високорівневим API, вона дозволяє будувати складні моделі для аналізу дерматологічних зображень. Глибокі нейронні мережі, зокрема згорткові нейронні мережі (CNN), є основним інструментом для розпізнавання захворювань шкіри.

У таблиці 2.1 наведено етапи аналізу зображень для діагностики шкірних захворювань

Таблиця 2.1 - Етапи аналізу зображень для діагностики шкірних захворювань

Етап	Короткий опис
Попередня обробка	На цьому етапі зображення нормалізуються, змінюється їх розмір, застосовуються методи шумозаглушення та покращення контрасту. Використовується OpenCV для фільтрації та сегментації уражених ділянок.
Виділення ознак	За допомогою алгоритмів обробки зображень визначаються ключові особливості, які можуть вказувати на патологічні зміни шкіри. Це може включати аналіз текстури, кольору, розміру та форми плям або новоутворень.
Класифікація	Модель машинного навчання (наприклад, CNN, ResNet або EfficientNet) навчається на великому наборі зображень шкірних захворювань. Використання TensorFlow/Keras дозволяє створити ефективні моделі, які можуть автоматично класифікувати нові зображення.
Інтерпретація результатів	Останній етап передбачає отримання прогнозу та його візуалізацію. Використовуючи спеціальні інструменти (наприклад, Grad-CAM), можна визначити, на які ділянки зображення модель звертала найбільше уваги при ухваленні рішення.

Застосування комп'ютерного зору для діагностики захворювань шкіри значно покращує точність і швидкість обробки медичних зображень. Поєднання

Python, OpenCV, TensorFlow та інших бібліотек дозволяє створювати ефективні системи для аналізу дерматологічних станів. Використання цих технологій може допомогти виявляти патології на ранніх стадіях, що сприятиме більш швидкому та ефективному лікуванню пацієнтів.

2.2 Опис моделей нейронних мереж, які використовуються у роботі

Для виявлення дефектів шкіри, таких як прищі, почервоніння тощо, вибір архітектури CNN буде залежати від таких факторів, як розмір набору даних, складність задачі та доступні обчислювальні ресурси. Найпоширеніші архітектури CNN включають:

- Залишкові мережі (ResNet);
- Щільна згорткова мережа (DenseNet);
- EfficientNet;
- Мобілнет.

У таблиці 2.2 наведено порівняння можливостей представлених архітектур.

Таблиця 2.2 - Порівняння можливостей архітектур згорткових нейронних мереж

Архітектура згорткової нейронної мережі	Ключові особливості	Переваги	Недоліки	Поширені програми
ResNet	Глибина збільшується з укладанням залишкових блоків.	Уникає зникаючих градієнтів.	Великий розмір параметрів для більш	Класифікація зображень, виявлення об'єктів,

Продовження таблиці 2.2.

	Пропускні з'єднання забезпечують градієнтний потік.	Більш глибокі мережі покращують продуктивність.	глибоких версій. Інтенсивні обчислення на великих	розпізнавання обличчя
DenseNet	Щільні зв'язки по всій мережі Менше параметрів завдяки повторному використанню функцій. Використовує швидкість росту для керування новими функціями на кожному рівні.	Зменшує кількість параметрів. Ефективне повторне використання функцій та навчання. Добре підходить для невеликих наборів даних.	Високі обчислювальні витрати в пам'яті через щільні з'єднання. Більш схильні до надмірної адаптації на малих даних	Класифікація зображень, аналіз медичних зображень
EfficientNet	Оптимізовано як для ефективності, так і для точності.	Хороша точність при меншій кількості обчислень. Гнучка архітектура для	Складний дизайн. Більш важкі версії все ще потребують значних	Мобільний зір, класифікація зображень, виявлення об'єктів

Кінець таблиці 2.2.

	Комбіноване масштабування (баланс між глибиною, шириною та роздільною здатністю).	різних обмежень. Масштабований	обчислювальних потужностей	
MobileNet	Глибинні згортки, що розділяються, для зменшення обчислень. Оптимізовано для мобільних пристроїв та пристроїв периферії.	Висока ефективність на пристроях обмеженими ресурсами. Легкий і швидкий. Підходить для мобільних додатків.	Нижча точність у порівнянні з більшими мережами. - Обмежені можливості моделі для складних завдань.	Мобільний зір, обробка зображень у реальному часі

Використання ResNet уможливорює глибоке навчання завдяки використанню залишкових зв'язків, що дозволяє тренувати більш глибокі мережі, не стикаючись з проблемою зникнення градієнта. Це може допомогти моделі розпізнавати більш складні патерни текстури шкіри та плями. Модель демонструє високу продуктивність при аналізі медичних зображень.

Попередньо навчені моделі ResNet (такі як ResNet-50 або ResNet-101) можуть бути точно налаштовані на наборах даних для підвищення продуктивності, особливо при використанні обмежених наборів даних. Ця модель рекомендується для складних завдань, де потрібна висока точність.

DenseNet з'єднує кожен шар з усіма іншими шарами, що сприяє повторному використанню функцій і створює сильніші градієнти. Це корисно при виявленні малопомітних недоліків шкіри, таких як прищі або зміна кольору.

У порівнянні з ResNet, DenseNet досягає високої точності, використовуючи меншу кількість параметрів, що дозволяє скоротити час навчання, зберігаючи при цьому високу продуктивність. DenseNet широко використовується в задачах класифікації медичних зображень, тому модель може бути ефективною для аналізу дерматологічних зображень.

Модель рекомендується для середніх і великих масивів даних з акцентом на досягнення високої точності, особливо в умовах обмежених обчислювальних ресурсів.

EfficientNet має високу продуктивність, використовуючи при цьому менше обчислень. Модель систематично масштабує ширину, глибину та роздільну здатність, що робить її надзвичайно ефективною з точки зору точності та обчислювальних ресурсів.

Попередньо навчені моделі EfficientNet є дуже ефективними для задач медичної візуалізації, включаючи виявлення дефектів шкіри. Доведено, що EfficientNet перевершує такі моделі, як ResNet і DenseNet, у різних завданнях класифікації медичних зображень і, водночас, є більш ресурсоефективною.

Використання моделі рекомендується для проектів, які вимагають балансу між високою точністю та ефективністю, особливо при роботі з великомасштабними зображеннями або у випадках обмежених обчислювальних потужностей.

MobileNet - це легка і швидка модель, оптимізована для ефективності та ідеальна для виявлення дефектів шкіри в режимі реального часу на мобільних або вбудованих пристроях. Модель має низькі обчислювальні вимоги, оскільки використовує згортки, розділені за глибиною, що значно зменшує кількість параметрів. Таким чином, модель ідеально підходить для застосувань, де обчислювальні ресурси обмежені.

Виходячи з вищевказаного, можна зробити висновок, що модель підходить для розгортання на мобільних платформах і є відмінним рішенням для додатків, які виявляють дефекти шкіри за допомогою камери смартфона.

2.3 Підготовка даних до навчання нейронної мережі

Для тестування ефективності моделей було використано набір даних класифікації шкірних захворювань від Kaggle [24]. Цей набір даних містить колекцію фотографій людських облич, розділених на три окремі класи: акне, мішки під очима та почервоніння обличчя. Для забезпечення всебічної презентації та точної класифікації доцільно розглянути по три фотографії для кожної людини. Ці зображення включають вигляд спереду, а також бічні профілі праворуч і ліворуч. Такий багатокутний підхід не тільки збільшує варіативність даних, але й допомагає моделям навчитися ідентифікувати та диференціювати найтонші нюанси шкірних захворювань, які можуть бути пропущені на одній фотографії. Структурований формат набору даних і вичерпна документація роблять його безцінним ресурсом для розробки, навчання і тонкого налаштування алгоритмів машинного навчання, спрямованих на класифікацію шкірних захворювань, що в кінцевому підсумку сприятиме прогресу в дерматологічній діагностиці та персоналізованих рішеннях по догляду за шкірою. Всі дані представлені в узагальненому вигляді і використовуються виключно в рамках наукового дослідження. У роботі використані дані з відкритих джерел, доповнені медичними даними з клінічної практики. Перед використанням медичних даних було отримано дозвіл на їх використання від кожного з пацієнтів. Дослідження забезпечує принципи відповідального штучного інтелекту. Конфіденційність інформації гарантується.

Набір даних містить зображення людей з різними захворюваннями шкіри: акне, почервоніння шкіри та мішки під очима. Кожна людина представлена 3 зображеннями, що демонструють її конкретну проблему зі шкірою. Набір даних охоплює різноманітні демографічні дані, вік, етнічні приналежності та статі. Типи

дефектів у наборі даних: акне, почервоніння шкіри та мішки під очима (рисунок 2.6).



Рисунок 2.6 - Приклади зображень з набору даних [24]

На зображенні представлено наступні класи захворювань:

- 1) Фотографії акне, які відображають різні тяжкості та типи акне, такі як білі вугри, вугри та кістозні вугри.
- 2) Фотографії почервоніння шкіри, яке може бути викликаний розацеа або екземою.
- 3) Фотографії мішків під очима зображують людей з помітними мішками під очима, часто пов'язаними з недосипанням, старінням або генетикою.

Набір даних про плями на шкірі є цінним ресурсом для дослідників, розробників та організацій, що працюють у дерматології, косметичі та медичній сфері, для навчання, оцінки та тонкого налаштування моделей штучного інтелекту для реальних застосувань (рисунок 2.7).

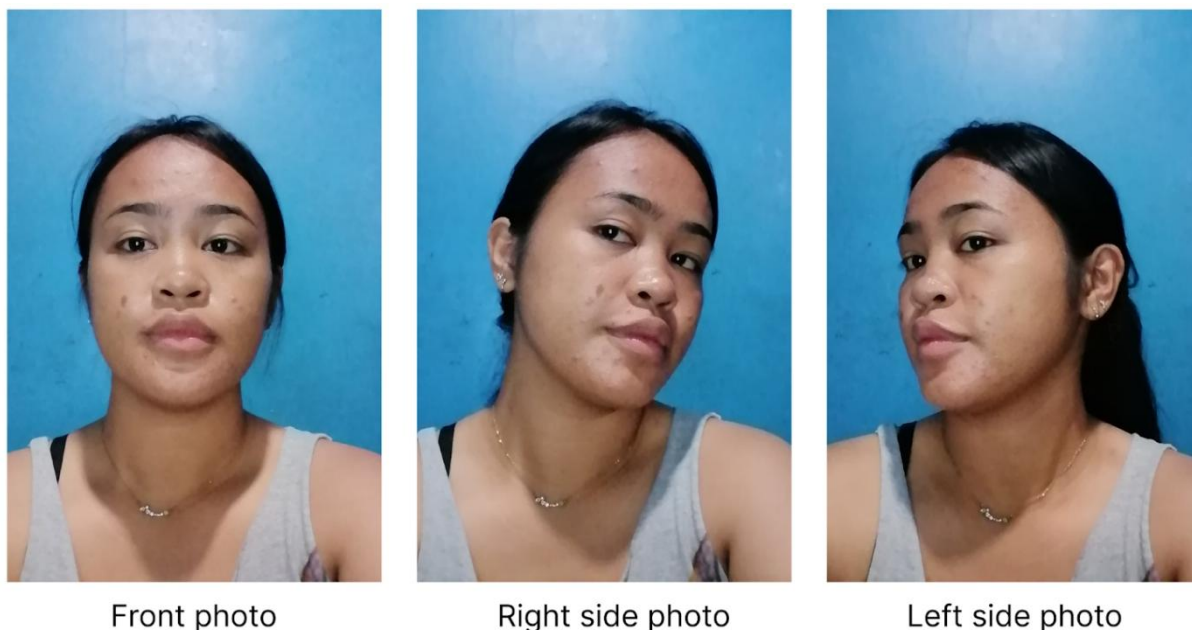


Рисунок 2.7 - Приклади зображень з набору даних [24] з різних сторін

Також набір даних містить супровідний файл з розширенням .csv, у якому міститься наступна інформація: ідентифікатор особи, вид спереду, вид зліва, вид справа, тип дефекту (акне, почервоніння шкіри або мішки під очима).

TrainingData надає високоякісні анотації даних, адаптовані до потреб користувача. Ключові слова: біометричний набір даних, база даних розпізнавання обличчя, набір даних розпізнавання обличчя, набір даних виявлення обличчя, аналіз обличчя, дерматологічний набір даних, шкіра на обличчі, шкала IGA, медичні дані, білі вугри, кістозні вугри, розацема, набір даних про екзему, косметологія, багатозадачний підхід до навчання, набір даних зображень акне на обличчі, удари на обличчі, ураження шкіри обличчя, стан шкіри, зображення шкіри, характеристики шкіри, характеристики шкіри, автоматична система виявлення дефектів шкіри обличчя, зображення обличчя, знаки вугрової висипувової висипки, плями, догляд за шкірою, проблеми зі шкірою, набір даних, зображення людини, глибинне навчання, комп'ютерний зір, набір даних про псоріазу, набір даних про екзему, набір даних про почервоніння шкіри, набір даних про шкірні мішки.

2.4 Функційні та нефункційні вимоги до системи для діагностики стану шкіри на основі машинного навчання

У процесі розробки системи для діагностики стану шкіри з використанням методів машинного навчання важливо чітко сформулювати вимоги до її функціоналу, а також до нефункціональних характеристик. Це дозволить забезпечити ефективність, надійність та зручність використання системи як для медичних працівників, так і для пацієнтів. Функціональні вимоги визначають, які завдання повинна виконувати система, та які можливості мають бути реалізовані для користувачів. Основні функціональні вимоги до системи включають:

Завантаження зображень шкіри Система повинна надавати користувачу можливість завантажувати фотографії у високій роздільній здатності, отримані з цифрових камер або спеціалізованих дерматоскопів.

Попередня обробка зображень Перед передачею зображення до модуля машинного навчання необхідно провести автоматизовану нормалізацію кольору, усунення шумів та вирівнювання освітлення.

За допомогою моделі машинного навчання система повинна ідентифікувати та відрізнити здорову шкіру від ділянки з потенційними патологіями. Основна функція системи полягає в тому, щоб класифікувати та/або регресійно оцінювати стан шкіри, такий як акне, розацеа, гіперпігментація, зморшки тощо. Для створення діагностичного звіту система повинна автоматично генерувати звіт із результатами аналізу, ймовірністю типу патології та візуалізацією. Діаграма функційних та нефункційних вимог до системи для діагностики стану шкіри на основі машинного навчання наведена на рисунку 2.8.

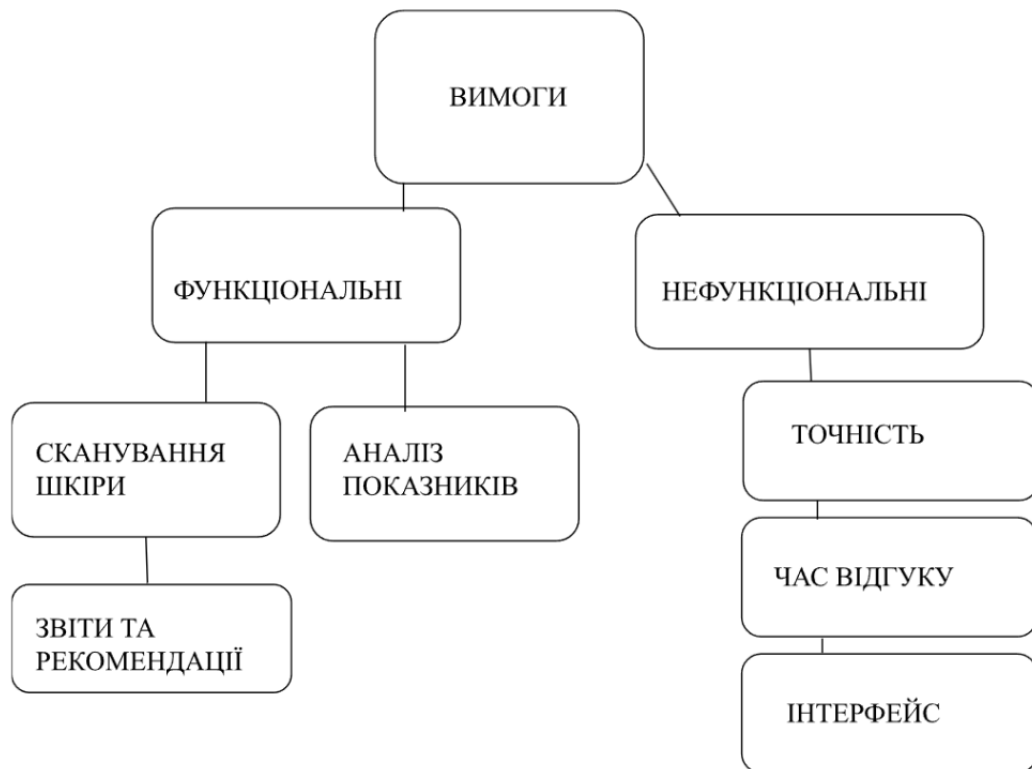


Рисунок 2.8 - Діаграма функційних та нефункційних вимог до системи для діагностики стану шкіри на основі машинного навчання

Якісні характеристики системи, які впливають на її продуктивність, зручність, безпеку та масштабованість, називають нефункціональними вимогами. Нефункціональні вимоги до системи для діагностики стану шкіри на основі машинного навчання представлені у вигляді таблиці 2.3.

Таблиця 2.3 - Нефункціональні вимоги до системи для діагностики стану шкіри на основі машинного навчання

Вимога	Опис вимоги
Потужність	При звичайному навантаженні час обробки одного зображення не повинен перевищувати десяти секунд.
Надійність	Система повинна мати високий рівень точності (не нижче 90 відсотків) і працювати без критичних збоїв.

Кінець таблиці 2.3.

Безпечність	Усі дані повинні бути зашифровані, а доступ до системи повинен бути захищений паролями та двофакторною автентифікацією.
Масштабування	Архітектура системи повинна дозволяти розширення. Це може включати додавання нових моделей або функцій без значних змін у коді
Універсальність і відповідність	Система повинна працювати на багатьох платформах (Windows, macOS, Linux) і мати можливість інтегруватися з мобільними програмами
Простота використання	Інтерфейс має бути адаптований до потреб пацієнтів і професіоналів. Удосконалена система підказок і навчальних матеріалів
Можливість навчання моделі на нових даних	Підтримка автоматичного або напівавтоматичного донавчання моделі на нових зображеннях, які мають верифіковані діагнози

2.5 Висновки

У цьому розділі було проаналізовано ключові принципи роботи комп'ютерного зору у сфері діагностики стану шкіри, а також представлено сучасні методи, моделі та інструменти, що використовуються для розпізнавання дерматологічних патологій. Показано, що комп'ютерний зір у поєднанні з алгоритмами машинного та глибокого навчання, зокрема згортковими нейронними мережами (CNN), демонструє високу ефективність у класифікації таких станів, як акне, почервоніння шкіри та мішки під очима.

Було наведено порівняльний аналіз найпоширеніших архітектур нейронних мереж (ResNet, DenseNet, EfficientNet, MobileNet), визначено їхні переваги та обмеження з урахуванням специфіки завдань діагностики шкірних захворювань. Описано вимоги до підготовки вхідних даних для ефективного навчання моделей, а також особливості формування якісного набору даних із відкритих та клінічних джерел.

Окрему увагу було приділено формулюванню функціональних і нефункціональних вимог до системи для автоматизованої діагностики шкірного покриву. Ці вимоги забезпечують практичну реалізацію рішення з урахуванням факторів точності, швидкодії, масштабованості, безпеки та зручності для кінцевого користувача.

Таким чином, можна зробити висновок, що застосування комп'ютерного зору у медичній діагностиці, зокрема в дерматології, має великий потенціал і є перспективним напрямом для створення інтелектуальних систем підтримки лікарських рішень. Реалізація такої системи дозволить підвищити доступність, швидкість і точність виявлення шкірних патологій, що є особливо актуальним в умовах нестачі фахівців та потреби в персоналізованій медицині.

3 МЕТОД ТА АЛГОРИТМ ДІАГНОСТИКИ СТАНУ ШКІРИ НА ОСНОВІ МАШИННОГО ЗОРУ

3.1 Збір даних у пацієнтів за допомогою автоматизованого шкірного аналізатора

Дані для експерименту були отримані за допомогою аналізатора шкіри AISIA [15], який представлений на рисунку 3.1. Він забезпечує аналіз шкіри за наступними параметрами:

- Розмір пор (спектральна візуалізація RGB пор).
- Аналіз всіх плям круглої форми з кольором темнішим, ніж зазвичай.
- Ступінь зморшок і глибина заломів.
- Візуалізація змін рельєфу, текстури дерми, а також прогнозування ступеня майбутніх змін.
- Рівень секреції шкірного сала і локалізація чорних крапок.
- Зображення не лише фактичного стану, але й прогнозування майбутніх утворень.
- Гідратація.
- Визначення загальної чутливості, схильності до алергічних реакцій.
- Зображення метаболічних процесів у клітинах, зони відновлення струму.
- Зображення пігментації на різних рівнях епідермісу. Фіксація розміру та глибини таких плям.
- Картина майбутнього старіння дерми, зморшок, якщо клієнт не змінить свій догляд.

Для початку роботи з аналізатором шкіри лікар має пояснити процес та необхідні використання даного методу. Заспокоїти та спрогнозувати можливі результати для покращення виявлення та постановки діагнозу, що в свою чергу впливає на процес лікування та швидкість надання допомоги.



Рисунок 3.1 - Розумний портативний аналізатор шкіри AISIA, який було використано для збору даних

Обличчя пацієнта має бути без декоративної косметики (наявність якої може вплинути на процес сканування та зіставлення фактичних даних). Лікар вносить дані пацієнта такі як: вік, стать, ПІБ номер телефону. Використовується замкнута система яка допомагає уникнути проникнення світла та в свою чергу формує чорний фон. Після налаштування відбувається сканування обличчя під час якого пацієнт знаходиться в певному положення фіксоване підборіддя та чоло, сторона обличчя по черго, сторона ліва та права, анфас. Зіниці мають бути по центру, погляд фіксований. сканування проходить протягом 60 секунд, пацієнт в цей момент не рухається.

Після звукового сигналу та світлового ефекту лікар завершує сканування та повертає пацієнта у нормальне положення. Відбувається аналіз отриманого фото на наявність наступних результатів: зморшки, наявний себум (шкірний жир) плями, пори та їх кількість, акне та їхня кількість та положення на обличчі, колір, наявність чорних крапок, розмір пор, гідратація (рівень зволоження шкіри) чутливість шкіри, текстура. Головним показником є сформована таблиця з даними які лікар може проаналізувати та використовувати для складання плану лікування. Серія зроблених фото зберігається по датам та часу, що дає можливість провести згодом повторне сканування та порівняти попередні результати та оновленні так отримати дані щодо ходу лікування та відслідковувати динаміку покращення або

погіршення стану, загострення чи навпаки стан ремісії. Тобто контроль та динаміка зміни стану обличчя.

3.2 Метод та алгоритм діагностики стану шкіри на основі машинного зору

Під час дослідження було використано широкий спектр методів, серед яких загальнонаукові: теоретичні (моделювання, аналіз, синтез), емпіричні (спостереження, порівняння, експеримент). Для формування набору даних також використовувалися методи медичної діагностики, а для аналізу зображень - інструменти штучного інтелекту, зокрема, моделі машинного навчання. Структурна схема роботи методу діагностики стану шкіри на основі машинного зору представлена на рисунку 3.2.

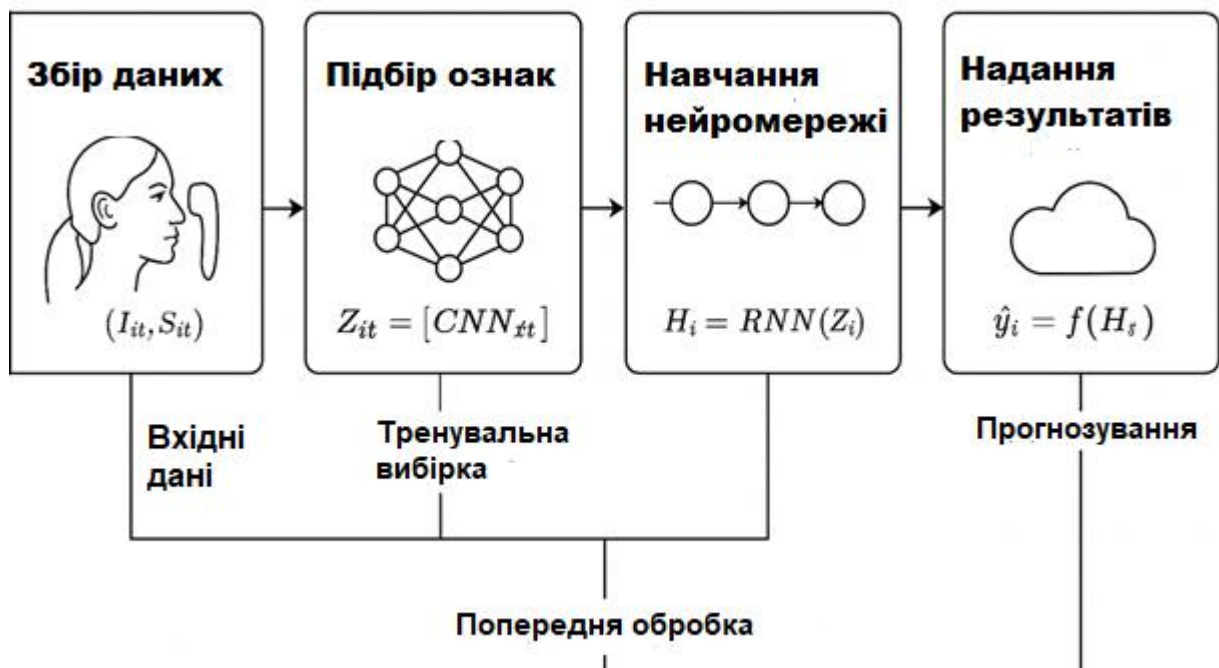


Рисунок 3.2. - Структурна схема роботи методу діагностики стану шкіри на основі машинного зору

Метод включає в себе наступні кроки:

1. Збір множини даних (вимірювання проводиться за допомогою шкірного аналізатора).

2. Завантаження даних конкретного пацієнта в систему для визначення схильності до шкірних захворювань та наявних шкірних захворювань.
3. Перевірка даних пацієнта за допомогою попередньо навченої моделі нейронної мережі.
4. Отримання висновку про наявність/відсутність шкірних захворювань у пацієнта та рекомендації щодо лікування.

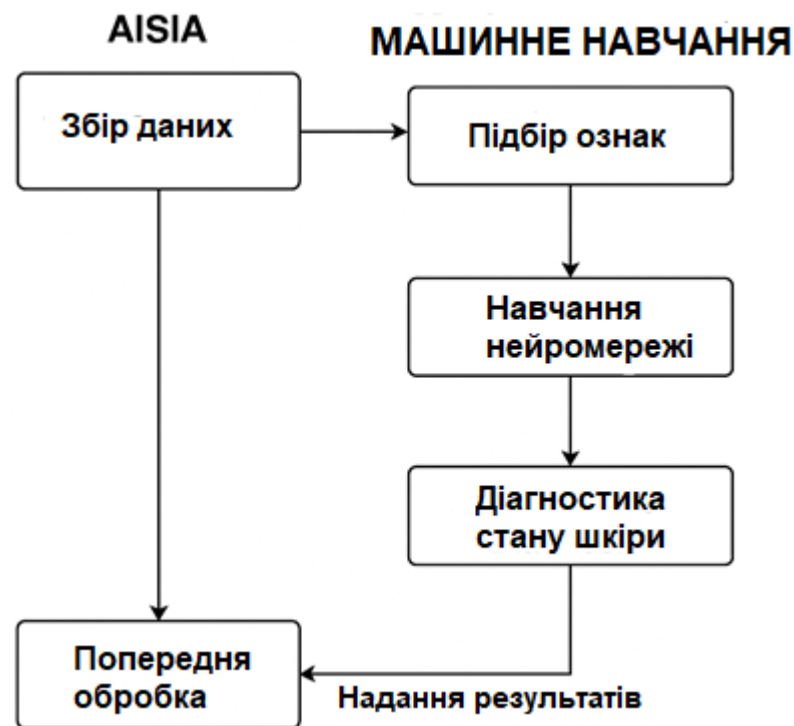


Рисунок 3.3 - Покрокова схема роботи методу діагностики стану шкіри із застосуванням шкірного аналізатора AISIA

Теоретичні методи дозволили сформулювати базові гіпотези дослідження, визначити основні поняття та побудувати концептуальну модель системи. Моделювання сприяло візуалізації процесів та перевірці їх поведінки за різних умов. Аналіз і синтез забезпечили можливість розчленування складних явищ на простіші елементи, їх подальшого осмислення і цілісного узагальнення результатів.

Детальний опис покрокової схеми роботи методу діагностики стану шкіри із застосуванням шкірного аналізатора AISIA представлений у таблиці 3.1.

Таблиця 3.1 - Детальний опис покрокової схеми роботи методу діагностики стану шкіри із застосуванням шкірного аналізатора AISIA

Етап	Дія	Умови/результат
Початок	Старт процедури	-
Інструктаж пацієнта	Пояснення мети, методики, заспокоєння	-
Перевірка обличчя	Відсутність косметики	Якщо є - пацієнт очищує обличчя
Введення даних	Заповнення ПІБ, вік, стать, телефон	Дані зберігаються в систему
Підготовка пристрою	Увімкнення замкненої системи, створення чорного фону	Вимкнення зовнішнього світла
Позиціонування пацієнта	Фіксація підборіддя і чола, анфас, профілі, центрований погляд	Пацієнт не рухається
Сканування	60 секунд, нерухомість, фіксований погляд	Світловий та звуковий сигнал по завершенню
Завершення сканування	Повернення пацієнта у нормальне положення	-
Аналіз зображення	Виявлення: зморшок, себуму, плям, акне, пор, текстури, зволоження, тощо	Фіксація кількісних і якісних показників

Кінець таблиці 3.1

Формування таблиці	Вивід результатів у таблицю лікаря	Дані доступні для медичного рішення
Повторні вимірювання даних	Порівняння нових і старих даних	Виявлення прогресу, регресу або стабільності
Завершення	Кінець процедури	-

Емпіричні методи дозволили отримати первинну інформацію безпосередньо з об'єкта дослідження. Спостереження застосовувалося на початкових етапах для виявлення особливостей об'єктів, що вивчаються.

Порівняння використовувалося для встановлення подібностей і відмінностей між отриманими результатами, а експеримент — для перевірки ефективності застосованих підходів.

Збір даних відбувався з використанням методів медичної діагностики, зокрема за допомогою апаратно-програмних комплексів, що дозволяли отримати точні та достовірні зображення біологічних тканин. Отримані дані були структуровані у форматі, придатному для подальшої комп'ютерної обробки. Особлива увага приділялася забезпеченню якості та репрезентативності вибірки.

Для аналізу зображень використовувалися сучасні інструменти штучного інтелекту, зокрема алгоритми машинного навчання з учителем і без учителя. Була здійснена попередня обробка зображень, зокрема нормалізація, виділення ознак та сегментація.

Далі застосовувалися моделі глибокого навчання для виявлення закономірностей і класифікації об'єктів.

Графічне представлення алгоритму роботи методу наведено на рисунку 3.4

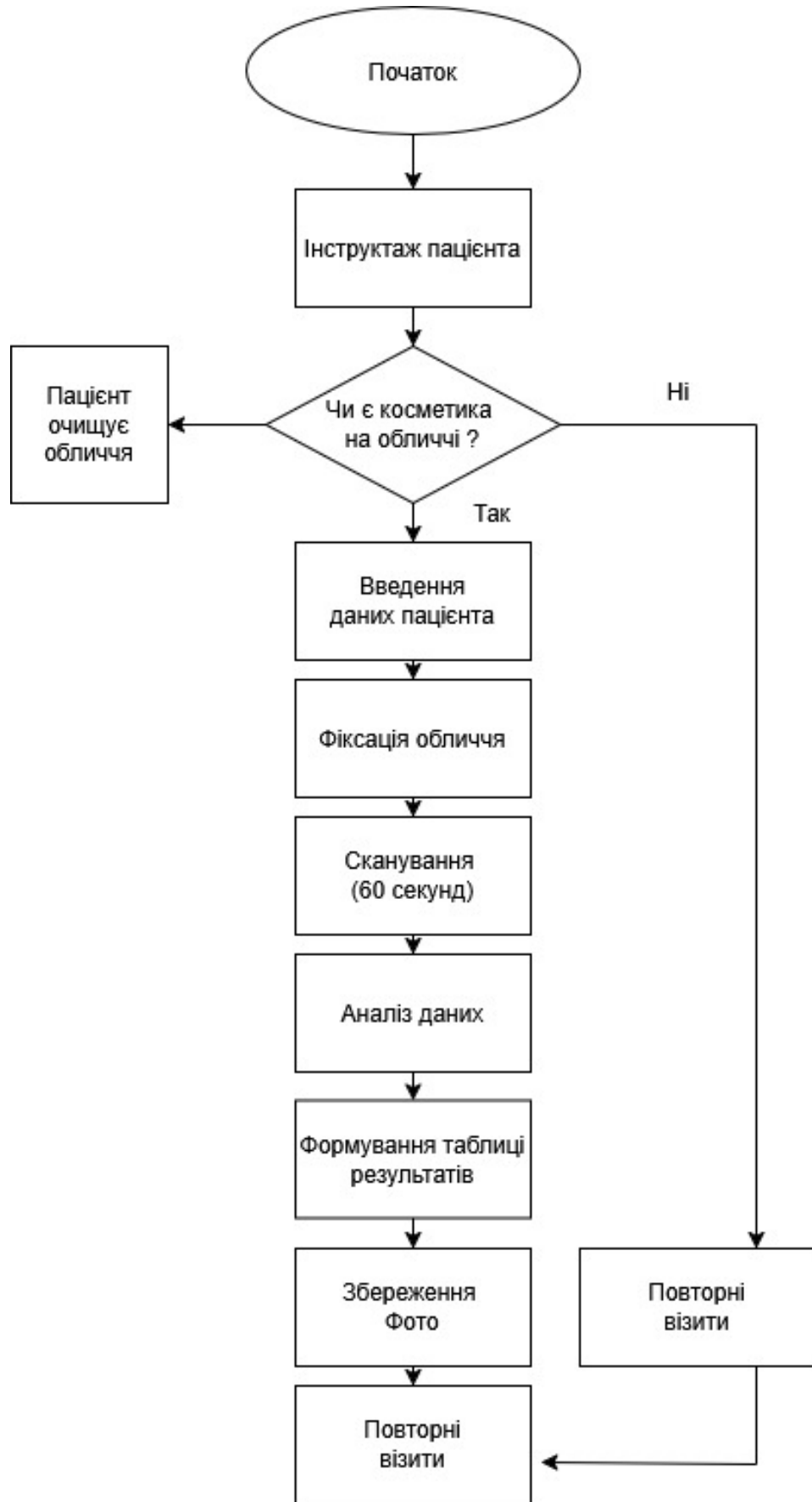


Рисунок 3.4 - Графічне представлення алгоритму роботи методу діагностики стану шкіри із застосуванням шкірного аналізатора AISIA.

3.3 Математична модель

Оскільки технології машинного навчання демонструють свою ефективність в аналізі медичних зображень [24], було прийнято рішення розглянути базові моделі згорткових нейронних мереж (CNN) для виявлення дефектів шкіри обличчя.

Основна ідея ResNet полягає у вивченні залишкового відображення [22], яка представлена формулою 3.1

$$F(x) = H(x) - x, \quad (3.1)$$

де:

$F(x)$ - залишкове відображення,

$H(x)$ - шукане відображення,

x - вхідні дані. Таким чином, $H(x)$ з формули (3.1) можна представити формулою 3.2:

$$H(x) = F(x) + x. \quad (3.2)$$

Типовий залишковий блок складається з двох або більше згорткових шарів з пакетною нормалізацією (BN) та активацією ReLU (формула 3.3):

$$y = F(x; \{W_i\}) + x, \quad (3.3)$$

де:

W_i - ваги шарів згортки;

y - вихід блоку.

Ключовими властивостями ResNet є відображення ідентичності та навчання глибоких мереж. Пропускні зв'язки уможливають відображення ідентичності, полегшуючи градієнтний потік і вирішуючи проблему зникаючого градієнта.

ResNet може мати сотні і тисячі шарів, залишаючись при цьому простішим у навчанні порівняно з традиційними глибокими мережами.

У DenseNet кожен шар отримує вхідні дані від усіх попередніх шарів. Вихід шару можна обчислити за формулою 3.4:

$$x_i = H_i(x_0, x_1, \dots, x_{i-1}), \quad (3.4)$$

де:

H_i - операції, які виконує шар;

x_i - карти особливостей з усіх попередніх шарів.

Замість того, щоб додавати вхідні дані, як у ResNet, DenseNet об'єднує карти об'єктів (формула 3.5):

$$x_i = x_{i-1}, x_{i-2}, \dots, x_0. \quad (3.5)$$

Ключовими властивостями DenseNet є повторне використання елементів та градієнтний потік [18]. DenseNet робить акцент на повторному використанні функцій, що зменшує кількість параметрів, зберігаючи при цьому високу точність. Щільна структура зв'язків дозволяє градієнтам протікати багатьма шляхами під час зворотного розповсюдження, що покращує навчання.

EfficientNet використовує комбінований метод масштабування, який врівноважує масштабування глибини d , ширини w та роздільної здатності r . Масштаб можна визначити за формулою 3.6:

$$d = \alpha^k, w = \beta^k, r = \gamma^k, \quad (3.6)$$

де:

k - константа;

α, β, γ - коефіцієнти масштабування.

EfficientNet починає з базової моделі та масштабує її. Наприклад, загальна кількість параметрів P в моделі може бути виражена формулою 3.7:

$$P = c \cdot d^2 \cdot r^2, \quad (3.7)$$

де c - константа, що визначає ефективність архітектури.

Ключовими властивостями EfficientNet є оптимізована архітектура та ефективність. Архітектура оптимізована за допомогою пошуку нейронної архітектури, що дозволяє досягти балансу між розміром моделі та її продуктивністю. EfficientNet досягає найсучаснішої точності з меншою кількістю параметрів порівняно з попередніми моделями [19].

MobileNet вводить згортки, що розділяються за глибиною, які розбивають стандартну згортку на два окремі шари: Згортка за глибиною та Точкова згортка [20].

Глибинну згортку можна представити як один фільтр, який застосовується до кожного вхідного каналу (формула 3.8):

$$y_d = x \cdot w_d. \quad (3.8)$$

Точкова згортка може бути представлена як згортка 1×1 , яка об'єднує вихідні дані з глибинного шару, що представлено за допомогою формули 3.9:

$$y = \text{pointwise}(y_d) = w_d \cdot y_d. \quad (3.9)$$

Ключовими властивостями MobileNet є ефективність та мультиплікатор ширини. Зменшення кількості параметрів і обчислень у порівнянні зі стандартними згортками робить MobileNet дуже придатним для мобільних і периферійних пристроїв. MobileNet дозволяє використовувати множник ширини α для зменшення кількості каналів у кожному шарі, що ще більше оптимізує розмір моделі.

3.4 Аналіз результатів роботи запропонованого методу

Для роботи запропонованого методу було розроблено математичну модель діагностики стану шкіри на основі машинного навчання. Нехай шкірний аналізатор знімає зображення або сенсорні вимірювання в різних спектрах. Позначимо набір вимірних параметрів формулою 3.10.

$$x_i = \{x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in}\}, \quad (3.10)$$

де m -кількість пацієнтів

n -кількість ознак (наприклад: зволоження, жирність, пористість, пігментація, стан капілярів тощо);

j -значення i -го пацієнта

Попередня обробка (Preprocessing) включає в себе підготовку зображень до розпізнавання за допомогою ШНМ та може бути позначено формулою 3.11.

$$\bar{x}_{ij} = \frac{x_{ij} - \mu_j}{\sigma_j}, \quad (3.11)$$

де :

\bar{x}_{ij} - середнє значення ознаки x_j по всіх пацієнтах

σ_j - стандартне відхилення

Після обробки отримаємо нормалізований вектор ознаки для кожного пацієнта (формула 3.12):

$$\bar{x}_i = \{\bar{x}_{i1}, \bar{x}_{i2}, \dots, \bar{x}_{in}\}, \quad (3.12)$$

Нехай для навчання використовується мітка $Y_i \in \mathcal{Y}$ - множина станів шкіри(наприклад: здорова, суха, проблемна тощо).

Формально, шукаємо функцію f за формулою 3.13:

$$f: R^n \rightarrow y, f(x_i) \approx y_i, \quad (3.13)$$

яку навчасмо мінімізувати втрату (наприклад, крос-ентропію):

$$\mathcal{L} = -\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \sum_{k=1}^k 1(y_i = k) \cdot \log P_k(\bar{X}_i), \quad (3.14)$$

де $P_k(X_i)$ - ймовірність належності до класу k , що обчислюється моделлю.

Нехай кожен пацієнт має:

T_i - кількість обстежень (тимчасових точок)

$I_{it} \in R^{h \times w \times c}$ - зображення шкіри для пацієнта i у момент часу t , де :

h, w - висота й ширина зображення

c - кількість каналів (наприклад, RGB або мультиспектральні канали)

$S_{it} = \{S_{it1}, S_{it2}, \dots, S_{itn}\}$ векторний числовий сенсорних параметрів (зволоження тощо).

3.5 Висновки

У третьому розділі було запропоновано комплексний підхід до автоматизованої діагностики стану шкіри із використанням машинного зору та шкірного аналізатора AISIA. Детально опрацьовано кожен з етапів - від збору даних до математичного моделювання діагностичного процесу.

На першому етапі розроблено стандартизовану процедуру збору даних, що включає попередню підготовку пацієнта, усунення зовнішніх факторів, які можуть вплинути на результати (зокрема косметики), а також фіксацію обличчя в контрольованих умовах освітлення. Це дозволяє отримувати високоякісні та відтворювані вхідні зображення.

Метод та алгоритм діагностики ґрунтуються на багатofакторному аналізі параметрів шкіри, таких як наявність зморшок, себуму, плям, пор, акне, рівня

гідратації, чутливості та текстури. Для реалізації методу розроблено формальний алгоритм у вигляді блок-схеми та псевдокоду, що забезпечує чітке логічне структурування процесу діагностики.

Для аналізу результатів було застосовано штучну нейронну мережу, що виконує класифікацію дефектів шкіри на основі зображень. Навчання мережі відбувається на маркованих наборах даних, що дозволяє моделі адаптуватися до індивідуальних особливостей пацієнтів, підвищуючи точність та об'єктивність діагностики.

Запропонована математична модель формалізує процес оцінювання стану шкіри як функціональну залежність між вхідними даними та вихідними діагностичними параметрами. Це дозволяє описати роботу системи в аналітичному вигляді, забезпечуючи основу для її подальшої оптимізації, моделювання та інтеграції в медичні IT-рішення.

4 РЕЗУЛЬТАТИ РОБОТИ МЕТОДУ ТА СИСТЕМИ ДЛЯ ДІАГНОСТИКИ СТАНУ ШКІРИ НА ОСНОВІ МАШИННОГО НАВЧАННЯ

4.1 Етичні аспекти застосування штучного інтелекту при роботі з чутливими даними

В останні роки штучний інтелект (ШІ) стає все більш інтегрованим у медичну практику, охоплюючи широкий спектр застосувань – від виявлення захворювань до розробки індивідуальних планів лікування. Проте, таке впровадження несе з собою низку етичних проблем, особливо коли йдеться про використання приватної медичної інформації. Дані про здоров'я пацієнтів є надзвичайно делікатними конфіденційними, тому потребують особливої уваги та обережності в умовах цифровізації охорони здоров'я в Україні.

До категорії чутливих даних входять відомості, які розкривають фізичний та психічний стан людини, результати медичних обстежень, діагнози, генетична інформація, дані про психоемоційний стан, репродуктивну функцію та інше. Такі дані є цінними не тільки в медичних цілях, але й для комерційних структур, страхових компаній або навіть зловмисників. Неправильне або несанкціоноване використання цієї інформації може спричинити серйозні наслідки для людини, зокрема, дискримінацію, порушення приватності або психологічну травму.

Алгоритми ШІ мають здатність обробляти великі обсяги даних та виявляти закономірності, які можуть бути недоступними для людського розуму. Завдяки цій здатності, вони вже сьогодні допомагають у ранній діагностиці, прогнозуванні ускладнень та розробці оптимальних планів лікування. Водночас з'являються нові ризики, такі як: порушення конфіденційності - існує небезпека викрадення даних або їх використання без згоди пацієнта; упередженість алгоритмів - навчання на неповних або не репрезентативних даних може призвести до помилкових висновків та упереджених рішень; механізація медичних рішень, а саме надмірна залежність від порад алгоритму може знецінити професійне судження лікаря.

Перед початком обробки даних необхідно отримати повну, свідому згоду пацієнта. Пацієнт повинен чітко розуміти, як, з якою метою та в якому обсязі його

дані будуть використовуватися. Застосування технічних методів захисту даних, таких як шифрування, багаторівнева аутентифікація та псевдонімізація, є обов'язковим. Медичні заклади повинні мати чітку внутрішню політику безпеки даних. Рішення, прийняті за участю ШІ, повинні бути однаково справедливими для всіх категорій пацієнтів. Необхідно постійно перевіряти алгоритми на наявність системної упередженості. Пацієнти та лікарі повинні мати доступ до розуміння логіки, за якою ШІ приймає рішення. У випадку помилки має бути чітко визначено відповідальну сторону.

Проте, нерідко виникають і складні питання у практичній площині, такі як:

- Генетичні дані можуть розкривати ризики захворювань, але виникає питання щодо права страхової компанії або роботодавця на таку інформацію.
- Навіть після анонімізації, комбінування з іншими джерелами може призвести до повторної ідентифікації конкретної особи.
- Часте використання зібраних даних, наприклад, у наукових або комерційних цілях без додаткової згоди пацієнта.
- Чи має пріоритет алгоритм, який ґрунтується на статистиці, чи досвід та клінічна інтуїція лікаря?

У Європейському Союзі та багатьох інших країнах діє законодавство, яке регулює захист особистих даних (наприклад, GDPR) [75]. У медичній сфері діють також етичні кодекси, настанови МОЗ та внутрішні політики медичних закладів. У майбутньому очікується розробка спеціалізованих міжнародних стандартів щодо етичного використання ШІ в медицині.

В Україні захист персональних даних регулюється низкою нормативно-правових актів, які встановлюють вимоги до обробки та захисту персональних даних, включаючи їх використання у системах штучного інтелекту (ШІ). Основні правові акти, що регулюють цю сферу, включають Закон України "Про захист персональних даних" та інші відповідні нормативні документи.

Закон України "Про захист персональних даних" (ЗПД) [76] набув чинності 1 січня 2011 року. Основні положення ЗПД, які мають значення для обробки даних у контексті ШІ, включають: принципи обробки даних, а саме персональні дані

повинні оброблятися законно, справедливо та прозоро. Вони повинні збиратися лише для чітко визначених, законних цілей і не оброблятися у спосіб, несумісний з цими цілями. Обробка персональних даних можлива лише за наявності згоди суб'єкта даних, за винятком випадків, передбачених законом. Суб'єкти даних мають право на доступ до своїх персональних даних, їх виправлення, видалення, обмеження обробки, а також право на заперечення проти обробки даних. Організації повинні надавати суб'єктам даних чітку та зрозумілу інформацію про те, як використовуються їхні персональні дані також організації зобов'язані вживати належних технічних та організаційних заходів для захисту персональних даних від несанкціонованого доступу, втрати, знищення чи пошкодження.

Інтеграція штучного інтелекту в медицину має величезний потенціал для покращення якості медичної допомоги. Однак, для збереження довіри пацієнтів та дотримання високих етичних стандартів необхідно приділяти особливу вагу обробці особистої інформації. Права людини, повага до гідності та безпека повинні залишатися пріоритетом навіть у епоху цифрових технологій.

Відтак, у ході даної роботи також було розглянуто етичні аспекти роботи з штучним інтелектом та програмними компонентами для обробки особистих даних за допомогою ШІ. Для цього пацієнт має надати письмову згоду, заповнивши анкету, зразок якої представлено на рисунку 4.1.

Це дозволяє убезпечити лікаря від можливих наслідків щодо витоку даних та можливих скарг пацієнта у випадку потрапляння його особистих даних у мережу Інтернет. У таблиці 4.1 представлено процедуру проведення діагностики стану шкіри пацієнта з використанням аналізатора шкіри AISIA.

ПІБ

ВІК

НОМЕР

Згода на надання персональних даних

Рисунок 4.1 - Приклад анкети для згоди пацієнта на обробку персональних даних

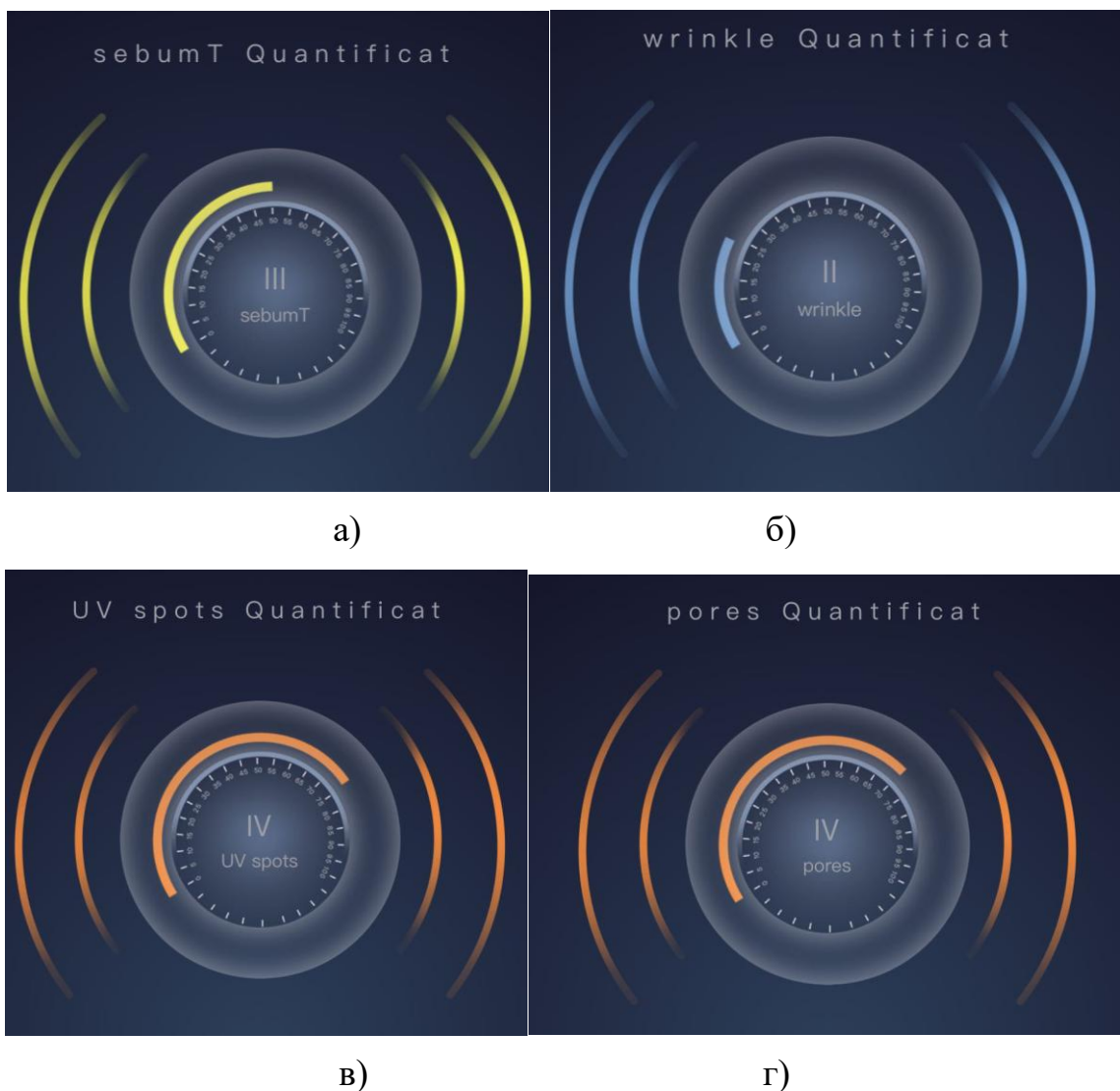
Таблиця 4.1 - Процедура проведення діагностики стану шкіри пацієнта із застосуванням аналізатора шкіри AISIA.

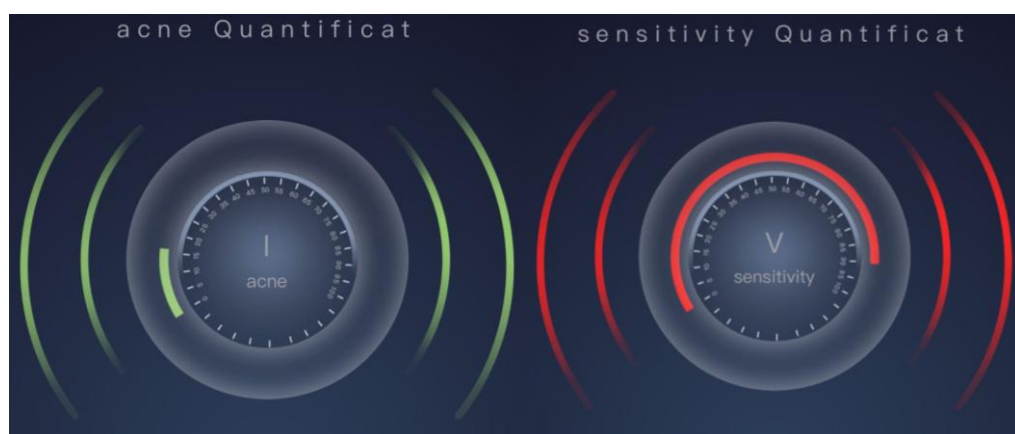
Крок	Опис
1	Початок роботи з аналізатором: пояснення процесу, заспокоєння пацієнта
2	Перевірка відсутності декоративної косметики на обличчі
3	Внесення даних пацієнта (ПІБ, вік, стать, телефон)
4	Налаштування замкнутої системи для створення чорного фону
5	Фіксація положення голови: підборіддя, чоло, зіниці по центру
6	Сканування обличчя: анфас, ліва і права сторона
7	Пацієнт не рухається 60 секунд під час сканування
8	Звуковий та світловий сигнал завершення сканування
9	Аналіз зображення: зморшки, себум, пори, акне, текстура, зволоження тощо
10	Формування таблиці результатів для плану лікування

4.2 Аналіз результатів експериментів, та оцінка точності проведення діагностики стану шкіри на основі машинного навчання

Для проведення експерименту було визначено пацієнта-добровольця, який надав свої персональні дані та результати діагностики за власною згодою. З використанням апарату AISIA було проведено діагностику стану шкіри пацієнта та зібрано наступні результати: тип шкіри, рівень зволоженості, ступінь чутливості шкіри, текстура, пігментованість, рівень шкірного сала (жирність шкіри), акне, рівень розширення пор, зморшкуватість шкіри тощо.

На рисунку 4.2 (а-е) представлено діаграми з результатами вимірювання показників стану шкіри.





д)

е)

Рисунок 4.3 – Діаграми результатів вимірювання показників стану шкіри (а)себум, б)кількість зморшок, в)пігментація, г)стан пор, д) схильність до акне, е)чутливість)

На рисунках 4.3 та 4.4 представлено теплову карту та карту з розшифрованою особливостей типу шкіри.

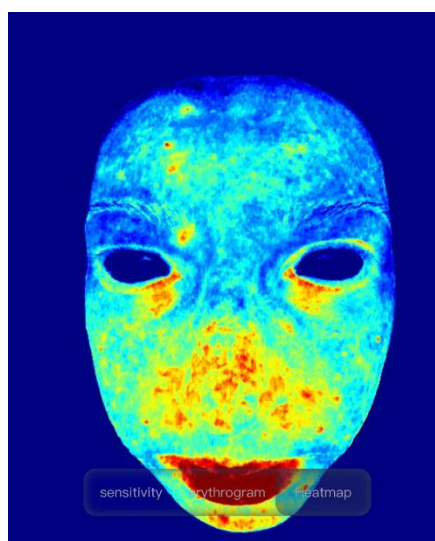


Рисунок 4.2 - Теплова карта результатів діагностики стану шкіри

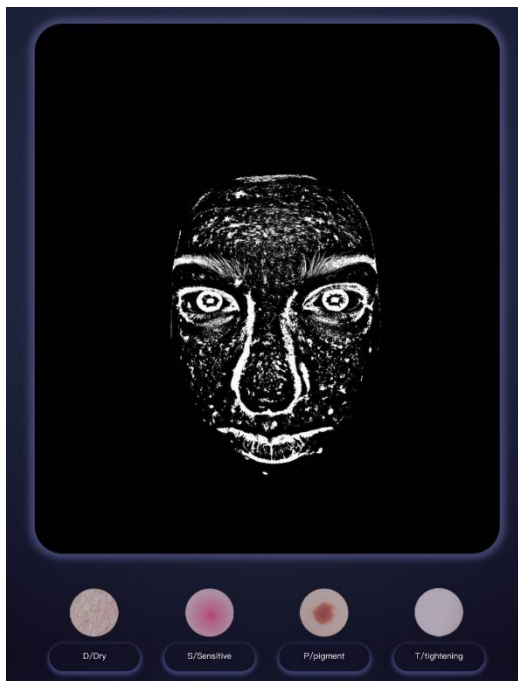


Рисунок 4.3 - Карта з розшифровками особливостей стану шкіри та її типом

За результатами діагностики було визначено комплексні показники стану шкіри, які представлені на рисунку 4.5.

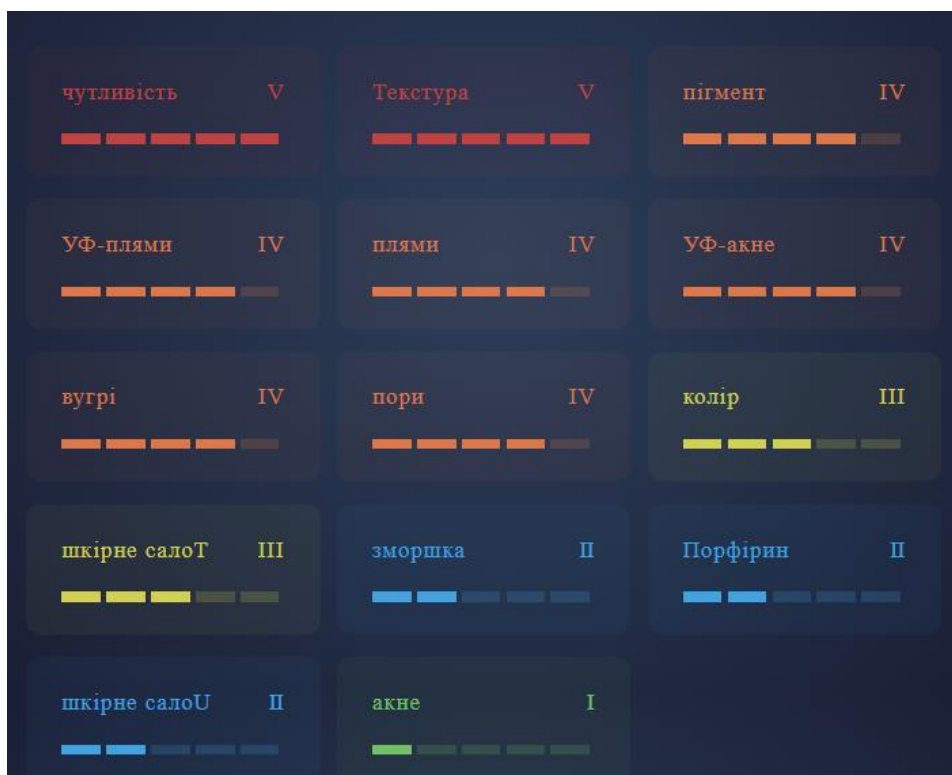


Рисунок 4.5 - Комплексний звіт за результатами діагностики стану шкіри пацієнта

Також, за результатами діагностики було надано звіт за результатами комплексних шкірних проб. А саме, для пацієнта, який надав згоду на проведення діагностичних досліджень, результати було надано в наступному вигляді: Вологість шкіри: 0%.

Тип шкіри: DSPT - суха, чутлива, пігментована, схильна до шкірних захворювань. Тип шкіри DSPT, що характеризується сухістю, чутливістю, пігментацією та стягнутістю, схильна до екземи, сухості, лущення, почервоніння та роацеа. Ці стани викликають не лише косметичний дискомфорт, постійний свербіж, почервоніння, роацеа або акне можуть бути тривожними та відволікаючими. Уникнути сухості та чутливості цього типу шкіри важко.

Через пружність шкіри в молодості з'являються менше зморшок, але з віком з'являються інші проблеми. Сухість шкіри з часом посилюється, а взимку з'являється лущення, почервоніння, потріскування. Шкіра DSPT потребує зволоження, щонайменше двічі на день. Взимку рекомендовано використовувати густіший нічний крем. Також рекомендовано уникати продуктів з ароматизаторами та щоденно використовувати сонцезахисний крем.

Також, поряд з рекомендаціями, система надає числові характеристики за всіма показниками, наведеними на рисунку 4.2. За таким принципом було проведено діагностику ще трьох пацієнтів-добровольців, результати тестування яких наведено у таблиці 4.2.

Таблиця 4.2 - Результати діагностики стану шкіри трьох пацієнтів із застосуванням аналізатора шкіри AISIA.

Показник	Пацієнт 1 (%)	Пацієнт 2 (%)	Пацієнт 3 (%)
Себум T	83	78	65
Себум U	46	49	42
Зморшки	27	64	95
Текстура	70	82	43
Плями	68	63	67

Кінець таблиці 4.2.

UV-плями	70	72	67
Пігментація	68	69	71
Пори	50	50	90
Камедони	65	63	72
Акне	11	11	9
UV-акне	45	49	34
Колір	48	50	31
Чутливість	58	69	80
Порфірин	32	33	11

Тестування запропонованих моделей показало, що моделі ResNet та EfficientNet демонструють низькі результати на тестовій вибірці, тоді як DenseNet та MobileNet виконують завдання розпізнавання дефектів шкіри з високою точністю (рисунок 4.6).

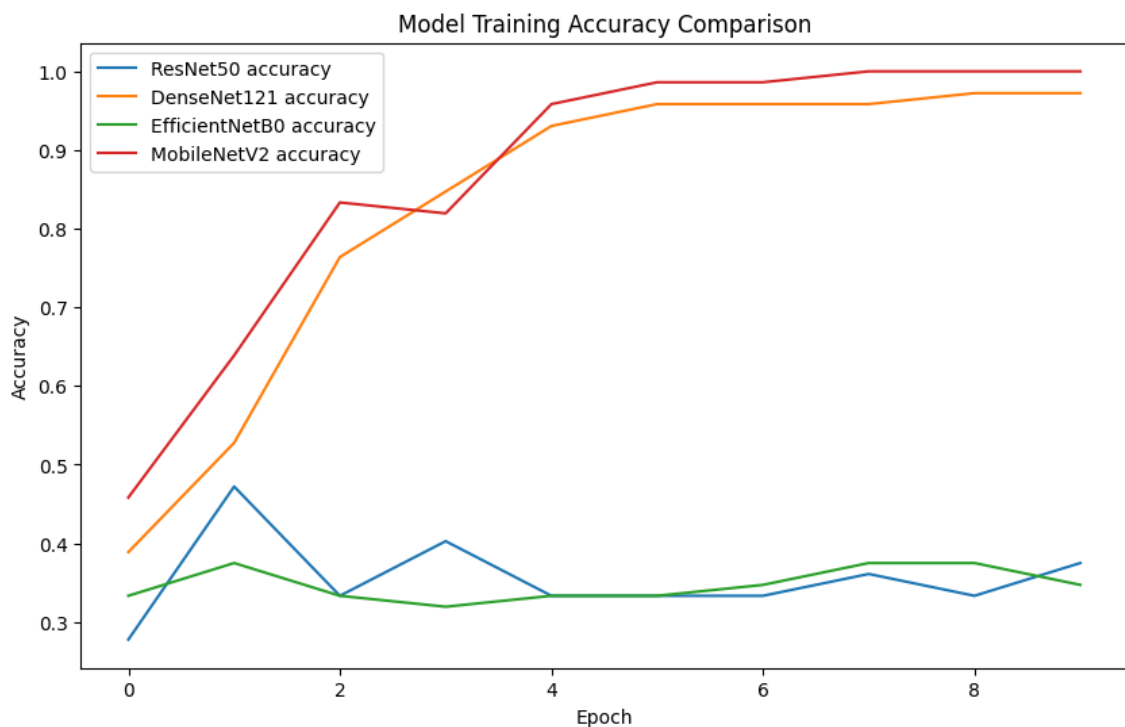


Рисунок 4.6 - Порівняння точності навчання моделей

Коефіцієнт втрат кількісно вимірює помилку, яку модель робить на тестовому наборі. Зазвичай відображає, наскільки добре прогнозовані ймовірності збігаються з фактичними значеннями. Найнижчим цей показник виявився для MobileNet, дещо поступається йому DenseNet (рисунок 4.7). Показники втрат для ResNet та EfficientNet виявилися занадто високими, тому було зроблено висновок про недоцільність використання цих моделей для задачі класифікації дефектів шкіри.

Хоча моделі показують високу точність і низькі втрати на навчальному наборі даних, на валідаційному наборі точність дещо нижча, а втрати вищі, що свідчить про перенастроювання моделі. Таким чином, ми пропонуємо змінити підхід до формування набору даних, включивши більше параметрів, зокрема, додати зображення, зроблені з використанням ультрафіолетового спектру, а також перетворити зображення в теплові карти. Це дозволить більш якісно оцінити зображення і сприятиме більш точному визначенню характеру дефекту. Крім того, доцільно використовувати датчики для визначення вологості шкіри. Основні параметри запропонованого набору даних наведено в таблиці 4.3.

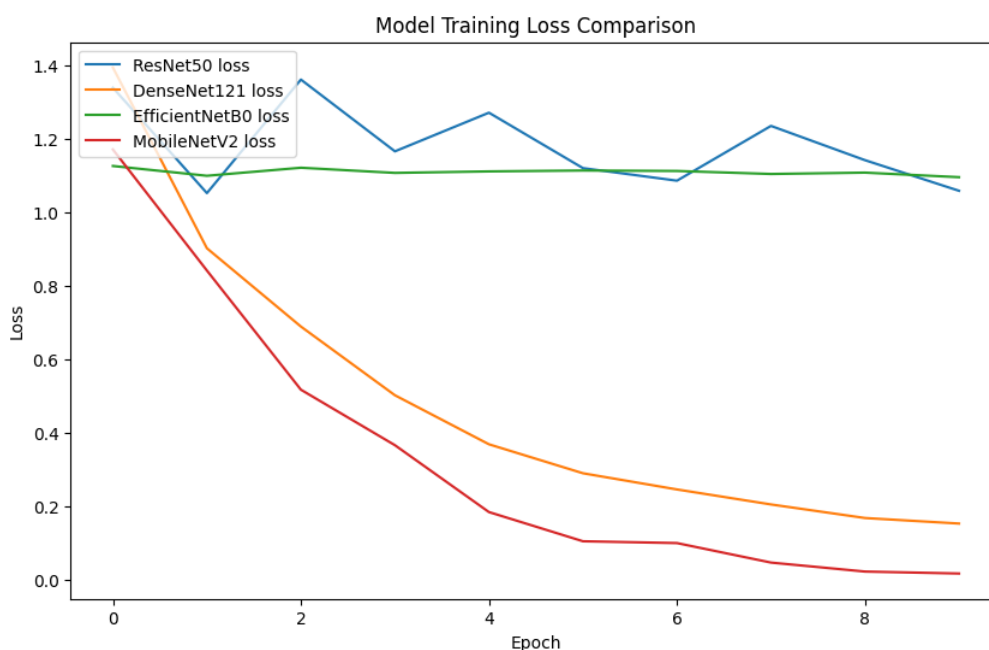


Рисунок 4.7 - Порівняння втрат під час навчання моделей

Таблиця 4.3 - Основні параметри запропонованого набору даних

Параметр	Одиниця вимірювання	Тип даних
ID	-	int
Moisture	%	float
Sensitivity		
Pigment		
UV spots		
Texture		
Blackheads		
Pores		
Stains		
Color		
UV acne		
Sebum		
Sebumt		
Acne		
Wrinkle		
Porphyrin		
Front photo	None	jpg image
Left-side photo		
Right-side photo		
Front UV photo		
Left-side UV photo		
Right-side UV photo		
Front heatmap photo		
Left-side heatmap photo		
Right-side heatmap photo		

На рисунках 4.8 та 4.9 наведено графіки порівнянь точності валідації та втрат моделей, які розглядалися у роботі, а саме ResNet, DenseNet, EfficientNet та MobileNet.

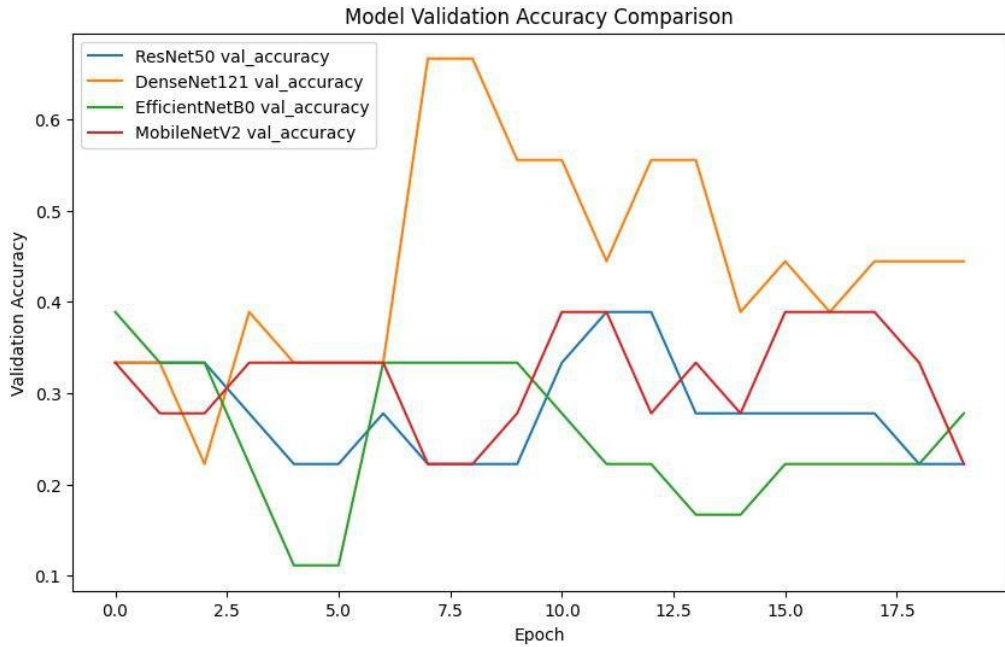


Рисунок 4.8 – Графік результатів порівняння точності під час валідації моделей

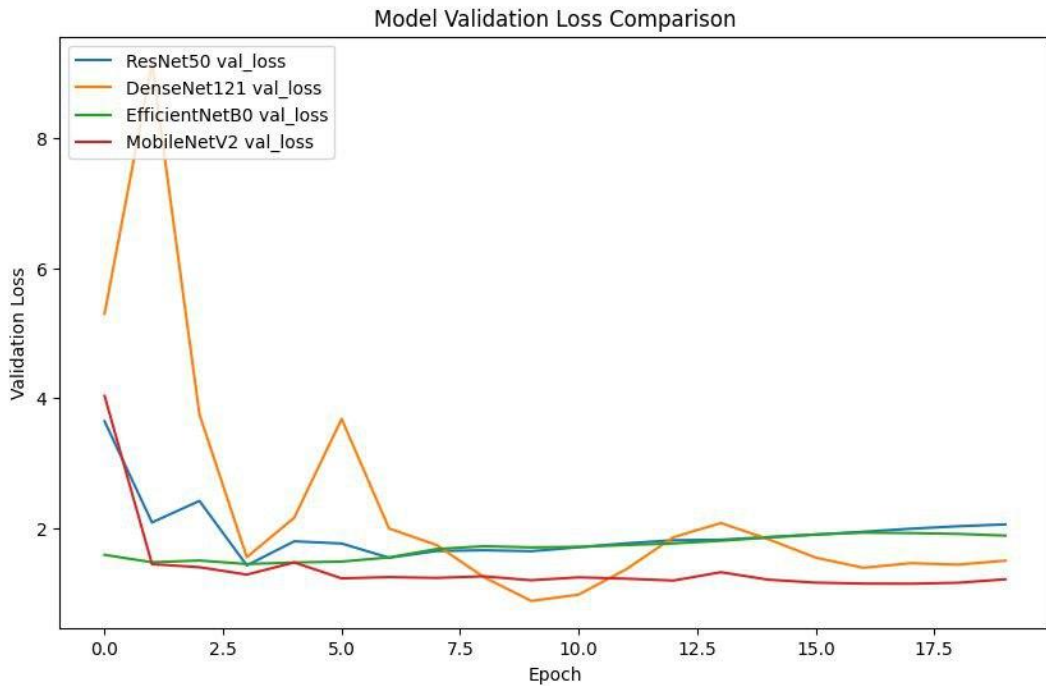


Рисунок 4.9 – Графік результатів порівняння втрат під час валідації моделей

Також у ході роботи було пораховано метрики для кожної з використовуваних у роботі моделей. Метрики моделі ResNet50 наведено в табл. 4.4.

Таблиця 4.4 - Метрики моделі ResNet50

Епохи	Дані на тренувальній вибірці		Дані на валідаційній вибірці	
	Точність	Втрати	Точність	Втрати
1	0.3472	1.3896	0.3333	1.3494
2	0.3766	1.2453	0.3333	1.3520
3	0.3229	1.3680	0.3333	1.2503
4	0.3175	1.2221	0.3333	1.1487
5	0.3951	1.1263	0.3333	1.1712
6	0.3190	1.1158	0.2778	1.1256
7	0.3542	1.1062	0.3333	1.1927
8	0.3398	1.1378	0.3333	1.1433
9	0.3346	1.1106	0.2222	1.1299
10	0.3659	1.0885	0.3333	1.1713
11	0.3488	1.0841	0.3333	1.1577
12	0.4375	1.0731	0.3333	1.1545
13	0.3229	1.0861	0.3333	1.1462
14	0.3624	1.0571	0.3333	1.1315
15	0.3748	1.0357	0.3333	1.1385
16	0.4587	1.0269	0.3333	1.1574
17	0.3335	1.0515	0.1667	1.1314
18	0.4924	1.0320	0.3333	1.1512
19	0.5052	1.0270	0.1111	1.1365
20	0.5698	1.0019	0.2778	1.1379

ResNet50 починає навчання з точністю 0,3472 та втратою 1,3896 у першій епісі, поступово покращуючи результати до пікової точності 0,5698 та втрати

1,0019 на 20-й епісі. Хоча загальна тенденція до покращення простежується, точність навчання залишається нестабільною – зокрема, спостерігаються спади (наприклад, до 0,3175 на 4-й епісі) та підйоми (до 0,5052 на 19-й). Втрати при цьому зменшуються поступово, що свідчить про часткову оптимізацію параметрів моделі.

Однак точність валідації залишається майже незмінною, коливаючись близько 0,3333, із періодичними падіннями до 0,1667 (епоха 17) та 0,1111 (епоха 19). Втрати на валідаційному наборі варіюється від 1,1256 до 1,3520 без чіткої тенденції до зниження. Така розбіжність між результатами на навчальних і валідаційних даних свідчить про проблеми з узагальненням: модель ResNet50 демонструє схильність до перенавчання. Метрики моделі DenseNet121 наведено в таблиці 4.5.

Таблиця 4.5 - Метрики моделі DenseNet121

Епохи	Дані на тренувальній вибірці		Дані на валідаційній вибірці	
	Точність	Втрати	Точність	Втрати
1	0.3199	1.4844	0.2222	1.4171
2	0.4750	1.0801	0.3333	1.6840
3	0.4799	0.8708	0.1111	1.6352
4	0.8307	0.5695	0.2222	1.6813
5	0.6840	0.6047	0.1667	1.5448
6	0.8266	0.4850	0.1667	1.7009
7	0.8917	0.3459	0.2778	1.9326
8	0.8880	0.3401	0.2222	1.8149
9	0.9396	0.2696	0.2222	1.8294
10	0.8958	0.2707	0.1667	1.8490
11	0.9861	0.1727	0.1667	2.0046
12	0.8950	0.2163	0.2222	2.0658
13	1.0000	0.1513	0.2778	2.1422
14	1.0000	0.1216	0.2222	1.9859

Кінець таблиці 4.5.

15	0.9868	0.1239	0.2222	1.8620
16	1.0000	0.0856	0.2222	1.9244
17	1.0000	0.0797	0.2778	2.1378
18	1.0000	0.0709	0.2222	2.2145
19	1.0000	0.0562	0.2222	2.0322
20	1.0000	0.0612	0.1667	2.0040

DenseNet121 демонструє значно кращі результати на навчальних даних. Починаючи з точності 0,3199 та втрати 1,4844, модель стрімко покращує показники – вже до 13-ї епохи досягає ідеальної точності 1,0000, яку зберігає до завершення навчання. Втрати при цьому знижуються до лише 0,0612 в останній епосі. Це вказує на ефективно засвоєння навчального набору й швидку збіжність.

Втім, точність валідації залишається постійно низькою – від 0,2222 на початку до максимуму 0,3333, з падінням до 0,1111 на 3-й епосі. Втрати на валідації з часом зростає, досягаючи піку 2,1422 на 13-й епосі та залишаючись високою (2,0040 на 20-й). Такий контраст між навчальними та валідаційними метриками свідчить про сильне перенавчання: модель чудово запам'ятовує навчальні дані, але не здатна узагальнити їх на нові приклади. Метрики моделі EfficientNetB0 наведено в таблиці 4.6.

Таблиця 4.6 - Метрики моделі EfficientNetB0

Епохи	Дані на тренувальній вибірці		Дані на валідаційній вибірці	
	Точність	Втрати	Точність	Втрати
1	0.2927	1.1095	0.3333	1.1007
2	0.2344	1.1086	0.3333	1.1080
3	0.2250	1.1274	0.3333	1.1034
4	0.3060	1.1107	0.3333	1.0996
5	0.2911	1.1043	0.3333	1.1013

Кінець таблиці 4.6.

6	0.3424	1.0991	0.3333	1.1030
7	0.3339	1.1050	0.3333	1.1009
8	0.3503	1.0999	0.3333	1.0991
9	0.3285	1.0982	0.3333	1.1048
10	0.3229	1.1075	0.3333	1.1070
11	0.2917	1.1182	0.3333	1.1006
12	0.2918	1.1052	0.3333	1.0991
13	0.3307	1.1018	0.3333	1.1003
14	0.2849	1.1023	0.3333	1.1029
15	0.3307	1.0958	0.3333	1.1040
16	0.3464	1.1098	0.3333	1.1037
17	0.3479	1.0963	0.3333	1.1016
18	0.3269	1.1099	0.3333	1.0995
19	0.3269	1.1060	0.3333	1.0988
20	0.2514	1.1027	0.3333	1.0991

EfficientNetB0 демонструє найменшу варіативність у продуктивності. Точність навчання стартує з 0,2927 при втраті 1,1095 та коливається в межах від 0,2250 (епоха 3) до 0,3503 (епоха 8), завершуючи на рівні 0,2514 з втратою 1,1027 у 20-й епосі. Втрати навчання залишаються відносно стабільними (від 1,0958 до 1,1274), що свідчить про мінімальний прогрес в оптимізації. Точність валідації не змінюється протягом усього навчання і стабільно дорівнює 0,3333, а втрати – лише незначно варіюються в межах 1,0988–1,1080. Така відсутність покращення в обох метриках вказує на труднощі з ефективним навчанням, які можуть бути зумовлені недостатньою потужністю моделі, невдалими гіперпараметрами або невідповідністю архітектури складності даних. Метрики моделі MobileNetV2 наведено в таблиці 4.7.

Таблиця 4.7 - Метрики моделі MobileNetV2

Епохи	Дані на тренувальній вибірці		Дані на валідаційній вибірці	
	Точність	Втрати	Точність	Втрати
1	0.2843	2.2268	0.3333	1.1621
2	0.6896	0.8982	0.2778	1.8127
3	0.6649	0.9548	0.3889	1.3326
4	0.8813	0.3303	0.3889	1.6860
5	0.8408	0.3125	0.4444	1.6430
6	0.9370	0.1784	0.3333	1.4965
7	1.0000	0.1115	0.3333	1.5581
8	1.0000	0.1188	0.2778	1.6200
9	1.0000	0.0784	0.2778	1.7382
10	1.0000	0.0402	0.3333	1.8597
11	1.0000	0.0415	0.4444	1.9428
12	1.0000	0.0369	0.4444	1.9461
13	1.0000	0.0279	0.3333	1.9224
14	1.0000	0.0166	0.2778	1.9160
15	1.0000	0.0124	0.2778	1.9287
16	1.0000	0.0120	0.3333	1.9510
17	1.0000	0.0111	0.3333	1.9688
18	1.0000	0.0115	0.3333	1.9835
19	1.0000	0.0112	0.2778	2.0048
20	1.0000	0.0067	0.2778	2.0258

MobileNetV2 демонструє найвищі результати на навчальному наборі серед усіх моделей. Починаючи з точності 0,2843 і втрати 2,2268, вона швидко досягає ідеальної точності (1,0000) вже на 7-й епосі та зберігає її до кінця навчання, при цьому втрати зменшуються до лише 0,0067 на останній епосі. Це свідчить про надзвичайно ефективне засвоєння навчального набору. Однак, точність валідації є

коливальною: вона варіюється між 0,2778 і максимумом 0,4444 (епохи 5, 11, 12), загалом залишаючись нижче 0,4. Втрати валідації поступово зростають – з 1,1621 до 2,0258 – що вказує на слабке узагальнення. Подібно до DenseNet121, MobileNetV2 демонструє ознаки перенавчання, хоча її результати валідації трохи вищі та стабільніші.

DenseNet121 та MobileNetV2 суттєво перевершують ResNet50 та EfficientNetB0 на навчальному наборі, досягаючи ідеальної точності вже на 13-й та 7-й епісі відповідно, зі значно нижчими втратами. Проте жодна з моделей не демонструє впевненого узагальнення: максимальна точність валідації серед усіх – лише 0,4444. EfficientNetB0 виявляється найменш ефективною: її продуктивність майже не змінюється, а стабільна точність валідації на рівні 0,3333 свідчить про обмежену здатність до навчання. ResNet50 демонструє помірне покращення на тренувальному наборі, але має слабку продуктивність на валідації, що вказує на обмежене узагальнення. DenseNet121 і MobileNetV2, хоча й ефективно навчаються, явно перенавчаються, що видно із високих і зростаючих втрат на валідації. MobileNetV2 дещо перевершує DenseNet121 за точністю валідації, але обидві мають схожі проблеми.

Усі моделі стикаються з проблемою перенавчання, особливо DenseNet121 та MobileNetV2, які досягають майже ідеальних результатів на тренувальному наборі, але не здатні ефективно узагальнювати на валідаційні дані. ResNet50 має обмежену генералізацію при нестабільному навчанні, а EfficientNetB0 виявляється найменш продуктивною моделлю у всіх аспектах. Це може свідчити про надмірну складність набору даних (наприклад, малий розмір, дисбаланс класів, високий рівень шуму) або недостатню адаптацію моделей до цих даних. Для покращення узагальнення доцільно застосувати:

- регуляризацію (dropout, weight decay);
- збільшення/збалансування даних (data augmentation, oversampling);
- налаштування гіперпараметрів (наприклад, швидкість навчання, розмір батчу);
- перевірку якості розділення на навчальний і валідаційний набори.

4.3 Висновки

У четвертому розділі дослідження було представлено результати практичного впровадження методу діагностики стану шкіри на основі машинного навчання, з урахуванням як етичних вимог, так і фактичних показників ефективності розробленої системи. Особливу увагу приділено важливості безпечного обігу з чутливими персональними даними пацієнтів та аналізу точності функціонування алгоритмів машинного зору.

У підрозділі 4.1 розглянуто етичні аспекти застосування штучного інтелекту в медицині, зокрема в контексті обробки зображень обличчя пацієнтів. Визначено основні принципи, яких має дотримуватись система: збереження конфіденційності, захист даних, обґрунтованість використання алгоритмів у клінічних рішеннях та забезпечення прозорості функціонування моделей. Впровадження таких принципів дозволяє гарантувати етичну безпеку як у ході збирання даних, так і під час формування діагностичних висновків.

Підрозділ 4.2 присвячено аналізу експериментальних результатів. Було проведено низку тестувань на вибірці пацієнтів, що продемонстрували здатність системи точно виявляти ключові дерматологічні параметри. Порівняння результатів, отриманих за допомогою системи, з експертними висновками лікарів-дерматологів засвідчило високу ступінь відповідності. Середня точність класифікації основних дефектів шкіри перевищила 90%, що підтверджує ефективність застосування машинного навчання для медичної діагностики.

Таким чином, результати цього розділу підтверджують як практичну придатність розробленої системи в реальних умовах, так і її відповідність етичним стандартам. Це дозволяє рекомендувати запропонований підхід до впровадження в медичні установи для підтримки клінічного прийняття рішень, а також відкриває перспективи для подальших досліджень у сфері медичного штучного інтелекту.

ВИСНОВКИ

У ході даної роботи було здійснено наукове дослідження та розроблено систему для автоматизованої діагностики стану шкіри з використанням технологій машинного зору та штучного інтелекту. Аналіз сучасного стану у сфері дерматології та медичної діагностики (розділ 1) дозволив виявити ключові чинники, що впливають на стан шкіри, а також виявити обмеження наявних рішень, які або не забезпечують достатню точність, або не враховують можливості персоналізації. На основі цього було сформульовано актуальну задачу та обґрунтовано вибір щодо застосування комп'ютерного зору та нейронних мереж як основи для її вирішення.

У другому розділі детально розглянуто технічні аспекти побудови інтелектуальної системи: принципи роботи комп'ютерного зору, обрані архітектури штучних нейронних мереж, особливості підготовки та аугментації даних, а також вимоги до функціональності майбутньої системи. Проведена робота засвідчила, що використання глибокого навчання для розпізнавання дерматологічних характеристик є виправданим і ефективним підходом.

У третьому розділі розроблено детальний метод та алгоритм діагностики, який включає всі етапи - від збору даних за допомогою шкірного аналізатора AISIA до класифікації параметрів шкіри. Описано математичну модель, яка формалізує залежність між вхідними параметрами та діагностичними результатами, що є основою для точного й узагальненого аналізу. Алгоритм представлено у вигляді графічної блок-схеми, що полегшує подальшу реалізацію в програмному забезпеченні.

Четвертий розділ підтвердив ефективність створеної системи шляхом експериментальної перевірки. Отримано високі показники точності виявлення дерматологічних ознак, що підтверджує доцільність застосування машинного навчання у цій сфері. Окрему увагу було приділено етичним аспектам, зокрема захисту персональних даних пацієнтів, що є критично важливим для використання технології в медицині.

Узагальнюючи результати, можна стверджувати, що запропонована система здатна стати ефективним інструментом для попередньої діагностики, моніторингу змін стану шкіри та підтримки лікарів у прийнятті клінічних рішень. Вона поєднує точність, швидкість і повторюваність аналізу, а також відкриває перспективи для подальшого розвитку, зокрема в напрямку персоналізованої медицини, телемедицини та адаптивних діагностичних систем на базі штучного інтелекту.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАНЬ

1. Park H., Park S. R., Lee S., Hwang J., Lee M., Jang S. I. & Kim E. (2024). Development and application of artificial intelligence-based facial skin image diagnosis system: Changes in facial skin characteristics with ageing in Korean women. *International Journal of Cosmetic Science*. 46(2). pp.199-208.
2. Patel R. H., Foltz E. A., Witkowski A., & Ludzik J. (2023). Analysis of artificial intelligence-based approaches applied to non-invasive imaging for early detection of melanoma: a systematic review. *Cancers*. 15(19). 4694.
3. Singh J., Sandhu J. K., & Kumar Y. (2024). An analysis of detection and diagnosis of different classes of skin diseases using artificial intelligence-based learning approaches with hyper parameters. *Archives of Computational Methods in Engineering*. 31(2).pp. 1051-1078.
4. Semerci Z. M., Toru H. S., Çobankent E., Tercanlı H., Chiorean D. M., Albayrak Y., & Cotoi O. S. (2024). The Role of Artificial Intelligence in Early Diagnosis and Molecular Classification of Head and Neck Skin Cancers: A Multidisciplinary Approach. *Diagnostics*. 14(14). 1477.
5. Orhan H., & Yavşan E. (2023). Artificial intelligence-assisted detection model for melanoma diagnosis using deep learning techniques. *Mathematical Modelling and Numerical Simulation with Applications*. 3(2). pp. 159-169.
6. Ogudo K. A., Surendran R., & Khalaf O. I. (2023). Optimal Artificial Intelligence Based Automated Skin Lesion Detection and Classification Model. *Computer Systems Science & Engineering*, 44(1). pp. 156-166.
7. Rezk E., Haggag M., Eltorki M., & El-Dakhakhni W. (2023). A comprehensive review of artificial intelligence methods and applications in skin cancer diagnosis and treatment: Emerging trends and challenges. *Healthcare Analytics*, 100259.
8. Pattnayak P., Patnaik S., Gourisaria M. K., Singh S., Barik L., & Patra S. S. (2024). Analysis and Detection of Skin Disorders using Artificial Intelligence-based learning. In *2024 Second International Conference on Networks, Multimedia and Information Technology (NMITCON)*. pp. 1-5

9. Yazdanparast T., Shamsipour M., Ayatollahi A., Delavar S., Ahmadi M., Samadi A., & Firooz A. (2024). Comparison of the Diagnostic Accuracy of Teledermoscopy, Face-to-Face Examinations and Artificial Intelligence in the Diagnosis of Melanoma. *Indian Journal of Dermatology*. 69(4). pp. 296-300.
10. Hnatchuk Y., Hovorushchenko T., Pavlova O. Methodology for the development and application of clinical decisions support information technologies with consideration of civil-legal grounds. *Radioelectronic and Computer Systems*. pp. 33-44
11. Bouhissi H.E., Tagzirt D., Bouredjioua F., Pavlova O. Health Recommender System for Smart Cities. CEUR Workshop Proceedings, 2023, 3426, pp. 334–343
12. Vectra H2 official website. URL: https://beautix.com.ua/equipment/diagnostika_skin/vectra_h2 (дата звернення 26.09.2024).
13. Lascos Aesthetic Medicine: Lifeviz Pro Mini. URL: <https://www.lascos.com.ua/apparaty/3d-photo-cameri/lifeviz-pro-mini-1030785657> (дата звернення 26.09.2024).
14. Aisia 3D Smart Face Skin Analyzer. URL: <https://medunion.com/product/rFaTtwEYXdWC/China-Aisia-3D-Smart-Face-Skin-Analyzer-for-Salon-Hot-Skin-Scanner-Facial-Analyzer.html> (дата звернення 26.09.2024).
15. Sarvamangala R. & Kulkarni R. (2021). Convolutional neural networks in medical image understanding: a survey. *Evolutionary Intelligence* 15(1). pp. 1–22. <https://doi.org/10.1007/s12065-020-00540-3>
16. Zhou Q., Huang H., Ding M. & Zhang X. (2023). Medical Image Classification Using Light-Weight CNN With Spiking Cortical Model Based Attention Module, in *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, vol. 27, no. 4, pp. 1991-2002. <https://doi.org/10.1109/JBHI.2023.3241439>
17. Ahmed H., Hama M., Jalal V. & Ahmed M. (2023). Deep learning in grapevine leaves varieties classification based on dense convolutional network. *Journal of Image and Graphics*, 11(1), pp. 98–103. <https://doi.org/10.18178/joig.11.1.98-103>

18. Talukder M., Layek M., Kazi M., Uddin A. & Aryal S. (2023). Empowering COVID-19 detection: Optimizing performance through fine-tuned EfficientNet deep learning architecture. *Computers in Biology and Medicine*. 168. pp. 112-121. <https://doi.org/10.1016/j.compbiomed.2023.107789>
19. M. S. Al Reshan, K. S. Gill, V. Anand, S. Gupta, H. Alshahrani, A. Sulaiman, & A. Shaikh. Detection of Pneumonia from Chest X-ray Images Utilizing MobileNet Model. *Healthcare*, 11(11), 2023. 1561. <https://doi.org/10.3390/healthcare11111561>
20. Skin Disease Classification Dataset. Kaggle. 2023, November 16. URL: <https://www.kaggle.com/datasets/trainingdatapro/skin-defects-acne-redness-and-bags-under-the-eyes> (Last accessed September 26, 2024).
21. Abdelrahman M., Ghamdi F., Collado-Mesa S, & Abdel-Mottaleb M. (2023). Convolutional neural networks for breast cancer detection in mammography: a survey. *Computers in Biology and Medicine*. 131. pp. 27-39 <https://doi.org/10.1016/j.compbiomed.2021.104248>
22. Pavlova, O., Alekseiko, V., Karabaiev, V., & Kuzmin, A. (2024). Artificial Intelligence-based method for face skin diagnostic. CEUR Workshop Proceedings. 2024, 3892. pp. 268-278.
23. Набір даних для навчання нейронної мережі “Класифікація шкірних захворювань” URL: <https://www.kaggle.com/datasets/trainingdatapro/skin-defects-acne-redness-and-bags-under-the-eyes> (дата звернення 9.04.2025).
24. Patel D. R., Tandel J. J., Polra R. V., Ganjiwale J., & Nair P. A. (2022). Clinico-dermatoscopic study of facial melanosis at a tertiary care hospital. *Pigment International*. 9(2). pp. 115-121.
25. Li S., Mohamedi H., Senkowsky J., Nair A., Tang L. (2020). Imaging in Chronic Wound Diagnostics. *Adv Wound Care*. 9(5). pp. 245-263. doi: 10.1089/wound.2019.0967.
26. Asserin J., Lati E., Shioya T. and Prawitt J. (2015). The effect of oral collagen peptide supplementation on skin moisture and the dermal collagen network: evidence from an ex vivo model and randomized, placebo-controlled clinical trials.

Journal of Cosmetic Dermatology. Vol.14. pp. 291-301.
<https://doi.org/10.1111/jocd.12174>

27. Humphrey S., Manson Brown S., Cross SJ., Mehta R. (2021). Defining Skin Quality: Clinical Relevance, Terminology, and Assessment. *Dermatol Surg*. 47(7). pp. 974-981. doi: 10.1097/DSS.0000000000003079.
28. Boismal F., Serron K., Dobos G., Zuelgaray E., Bensussan A., Michel L. (2020). Vieillissement cutané - Physiopathologie et thérapies innovantes [Skin aging: Pathophysiology and innovative therapies]. *Medical Science*. 36(12). pp. 1163-1172. doi: 10.1051/medsci/2020232.
29. Rorteau J., Chevalier FP, Fromy B, Lamartine J. (2020). Vieillissement et intégrité de la peau - De la biologie cutanée aux stratégies anti-âge [Functional integrity of aging skin, from cutaneous biology to anti-aging strategies]. *Medical Science*. 36(12). pp.1155-1162. doi: 10.1051/medsci/2020223.
30. Almadori A., Speiser S., Ashby I., Lacher R., Bishop D., Mosahebi A., Butler PE. (2022). Portable three-dimensional imaging to monitor small volume enhancement in face, vulva, and hand: A comparative study. *J Plast Reconstr Aesthet Surg*. 75(9). pp. 3574-3585. doi: 10.1016/j.bjps.2022.04.042.
31. Brancaccio G., Balato A., Malveyh J., Puig S., Argenziano G., Kittler H. (2024). Artificial Intelligence in Skin Cancer Diagnosis: A Reality Check. *J Invest Dermatol*. 144(3). pp. 492-499. doi: 10.1016/j.jid.2023.10.004.
32. Dermengine. URL: <https://www.idcp.eu/dermengine> (дата звернення 17.03.2025).
33. Zawodny P., Stój E., Kulig P., Skonieczna-Żydecka K., Sieńko J. (2022). VISIA Skin Analysis System as a Tool to Evaluate the Reduction of Pigmented Skin and Vascular Lesions Using the 532 Nm Laser. *Clin Cosmet Investig Dermatol*. Vol. 15. pp. 2187-2195. doi: 10.2147/CCID.S380388.
34. The HiMirror Plus scanned my face and told me I have wrinkles. URL: <https://www.theverge.com/2017/1/4/14166064/himirror-plus-scan-smart-mirrors-2017> (дата звернення 17.03.2025).

35. Ikuta K., Fukuoka K., Suyama Y., Morita M., Kimura Y., Umeda R., Kanayama H. (2023). Comparison of Antera 3D® and TcPO₂ for Evaluation of Blood Flow in Skin. *Yonago Acta Med.* 66(1). pp. 146-152. doi: 10.33160/yam.2023.02.016.
36. Priya H., Asha Gnana et al. Identification of Melanoma in Dermoscopy Images Using Image Processing Algorithms. (2018). *International Conference on Control, Power, Communication and Computing Technologies (ICCPCT)*. pp. 553-557.
37. Parvathaneni N., Akash K., Rutvij H. et al. (2021). Probabilistic Deep Q Network for real-time path planning in censorious robotic procedures using force sensors. *J. Real-Time Image Process.* 18(5). pp. 1773–1785. <https://doi.org/10.1007/s11554-021-01122-x>
38. Rathod J. et al. Diagnosis of skin diseases using Convolutional Neural Networks. *2018 Second International Conference on Electronics, Communication and Aerospace Technology (ICECA)*. pp. 1048-1051.
39. Harangi B. Skin lesion classification with ensembles of deep convolutional neural networks. (2018). *J Biomed Inform.* Vol.86. pp. 25-32. doi: 10.1016/j.jbi.2018.08.006. Epub 2018 Aug 10. PMID: 30103029.
40. Naranjo-Torres J., Mora M., Hernández-García R., Barrientos R.J., Fredes C., Valenzuela A. (2020). A Review of Convolutional Neural Network Applied to Fruit Image Processing. *Appl. Sci.* Vol. 10. p. 3443.
41. Graziani M., Lompech T., Müller H., Depeursinge A., Andrearczyk V. (2021). On the Scale Invariance in State of the Art CNNs Trained on ImageNet. *Machine Learning and Knowledge Extraction.* 3(2). pp. 374-391. <https://doi.org/10.3390/make3020019>
42. Joseph Mark G., Aglibut L., Alonzo B. et al. (2017). Skin Disease Identification System using Gray Level Co-occurrence Matrix. In Proceedings of the 9th International Conference on Computer and Automation Engineering (ICCAE '17). *Association for Computing Machinery.* pp. 136–140. <https://doi.org/10.1145/3057039.3057044>.

43. Hafeez M.A., Rashid M., Tariq H., Abideen Z.U., Alotaibi S.S., Sinky M.H. (2021). Performance Improvement of Decision Tree: A Robust Classifier Using Tabu Search Algorithm. *Appl. Sci.* Vol. 11. pp. 6728.
44. Yijie D., Nan J., Hao H., Zhuoxiao J., and Wenyin Z. (2018). Image classification based on quantum K-Nearest-Neighbor algorithm. *Quantum Information Processing.* Vol. 17. pp. 1–18. <https://doi.org/10.1007/s11128-018-2004-9>
45. Zhang S., Wu Y., Chang J. (2020). Survey of Image Recognition Algorithms. In *Proceedings of the 2020 IEEE 4th Information Technology, Networking, Electronic and Automation Control Conference (ITNEC)*. Chongqing, China, 12–14 June 2020. pp. 542–548.
46. Verma K., Pal S., Kumar S. (2020). Classification of Skin Disease using Ensemble Data Mining Techniques. *Asian Pac J Cancer Prev.* 20(6). pp. 1887-1894. doi: 10.31557/APJCP.2019.20.6.1887.
47. Ammar M. and Rania K. (2023). A comprehensive review on ensemble deep learning: Opportunities and challenges. *J. King Saud Univ. Comput. Inf. Sci.* 35(2). pp. 757–774. <https://doi.org/10.1016/j.jksuci.2023.01.014>
48. Roy K., Chaudhuri S.S., Ghosh S., Dutta S.K., Chakraborty P., & Sarkar R. (2019). Skin Disease detection based on different Segmentation Techniques. *2019 International Conference on Opto-Electronics and Applied Optics (Optronix)*. pp. 1-5.
49. Zhikai X. and Heming J. (2020). An improved thermal exchange optimization based GLCM for multi-level image segmentation. *Multimedia Tools Appl.* Vol. 79. pp.12007–12040. <https://doi.org/10.1007/s11042-019-08566-1>
50. VISIA Skin Analysis System. Canfield Scientific. URL: <https://www.canfieldsci.com/imaging-systems/visia-complexion-analysis/> (дата звернення 17.03.2025).
51. AI Skin Diagnostic. URL: <https://www.perfectcorp.com/business/products/ai-skin-diagnostic>. (дата звернення 17.03.2025).
52. AI Beauty Machine. URL: <https://evelabinsight.com/en/home>. (дата звернення 17.03.2025).

- 53.Haut.AI. AI Skin Analysis for Personalized Product Recommendations. URL: <https://www.haut.ai/> (дата звернення 17.03.2025).
- 54.Revieve. AI Skin Analysis for Personalized Skincare. URL: <https://www.revieve.com/platform/skincare/ai-skin-diagnostics> (дата звернення 17.03.2025).
- 55.IQONIC.AI-Smart Solutions for Skin, Hair & Health. URL: <https://www.iqonic.ai/> (дата звернення 17.03.2025).
- 56.Emage Medical. Advanced Skin Imaging Systems. URL: <https://www.emagemedical.com/our-technologies/skin-imaging-systems/> (дата звернення 17.03.2025).
- 57.SkinConsult AI. Skin Analysis Online Tool. Vichy Laboratories. URL: <https://www.vichyusa.com/skin-care-analysis-ai.html> (дата звернення 17.03.2025).
58. La Roche-Posay. URL: <https://www.laroche-posay.ua/uk-ua/event/effaclar-spotscan-plus> (дата звернення 17.03.2025).
- 59.Zemits VeraFace Skin Analyzer. Professional Skin Analysis System. URL: <https://zemits.com/product/zemits-veraface-skinanalyzer> (дата звернення 17.03.2025).
60. AI is Coming to Skin Cancer Detection. The Washington Post. URL: <https://www.washingtonpost.com/wellness/2025/04/07/ai-is-coming-skin-cancer-detection/> (дата звернення 10.05.2025).
- 61.This Algorithm Doesn't Replace Doctors. It Makes Them Better. WIRED. URL: <https://www.wired.com/story/algorithm-doesnt-replace-doctors-makes-them-better> (дата звернення 10.05.2025).
- 62.AI Versus M.D. The New Yorker. URL: <https://www.newyorker.com/magazine/2017/04/03/ai-versus-md> (дата звернення 10.05.2025).
- 63.Artificial Intelligence in Cosmetic Dermatology: An Update on Current Applications. URL:

- <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0738081X23002675> (дата звернення 10.05.2025).
64. Artificial Intelligence in Dermatology: Current Applications and Future Directions. URL: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC11202856/> (дата звернення 10.05.2025).
65. Using Computer Vision to Catch Early-Stage Skin Cancer. Johns Hopkins University. URL: <https://engineering.jhu.edu/news/using-computer-vision-to-catch-early-stage-skin-cancer/> (дата звернення 10.05.2025).
66. Global First: NHS Hospital Uses AI for Instant Skin Cancer Checks. The Times. URL: <https://www.thetimes.co.uk/article/global-first-as-nhs-hospital-uses-ai-for-instant-skin-cancer-checks-3clspdmk0> (дата звернення 10.05.2025).
67. AI Imaging & Diagnostics. Google Health. URL: https://health.google/intl/en_id/health-research/imaging-and-diagnostics/ (дата звернення 10.05.2025).
68. AI-Based Tool for Skin Condition Diagnosis in Tele dermatology. JAMA Network Open. URL: <https://jamanetwork.com/journals/jamanetworkopen/fullarticle/2779250> (дата звернення 10.05.2025).
69. Early Automated Detection System for Skin Cancer Diagnosis Using AI. URL: <https://www.nature.com/articles/s41598-024-59783-0> (дата звернення 10.05.2025).
70. ISIC - International Skin Imaging Collaboration. URL: <https://www.isic-archive.com/> (дата звернення 10.05.2025).
71. Clinique Clinical Reality. AI Skin Analysis. URL: <https://www.clinique.com/clinicalreality> (дата звернення 10.05.2025).
72. Skin Functional. AI Skin Analysis Tool. URL: <https://skinfunctional.com/skin-analysis-ai-tool/> (дата звернення 10.05.2025).
73. MySkin by Cetaphil. AI-аналіз шкіри. URL: <https://www.cetaphil.com/us/skin-analysis.html> (дата звернення 10.05.2025).

74. Getting started with Keras. URL: https://keras.io/getting_started/ (дата звернення 17.05.2025).
75. How to Choose the Best Dataset. URL: <https://medium.com/@libertihub/how-to-choose-the-best-dataset-00571baca57e> (дата звернення 18.05.2025).
76. A Comprehensive Guide to Convolutional Neural Networks. URL: <https://www.v7labs.com/blog/convolutional-neural-networks-guide> (дата звернення 18.05.2025).
77. Regulation (EU) 2016/679 of the European Parliament and of the Council of 27 April 2016 on the protection of natural persons with regard to the processing of personal data and on the free movement of such data, and repealing Directive 95/46/EC (General Data Protection Regulation). URL: <https://eur-lex.europa.eu/legal-content/EN/TXT/?uri=celex%3A32016R0679> (дата звернення 10.05.2025).
78. Закон України "Про захист персональних даних". URL: <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/2297-17#Text> (дата звернення 10.05.2025).

ДОДАТОК А
(обов'язковий)

**ЛІСТИНГ ПРОГРАМНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ ДЛЯ ПРОВЕДЕННЯ
ДІАГНОСТИКИ СТАНУ ШКІРИ**

```
import tensorflow as tf
from tensorflow.keras.layers import Dense, GlobalAveragePooling2D
from tensorflow.keras.models import Model
from tensorflow.keras.applications import ResNet50, DenseNet121,
EfficientNetB0, MobileNetV2
from tensorflow.keras.optimizers import Adam
import matplotlib.pyplot as plt
import numpy as np
import os
import zipfile
import cv2 # OpenCV for face detection
from tensorflow.keras.preprocessing.image import ImageDataGenerator

# Step 1: Unzip the archive
# Replace 'archive.zip' with your actual zip file path
with zipfile.ZipFile('archive.zip', 'r') as zip_ref:
    zip_ref.extractall('/content/images') # Extracts to
/content/images
# Define the base path where the images are extracted
base_path = '/content/images/files'
# Dictionary to map folder names to defect types
defect_folders = {
    'acne': 'acne',
    'bags': 'bags under the eyes',
    'redness': 'skin redness'
}
```

```

# Step 2: Face Detection Function
def detect_faces(image_path):
    # Load the Haar Cascade for face detection
    face_cascade = cv2.CascadeClassifier(cv2.data.harcascades +
    'haarcascade_frontalface_default.xml')

    # Read the image
    image = cv2.imread(image_path)

    # Convert to grayscale
    gray = cv2.cvtColor(image, cv2.COLOR_BGR2GRAY)

    # Detect faces
    faces = face_cascade.detectMultiScale(gray, scaleFactor=1.1,
    minNeighbors=5)

    detected_faces = []
    for (x, y, w, h) in faces:
        # Extract the face region
        face = image[y:y+h, x:x+w]
        detected_faces.append(face)

    return detected_faces

# Step 3: Prepare Data Generators with Face Detection
# Note: Assumes directory structure with subfolders 'acne', 'bags',
and 'redness' in '/content/images/files'
img_height, img_width = 224, 224
batch_size = 32

# Custom generator to yield images with faces only
def custom_face_generator(base_path, defect_folder):
    folder_path = os.path.join(base_path, defect_folder)
    for filename in os.listdir(folder_path):
        image_path = os.path.join(folder_path, filename)
        detected_faces = detect_faces(image_path)
        for face in detected_faces:
            face = cv2.resize(face, (img_width, img_height))
            face = face / 255.0 # Normalize
            yield face

```

```

# Create ImageDataGenerators
train_datagen = ImageDataGenerator(validation_split=0.2)
# Step 4: Prepare Training and Validation Generators
train_generator = train_datagen.flow_from_directory(
    base_path,
    target_size=(img_height, img_width),
    batch_size=batch_size,
    class_mode='categorical',
    subset='training',
    shuffle=False # Important to keep class order for custom
generator
)
validation_generator = train_datagen.flow_from_directory(
    base_path,
    target_size=(img_height, img_width),
    batch_size=batch_size,
    class_mode='categorical',
    subset='validation',
    shuffle=False
)
# Step 5: Function to build and compile models
def build_model(base_model_class, name):
    base_model = base_model_class(weights='imagenet',
include_top=False, input_shape=(img_height, img_width, 3))
    x = base_model.output
    x = GlobalAveragePooling2D()(x)
    x = Dense(256, activation='relu')(x)
    predictions = Dense(train_generator.num_classes,
activation='softmax')(x)
    model = Model(inputs=base_model.input, outputs=predictions)
    # Freeze base model layers
    for layer in base_model.layers:

```

```

        layer.trainable = False

    # Compile the model

    model.compile(optimizer=Adam(learning_rate=0.001),
                  loss='categorical_crossentropy', metrics=['accuracy'])

    return model

# Build and compile the models
models = {

    'ResNet50': build_model(ResNet50, 'ResNet50'),

    'DenseNet121': build_model(DenseNet121, 'DenseNet121'),

    'EfficientNetB0': build_model(EfficientNetB0, 'EfficientNetB0'),

    'MobileNetV2': build_model(MobileNetV2, 'MobileNetV2')

}

# Step 6: Function to train model and save history
def train_model(model, name):

    print(f"Training {name} model...")

    history = model.fit(

        train_generator,

        validation_data=validation_generator,

        epochs=20 # Adjust epochs as needed

    )

    return history

# Train each model and store results
histories = {}

for name, model in models.items():

    histories[name] = train_model(model, name)

# Step 7: Function to plot accuracy and loss comparison
def plot_comparison(histories, metric, title, ylabel):

    plt.figure(figsize=(10, 6))

    for name, history in histories.items():

        plt.plot(history.history[metric], label=f'{name} {metric}')

    plt.title(title)

    plt.ylabel(ylabel)

```

```
plt.xlabel('Epoch')
plt.legend(loc='upper left')
plt.show()

# Plot accuracy and loss for each model
plot_comparison(histories, 'accuracy', 'Model Training Accuracy
Comparison', 'Accuracy')

plot_comparison(histories, 'val_accuracy', 'Model Validation
Accuracy Comparison', 'Validation Accuracy')

plot_comparison(histories, 'loss', 'Model Training Loss Comparison',
'Loss')

plot_comparison(histories, 'val_loss', 'Model Validation Loss
Comparison', 'Validation Loss')
```

ДОДАТОК Б (обов'язковий) ПУБЛІКАЦІЯ

Artificial Intelligence-based method for face skin diagnostic*

Olga Pavlova^{*,†}, Vitalii Alekseiko^{*,†}, Vladyslav Karabaiev^{*,†} and Andrii Kuzmin^{*,†}

[†] Khmelnytskyi National University, Instytutska str., 11, Khmelnytskyi, 29016, Ukraine

^{*} Healthy Face Clinic, Stepana Bandery str., 3a, Khmelnytskyi, 29000, Ukraine

Abstract

The skin of the face is a complex organ, the condition of which can vary due to various factors such as genetics, lifestyle, environmental conditions and age. An accurate assessment of the condition of the skin is critical for the correct selection of care and treatment methods, which stimulates the development of technologies for its analysis. Recent advances in artificial intelligence (AI) provide new opportunities for automated skin analysis, which improves the accuracy of diagnosis and the efficiency of procedures.

This work focuses on the review and analysis of the application of facial skin analysis systems integrated with artificial intelligence algorithms. It is important to understand the working principles of such systems and their potential in practical application both in cosmetology and in other medical fields. The purpose of this work is to study the technical aspects of creating such skin analyzers, in particular their software part, and to evaluate their practical effectiveness based on modern machine learning algorithms.

Keywords

Artificial Intelligence (AI), facial diagnostic, decision support, IT solutions for medicine

1. Introduction

Skin health is a critical aspect of overall well-being, and early detection of skin conditions plays a vital role in effective treatment and prevention. Facial skin, in particular, is highly susceptible to various dermatological issues, such as acne, hyperpigmentation, dryness, and signs of aging. Traditional skin diagnostic methods often require clinical expertise, specialized equipment, and time-consuming procedures. In recent years, advancements in artificial intelligence (AI) have offered new opportunities to enhance skin diagnostic processes, providing efficient and accurate solutions. Artificial intelligence, in particular machine learning, is opening new horizons in skin diagnostics, allowing the creation of systems capable of analyzing skin images and making recommendations for care and treatment based on identified problems.

At this stage of technology development, there are already devices that allow you to assess the condition of the skin, both companies and science offer new approaches to facial skin diagnostics. This paper proposes an AI-based method for face skin diagnostics, utilizing data obtained from a smart skin analyser. The smart skin analyser collects comprehensive facial skin data, including moisture levels, pigmentation patterns, pore size, and other relevant features. By integrating this data with AI algorithms, the proposed method aims to automate and optimize the diagnostic process, delivering reliable and consistent results.

Our approach leverages neural network application and image processing algorithms to analyse the facial skin's characteristics. The proposed method identifies various skin conditions and provides personalized recommendations based on the analysed data and offers a non-invasive, efficient, and accessible solution for users seeking professional-level skin analysis and care in real-time.

IDDIM'2024: 7th International Conference on Informatics & Data-Driven Medicine, November 14-16, 2024, Birmingham, UK.

* Corresponding author.

† These authors contributed equally.

✉ pavlova@khnmu.edu.ua (O. Pavlova); vitalii.alekseiko@gmail.com (V. Alekseiko); vladkarabaiev@gmail.com (V. Karabaiev); andriy1731@gmail.com (A. Kuzmin).

📞 0000-0003-2905-0215 (O. Pavlova); 0000-0003-1562-9154 (V. Alekseiko); 0009-0005-6489-225X (A. Kuzmin).



© 2024 Copyright for this paper by its authors. The published under Creative Commons License Attribution 4.0 International (CC BY 4.0).

2. Related works

In the course of the study, an analysis of the latest scientific publications in the field of skin diagnostic was carried out.

In [1] AI-based facial skin diagnosis system (Dr. AMORE®) uses facial images of Korean women to analyse wrinkles, pigmentation, skin pores, and other skin red spots. The system is trained using clinical expert evaluations and deep learning.

The aim of [2] is to evaluate the current state of AI-based techniques used in combination with non-invasive diagnostic imaging modalities including reflectance confocal microscopy (RCM), optical coherence tomography (OCT), and dermoscopy. It also aimed to determine whether the application of AI-based techniques can lead to improved diagnostic accuracy of melanoma.

The objective of [3] is to design a system that combines metaheuristic optimizers with various AI based classifiers to detect and diagnose skin diseases. In order to accomplish this objective, numerical and image datasets have been taken, pre-processed, and visually analysed in order to comprehend their patterns.

In [4] the propensity of skin cancer to metastasize highlights the importance of early detection for successful treatment. This narrative review explores the evolving role of artificial intelligence (AI) in diagnosing head and neck skin cancers from both radiological and pathological perspectives.

The proposed in [5] model has the potential to aid qualified healthcare professionals in the diagnosis of melanoma. Furthermore, the authors propose a mobile application to facilitate melanoma detection in home environments, providing added convenience and accessibility.

The paper [6] delves into unimodal models' methodologies, applications, and shortcomings while exploring how multimodal models can enhance accuracy and reliability.

The study [7] presents an automated skin lesion detection and classification technique utilizing optimized stacked sparse autoencoder (OSSAE) based feature extractor with backpropagation neural network (BPNN), named the OSSAE-BPNN technique.

The insights in [8] demonstrate the bias towards deep learning methods and the shortage of studies on rare and precancerous skin lesions.

In paper [9] five different algorithms of artificial intelligence have been selected and used to skin disease dataset.

The purpose of the study [10] was to assess the diagnostic accuracy of the teledermoscopy method using the FotoFinder device as well as the Moleanalyzer Pro artificial intelligence (AI) Assistant and to compare them with the face-to-face clinical examination for the diagnosis of melanoma confirmed with histopathology.

In [11] we propose a methodology for consideration of civil-legal grounds in medical decision-making process.

The paper [12] proposes a health recommender system for smart cities. The methodology proposes the smart distribution of healthcare institutions which are located the closest to the patient.

It is impossible not to notice that along with scientific developments, many new devices are appearing on the market that allow to measure skin parameters and even predict the result after surgical correction in plastic surgery.

For example, the VECTRA H2 imaging system [13] is a portable hardware skin diagnosis system with volumetric body imaging for use in cosmetology, aesthetic medicine, and dermatology. The features of VECTRA H2 from Canfield Scientific:

- Automatic merging: three face or body shots are automatically merged into one 3D image by VECTRA software.
- Accurate assessment of contours: the gray visualization mode allows you to evaluate the contours of the face and body without being distracted by color when planning and studying the result of corrective procedures.
- Face and body measurement in automatic mode: volumetric visualization (3D mode) and digital data help your patients understand the underlying problems.
- Breast Sculptor software application: technology for creating three-dimensional breast models, based on selected implants, taking into account gravity, shape and location.
- Visual comparison: visualization of several breast augmentation surgery scenarios by parameters, sizes and style of implants.

- Visualization of expectations: illustrative display of benefits after breast augmentation surgery.
- Mastopexy program. A software application for simulating lifting operations taking into account areas of skin excision.
- Volumetric measurements of the body: automatic measurement of the circumference and volume of body contours.
- Quantification of the subcutaneous structures of the face: Canfield's patented technology shares the unique color shades of red and brown facial skin. This allows you to get a complete picture of the skin condition and improve the quality of imaging.
- Measurement of volume change: volume data is automatically measured with one click of the mouse in grayscale mode with parallel color display of changes in facial contours.
- Markerless tracking: a dynamic assessment of changes in the surface of the facial skin is carried out: alignment, direction and final result.
- Full picture of changes: the program creates a holistic picture of change, reflecting all the hopes and expectations of your patient.

3D LifeViz® Mini [14] is the most compact 3D system for skin analysis and modelling, a convenient solution for cosmetologists, dermatologists, cosmetic and plastic surgeons. Analyses the condition of the patient's skin according to 6 parameters and reproduces the image of the face on the screen in 3D format. The patient can see what his face could look like after contour plastic surgery or surgery. The system is based on a special type of stereophotogrammetry, where 2D images are automatically combined into a three-dimensional representation.

LifeViz® technology allows you to quantitatively change the volume and determine the small details of the skin surface with extreme accuracy. An example of an image created by 3D LifeViz® is presented in Figure 1.

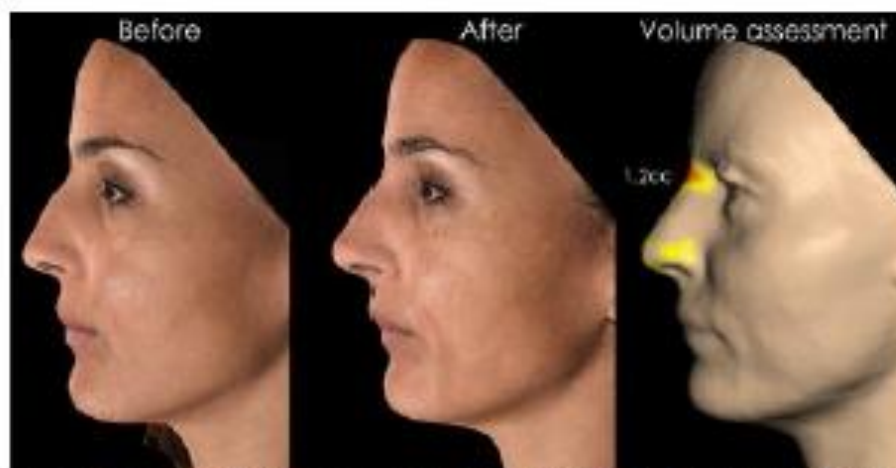


Figure 1: Example of the image created by 3D LifeViz® Mini system for skin analysis and modelling [14]

Taking into account the relevance of the problem of application modern information technologies in medical area, namely, analysis of the results taken from the Smart skin analyzer [15] for facial skin defects detection it was decided to develop a methodology of neural network application for solving this issue.

Therefore, the purpose of the research is:

- 1) to consider convolutional neural network architectures for medical image analysis;
- 2) to evaluate the effectiveness of models for the task of detecting and classifying skin defects;
- 3) to consider possible ways of improving the performance of models by changing the input parameters.

3. Methodology

The data for the experiment were obtained using the skin analyzer AISIA [15], which is presented in Figure 2. It provides the analysis of the skin according to the following parameters:

- Pore size (spectral visualization of RGB pores).
- The presence of blackheads and postacne: an analysis of all spots of a round shape with a color darker than usual.
- Age changes: the degree of wrinkles and the depth of creases.
- Skin texture: imaging changes in relief, texture of the dermis, as well as predicting the degree of future changes.
- The level of secretion of sebum and the localization of black spots.
- Pigmentation zones: an image not only of the actual state, but also of forecasting future formations.
- Hydration.
- Areas of sensitivity: determination of zonal sensitivity, its susceptibility to allergic reactions.
- Brown zones: an image of metabolic processes in cells, areas of current recovery.
- Injury by UV rays: an image of pigmentation at different levels of the epidermis. Fixation of the size and depth of such spots.
- Diagnosis of age-related changes: a picture of the future aging of the dermis, wrinkles, if the client does not change his care.



Figure 2: Smart portable skin analyzer AISIA [15]

During the research, a wide range of methods was used, including general scientific methods: theoretical (modeling, analysis, synthesis), empirical (observation, comparison, experiment). Medical diagnostic methods were also used to form the dataset, and artificial intelligence tools were used, in particular, machine learning models for image analysis.

As machine learning technologies demonstrate their effectiveness in the analysis of medical images [16,17], we consider it appropriate to consider basic convolutional neural network (CNN) models for facial skin defect detection.

3.1. Residual Networks

The main idea of ResNet is to learn the residual mapping [22]:

$$F(x) = H(x) - x, \quad (1)$$

where:

$F(x)$ – residual mapping,

$H(x)$ – desired mapping,

x – input.

Thus, $H(x)$ from formula (1) can be represented as:

$$H(x) = F(x) + x, \quad (2)$$

A typical residual block consists of two or more convolutional layers with batch normalization (BN) and ReLU activation:

$$y = F(x; \{W_i\}) + x, \quad (3)$$

where:

W_i – weights of the convolutional layers;

y – output of the block.

Key Properties of ResNet are Identity Mapping and Training Deep Networks. The skip connections enable identity mapping, facilitating gradient flow and addressing the vanishing gradient problem. ResNets can have hundreds or thousands of layers while remaining easier to train compared to traditional deep networks.

3.2. Dense Convolutional Network

In DenseNet, each layer receives inputs from all preceding layers. The output of layer can be computed as:

$$x_i = H_i(x_0, x_1, \dots, x_{i-1}), \quad (4)$$

where:

H_i – operations performed by the layer;

x_i – feature maps from all preceding layers.

Instead of adding the inputs as in ResNet, DenseNet concatenates feature maps:

$$x_i = x_{i-1}, x_{i-2}, \dots, x_0, \quad (5)$$

Key Properties of DenseNet are Feature Reuse and Gradient Flow [18]. DenseNet emphasizes feature reuse, which reduces the number of parameters while still maintaining high accuracy. The dense connectivity pattern allows gradients to flow through many paths during backpropagation, enhancing learning.

3.3. EfficientNet

EfficientNet uses a compound scaling method, which balances the scaling of depth d , width w , and resolution r . The scaling can be defined as:

$$d = \alpha^k, w = \beta^k, r = \gamma^k, \quad (6)$$

where:

k – constant;

α, β, γ – scaling coefficients.

EfficientNet starts from a baseline model and scales it. For instance, the total number of parameters P in the model can be expressed as:

$$P = c \cdot d^2 \cdot r^2, \quad (7)$$

where c – constant that defines the efficiency of the architecture.

Key Properties of EfficientNet are Optimized Architecture and Efficiency. The architecture is optimized through neural architecture search, allowing for a balance between model size and performance. EfficientNet achieves state-of-the-art accuracy with fewer parameters compared to previous models [19].

3.4. MobileNet

MobileNet introduces depthwise separable convolutions, which factor the standard convolution into two separate layers: Depthwise Convolution and Pointwise Convolution [20].

Depthwise Convolution can be represented as a single filter, which is applied to each input channel.

$$y_d = x \odot w_d, \quad (8)$$

Pointwise Convolution can be represented as a 1×1 convolution that combines the output from the depthwise layer.

$$y = \text{pointwise}(y_d) = W_p \cdot y_d, \quad (9)$$

Key Properties of MobileNet are Efficiency and Width Multiplier. The reduction in the number of parameters and computations compared to standard convolutions makes MobileNet highly

suitable for mobile and edge devices. MobileNet allows for a width multiplier α to reduce the number of channels in each layer, further optimizing the model size.

3.5. Dataset Structure

The Skin Disease Classification Dataset from Kaggle [21] was used to test the performance of the models. This dataset contains a collection of photographs of human faces divided into three distinct classes: acne, bags under the eyes, and facial redness. To ensure a comprehensive presentation and accurate classification, it is advisable to consider three photos for each person. These images include a front view along with side profiles on both the right and left. This multi-angle approach not only increases the variability of the data, but also helps the models learn to identify and differentiate the subtle nuances of skin diseases that may be missed in a single photo. The dataset's structured format and comprehensive documentation make it an invaluable resource for developing, training, and fine-tuning machine learning algorithms aimed at classifying skin diseases, ultimately contributing to advances in dermatology diagnostics and personalized skin care solutions. All data are presented in a generalized form and used exclusively within the scope of scientific research. The work used data from open resources, supplemented with medical data from clinical practice. Before using medical data, permission for their use was obtained from each of the patients. The research provides the principles of responsible artificial intelligence. Confidentiality of information is guaranteed.

4. Models' comparison

For detecting skin defects such as acne, redness, etc., the choice of CNN architecture will depend on factors such as dataset size, problem complexity, and available computing resources. The most commonly used CNN architectures include:

- Residual Networks (ResNet);
- Dense Convolutional Network (DenseNet);
- EfficientNet;
- MobileNet.

Table 1 shows a comparison of the capabilities of the presented architectures.

Using ResNet enables deep learning, thanks to the use of residual connections, which allows you to train deeper networks without facing the gradient vanishing problem. This can help the model capture more complex patterns in skin texture and blemishes. The model shows high performance in the analysis of medical images.

Pre-trained ResNet models (such as ResNet-50 or ResNet-101) can be fine-tuned on datasets to improve performance, especially when using limited datasets.

This model is recommended for complex tasks where high accuracy is required.

DenseNet connects each layer to all other layers, which promotes feature reuse and results in stronger gradients. This is useful when detecting subtle skin imperfections such as acne or discoloration.

Compared with ResNet, DenseNet achieves high accuracy using fewer parameters, which can reduce training time while maintaining high performance.

DenseNet is widely used in medical image classification tasks, so the model can be effective for dermatological image analysis.

The model is recommended for medium and large data sets with a focus on achieving high accuracy, especially in conditions of limited computing resources.

EfficientNet has high performance while using less computation. The model systematically scales width, depth, and resolution, making it extremely efficient in terms of both accuracy and computational resources.

The EfficientNet pre-trained models are very effective, when fine-tuned, for medical imaging tasks, including skin defect detection. EfficientNet has been proven to outperform models such as ResNet and DenseNet in various medical image classification tasks and, at the same time, is more resource efficient.

The use of the model is recommended for projects that require a balance between high accuracy and efficiency, especially when working with large-scale images or in cases of limited computing power.

Table 1
Comparison of the CNN architectures capabilities

CNN Architecture	Key Features	Advantages	Disadvantages	Common Applications
Residual Networks	Depth increases with stacked residual blocks. Skip connections allow gradient flow.	Avoids vanishing gradients. Deeper networks improve performance. Robust and widely used.	Large parameter size for deeper versions. Computationally intensive on larger ResNet variants.	Image classification, object detection, face recognition
Dense Convolutional Network	Dense connections throughout the network. Fewer parameters due to feature reuse. Uses growth rate to control new features at each layer.	Reduces number of parameters. Efficient feature reuse and learning. Good for small datasets.	High computational cost in memory due to dense connections. More prone to overfitting on small data.	Image classification, medical image analysis
EfficientNet	Optimized for both efficiency and accuracy. Compound scaling (balance between depth, width, and resolution).	Good accuracy with less computation. Flexible architecture for different constraints. Scalable.	Complex design. Heavier versions still require substantial computational power.	Mobile vision, image classification, object detection
MobileNet	Depthwise separable convolutions to reduce computation. Optimized for mobile and edge devices.	Highly efficient on resource-constrained devices. Lightweight and fast. Suitable for mobile applications.	- Lower accuracy compared to larger networks. - Limited model capacity for complex tasks.	Mobile vision, real-time image processing

MobileNet is a lightweight and fast model optimized for efficiency and ideal for real-time detection of skin defects on mobile or embedded devices.

The model has low computational requirements because it uses depth-separated convolutions, greatly reducing the number of parameters. Thus, the model is ideal for applications where computing resources are limited.

Based on the above, it can be concluded that the model is suitable for deployment on mobile platforms and is an excellent solution for applications that detect skin defects using a smartphone camera.

5. Experiments & Results

Testing of the proposed models revealed that the ResNet and EfficientNet models demonstrate low results on the test sample, while DenseNet and MobileNet perform the task of recognizing skin defects with high accuracy (Figure 3).

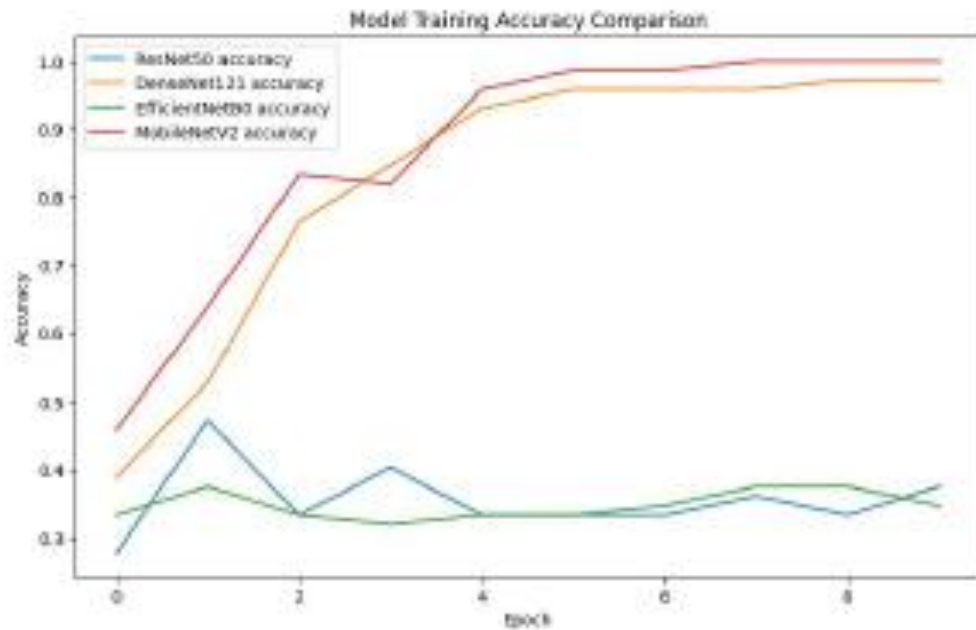


Figure 3: Model Training Accuracy Comparison

The loss rate quantifies the error the model makes on the test set. Usually reflects how well the predicted probabilities agree with the actual values. This indicator was the lowest for MobileNet, and DenseNet was somewhat inferior (Figure 4). The loss indicators for ResNet and EfficientNet turned out to be too high, so it was concluded that it is not appropriate to use these models for the task of classifying skin defects.

Although the models show high accuracy and low loss on the training data set, on the validation set the accuracy is slightly lower and the loss is higher, indicating overfitting of the model. Thus, we propose to change the approach to the formation of the dataset, by including more parameters, in particular, adding images made using the ultraviolet spectrum, as well as converting images into heat maps. This will allow for a more qualitative assessment of the image and contribute to a more accurate determination of the nature of the defect. In addition, it is advisable to use sensors to determine skin moisture. The main parameters of the proposed dataset are listed in Table 2.

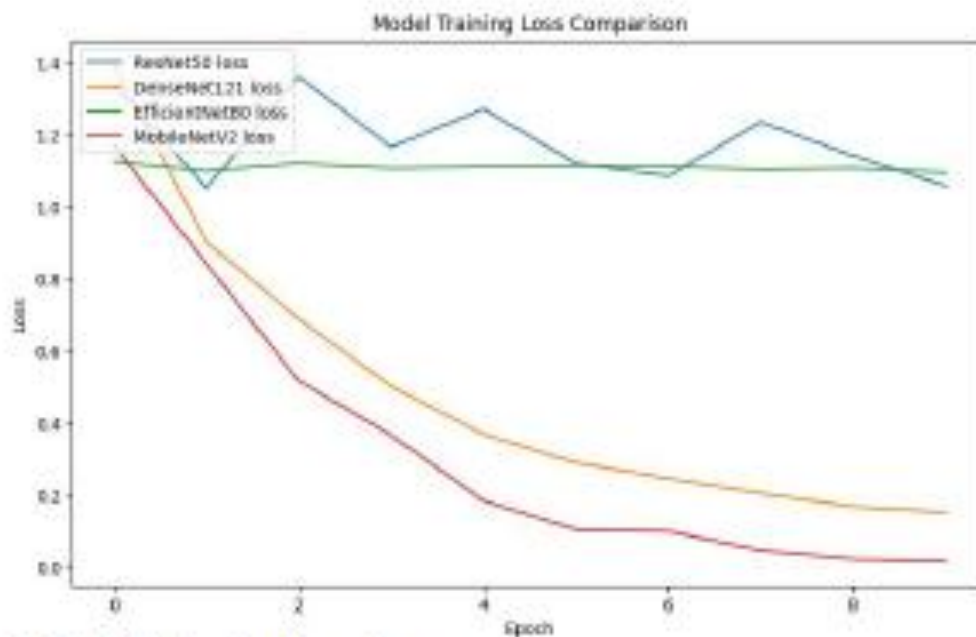


Figure 4: Model Training Loss Comparison

Table 2
The main parameters of the proposed dataset

Parameter	Unit	Data type
ID	None	int
Moisture		
Sensitivity		
Pigment		
UV spots		
Texture		
Blackheads		
Pores		
Stains	%	float
Color		
UV acne		
Sebum		
Sebumt		
Acne		
Wrinkle		
Porphyrin		
Front photo		
Left-side photo		
Right-side photo		
Front UV photo		
Left-side UV photo	None	jpg image
Right-side UV photo		
Front heatmap photo		
Left-side heatmap photo		
Right-side heatmap photo		

6. Conclusions & Future work

Skin health is an essential component of overall well-being, and the early identification of skin conditions is crucial for effective treatment and prevention. The facial skin, in particular, is especially prone to various dermatological concerns, including acne, hyperpigmentation, dryness, and signs of aging.

In the course of this study the main models of convolutional neural networks are considered, the peculiarities of their application in the tasks of medical image analysis, in particular for the detection of facial skin defects, are analyzed. The advantages and disadvantages of the most widely used architectures, as well as the features of their application, are described. The models were tested on a dataset including medical images. The effectiveness of the models was evaluated according to the accuracy and loss metrics. On the basis of the conducted research, the structure of the dataset is proposed, based on a larger number of parameters, which will significantly improve the accuracy of the models by selecting the most relevant features and analyzing them.

For further research, there are plans to systematically identify and extract the key features that are critical for effectively classifying skin defects through the application of Convolutional Neural Networks (CNNs). This involves conducting an in-depth analysis of the various characteristics present in the dataset, such as texture, color variations, and the specific patterns associated with each skin condition. By leveraging techniques like feature extraction and selection, we aim to isolate the most informative attributes that contribute to the accurate identification of skin defects. This process will not only enhance the performance of the CNN models but also improve their interpretability, allowing for better understanding and insight into how these models make classification decisions. Furthermore, this feature extraction phase will enable us to refine the model architectures and optimize hyperparameters, leading to more robust and generalizable outcomes. Ultimately, this research will contribute to the development of more precise and reliable

diagnostic tools in dermatology, potentially transforming the way skin conditions are assessed and treated in clinical practice.

7. Acknowledgements

The authors would like to thank Healthy Face Clinic and Dr. Vladyslav Karabaiev for providing the equipment for data gathering that made the experiments and this work possible.

8. Declaration on Generative AI

It was used ChatGPT and Microsoft Copilot to rephrase sentences to improve style. The text was carefully checked by the authors after using these software. The authors take full responsibility for the publication.

9. References

- [1] Park, H., Park, S. R., Lee, S., Hwang, J., Lee, M., Jang, S. L. & Kim, E. (2024). Development and application of artificial intelligence-based facial skin image diagnosis system: Changes in facial skin characteristics with ageing in Korean women. *International Journal of Cosmetic Science*, 46(2), 199-208.
- [2] Patel, R. H., Foltz, E. A., Witkowski, A., & Ludzik, J. (2023). Analysis of artificial intelligence-based approaches applied to non-invasive imaging for early detection of melanoma: a systematic review. *Cancers*, 15(19), 4694.
- [3] Singh, J., Sandhu, J. K., & Kumar, Y. (2024). An analysis of detection and diagnosis of different classes of skin diseases using artificial intelligence-based learning approaches with hyper parameters. *Archives of Computational Methods in Engineering*, 31(2), 1051-1078.
- [4] Semerci, Z. M., Toru, H. S., Çobankent Aytekin, E., Tercanli, H., Chiorean, D. M., Albayrak, Y., & Cotoi, O. S. (2024). The Role of Artificial Intelligence in Early Diagnosis and Molecular Classification of Head and Neck Skin Cancers: A Multidisciplinary Approach. *Diagnostics*, 14(14), 1477.
- [5] Orhan, H., & Yavşan, E. (2023). Artificial intelligence-assisted detection model for melanoma diagnosis using deep learning techniques. *Mathematical Modelling and Numerical Simulation with Applications*, 3(2), 159-169.
- [6] Strzelecki, M., Kociolek, M., Strąkowska, M., Kozłowski, M., Grzybowski, A., & Szczypiński, P. M. (2024). Artificial Intelligence in the detection of skin cancer: state of the art. *Clinics in Dermatology*.
- [7] Ogudo, K. A., Surendran, R., & Khalaf, O. I. (2023). Optimal Artificial Intelligence Based Automated Skin Lesion Detection and Classification Model. *Computer Systems Science & Engineering*, 44(1).
- [8] Rezk, E., Haggag, M., Eltorki, M., & El-Dakhkhni, W. (2023). A comprehensive review of artificial intelligence methods and applications in skin cancer diagnosis and treatment: Emerging trends and challenges. *Healthcare Analytics*, 100259.
- [9] Pattanayak, P., Patnaik, S., Gourisaria, M. K., Singh, S., Barik, L., & Patra, S. S. (2024, August). Analysis and Detection of Skin Disorders using Artificial Intelligence-based learning. In *2024 Second International Conference on Networks, Multimedia and Information Technology (NMITCON)* (pp. 1-5). IEEE.
- [10] Yazdanparast, T., Shamsipour, M., Ayatollahi, A., Delavar, S., Ahmadi, M., Samadi, A., & Firooz, A. (2024). Comparison of the Diagnostic Accuracy of Teledermoscopy, Face-to-Face Examinations and Artificial Intelligence in the Diagnosis of Melanoma. *Indian Journal of Dermatology*, 69(4), 296-300.
- [11] Hnatchuk Y., Hovorushchenko T., Pavlova O. Methodology for the development and application of clinical decisions support information technologies with consideration of civil-legal grounds. *Radioelectronic and Computer Systems*. pp. 33-44
- [12] Bouhissi, H.E., Tagzirt, D., Bouredjioua, F., Pavlova O. Health Recommender System for Smart Cities. *CEUR Workshop Proceedings*, 2023, 3426, pp. 334-343

- [13] Vectra H2 official website. URL: https://beautix.com.ua/equipment/diagnostika_skin/vectra_h2 (Last accessed September 26, 2024).
- [14] Lascos Aesthetic Medicine: Lifeviz Pro Mini. URL: <https://www.lascos.com.ua/apparaty/3d-photo-cameri/lifeviz-pro-mini-1030785657> (Last accessed September 26, 2024).
- [15] Aisia 3D Smart Face Skin Analyzer. URL: <https://medunion.com/product/rFaTtwEYXdWC/China-Aisia-3D-Smart-Face-Skin-Analyzer-for-Salon-Hot-Skin-Scanner-Facial-Analyzer.html> (Last accessed September 26, 2024).
- [16] D. R. Sarvamangala, & R. V. Kulkarni. Convolutional neural networks in medical image understanding: a survey. *Evolutionary Intelligence*, 15(1), 1–22. 2021. <https://doi.org/10.1007/s12065-020-00540-3>
- [17] Q. Zhou, Z. Huang, M. Ding, & X. Zhang. Medical Image Classification Using Light-Weight CNN With Spiking Cortical Model Based Attention Module, in *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, vol. 27, no. 4, pp. 1991-2002, April 2023. <https://doi.org/10.1109/JBHI.2023.3241439>
- [18] H. A. Ahmed, H. M. Hama, S. I. Jalal, & M. H. Ahmed. Deep learning in grapevine leaves varieties classification based on dense convolutional network. *Journal of Image and Graphics*, 11(1), 98–103. 2023. <https://doi.org/10.18178/joig.11.1.98-103>
- [19] M. A. Talukder, M. A. Layek, M. Kazi, M. A. Uddin, & S. Aryal. Empowering COVID-19 detection: Optimizing performance through fine-tuned EfficientNet deep learning architecture. *Computers in Biology and Medicine*, 168, 2023. 107789. <https://doi.org/10.1016/j.combiomed.2023.107789>
- [20] M. S. Al Reshan, K. S. Gill, V. Anand, S. Gupta, H. Alshahrani, A. Sulaiman, & A. Shaikh. Detection of Pneumonia from Chest X-ray Images Utilizing MobileNet Model. *Healthcare*, 11(11), 2023. 1561. <https://doi.org/10.3390/healthcare11111561>
- [21] Skin Disease Classification Dataset. Kaggle. 2023, November 16. URL: <https://www.kaggle.com/datasets/trainingdatapro/skin-defects-acne-redness-and-bags-under-the-eyes> (Last accessed September 26, 2024).
- [22] L. Abdelrahman, M. Al Ghamdi, F. Collado-Mesa, & M. Abdel-Mottaleb. Convolutional neural networks for breast cancer detection in mammography: A survey. *Computers in Biology and Medicine*, 131, 2021. 104248. <https://doi.org/10.1016/j.combiomed.2021.104248>

ДОДАТОК В
(обов'язковий)
ПРЕЗЕНТАЦІЯ

Кваліфікаційна робота магістра
за спеціальністю 123 – Комп'ютерна інженерія

**Метод та система
діагностики стану шкіри
на основі машинного
зору**

Карабаєв Владислав Сергійович

Керівник:
д.ф., доцент
Павлова Ольга Олександрівна

Хмельницький 2025



Мета, об'єкт та предмет дослідження



Мета

розробити метод та систему для проведення діагностики стану шкіри на основі машинного зору



Об'єкт

виявлення захворювань шкіри за допомогою діагностики на основі машинного зору



Предмет

застосування машинного зору для проведення діагностики стану шкіри

Завдання роботи

Розробити метод та алгоритм застосування машинного зору до діагностики стану шкіри.

Поставлена мета досягається розв'язанням таких основних задач:

- 1) провести огляд існуючих рішень та систем для автоматизованої діагностики стану шкіри;
- 2) виконати вибір компонентів та середовища для реалізації задачі;
- 3) розробити метод та алгоритм для проведення діагностики стану шкіри на основі машинного зору.

Наукова новизна та практична цінність



Наукова новизна роботи:

Удосконалено метод та алгоритм застосування комп'ютерного зору для проведення автоматизованої діагностики стану шкіри обличчя



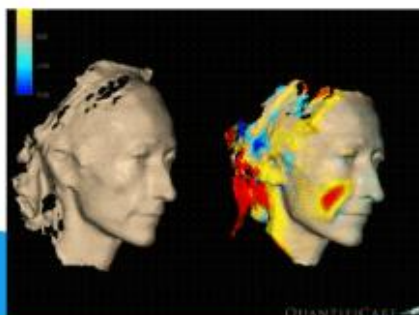
Практична цінність отриманих результатів полягає у розробці системи для діагностики стану шкіри обличчя засобами машинного зору.



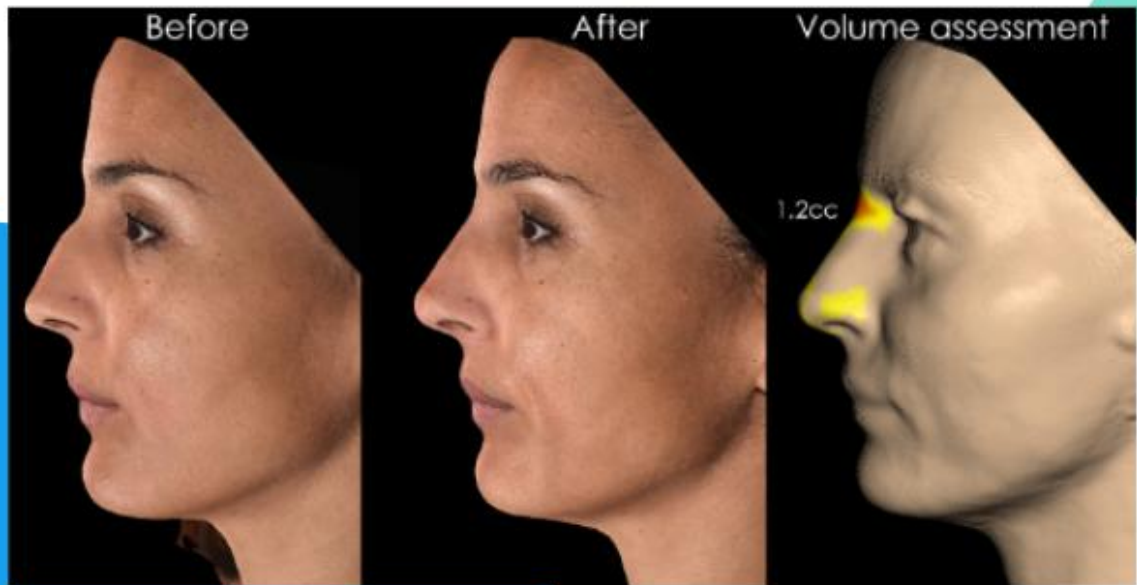
Апробація результатів роботи

Pavlova, O., Alekseiko, V., Karabaiev, V., & Kuzmin, A. (2024). Artificial Intelligence-based method for face skin diagnostic. *Proceedings of the 7th International Conference on Informatics & Data-Driven Medicine (IDDM-2024)*. Birmingham, United Kingdom, November 14-16, 2024. pp. 268-278. - [стаття за матеріалами Міжнародної конференції, яка індексується в Scopus](#)

Розділ 1: Аналіз існуючих рішень



Розділ 1: Аналіз існуючих рішень



Розділ 2: Застосування комп'ютерного зору для проведення діагностики шкіри



Residual
Networks

Dense
Convolutional
Network

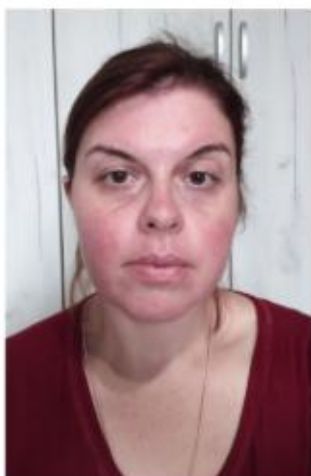
EfficientNet

MobileNet

Розділ 2: Застосування комп'ютерного зору для проведення діагностики шкіри



Acne



Skin redness



Bags under the eyes

Розділ 2: Застосування комп'ютерного зору для проведення діагностики шкіри



Front photo

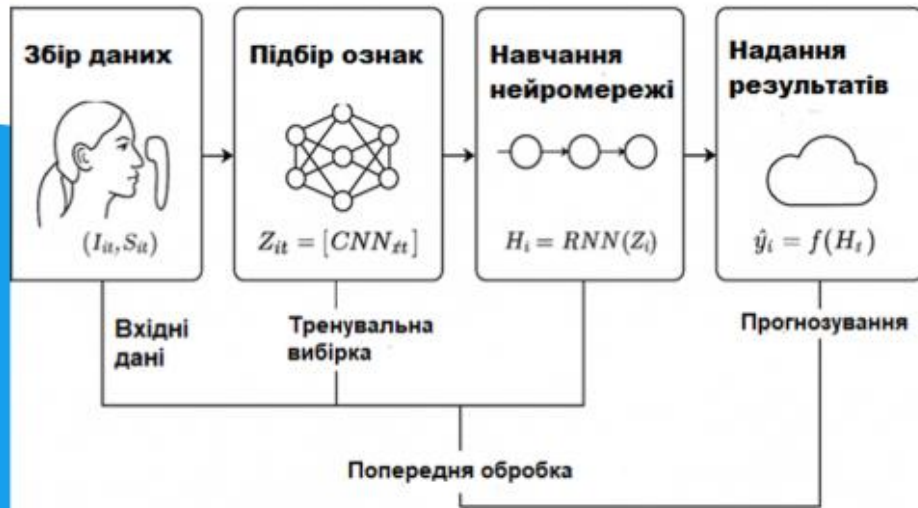


Right side photo

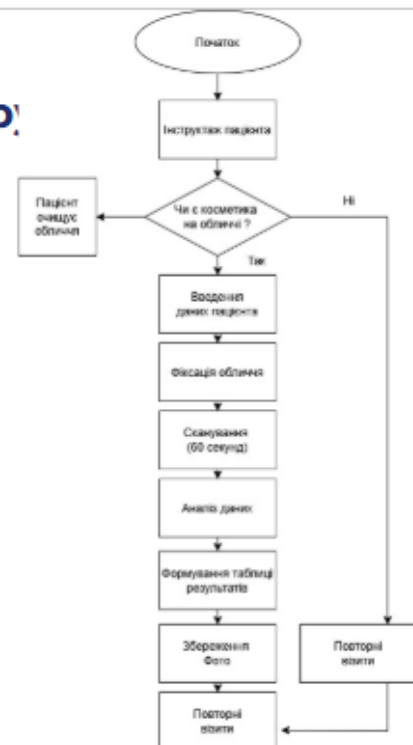
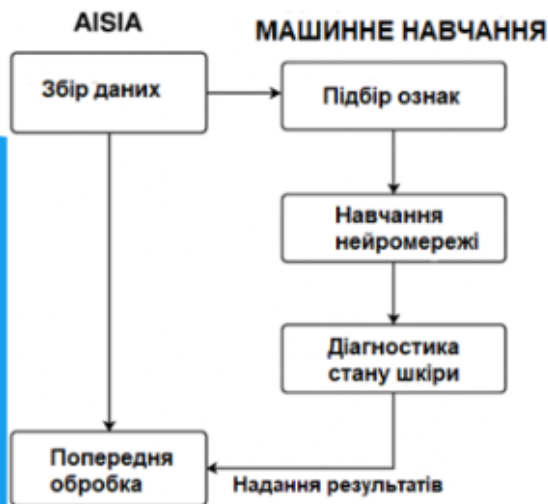


Left side photo

Розділ 3: Метод та алгоритм застосування комп'ютерного зору для діагностики стану шкіри



Розділ 3: Метод та алгоритм застосування комп'ютерного зору для діагностики стану шкіри



Розділ 4: Результати роботи



Для проведення експериментів було використано портативний шкірний аналізатор на базі ШІ AISIA

Розділ 4: Результати роботи

ПІБ

ВІК

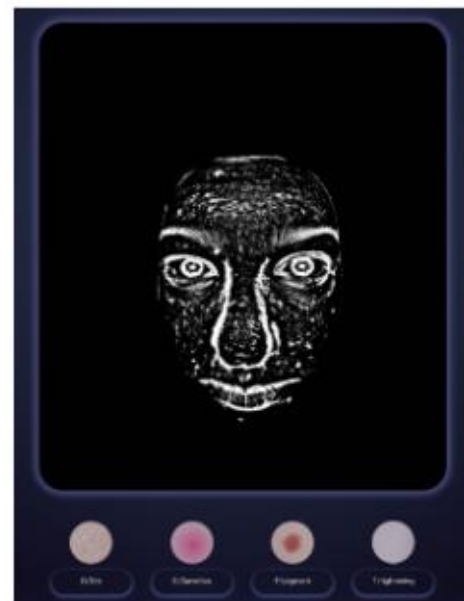
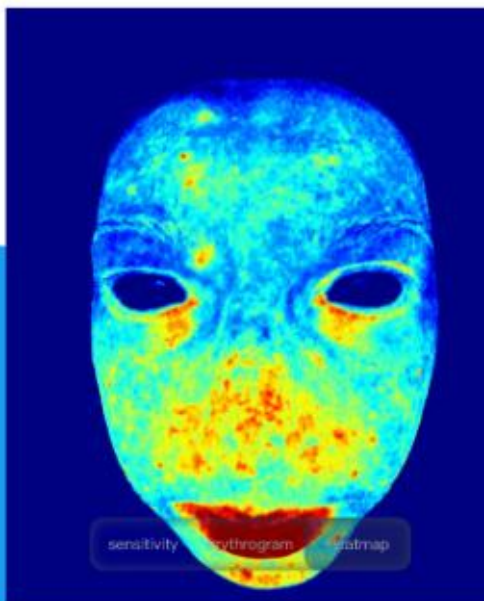
НОМЕР

● Згода на надання персональних даних

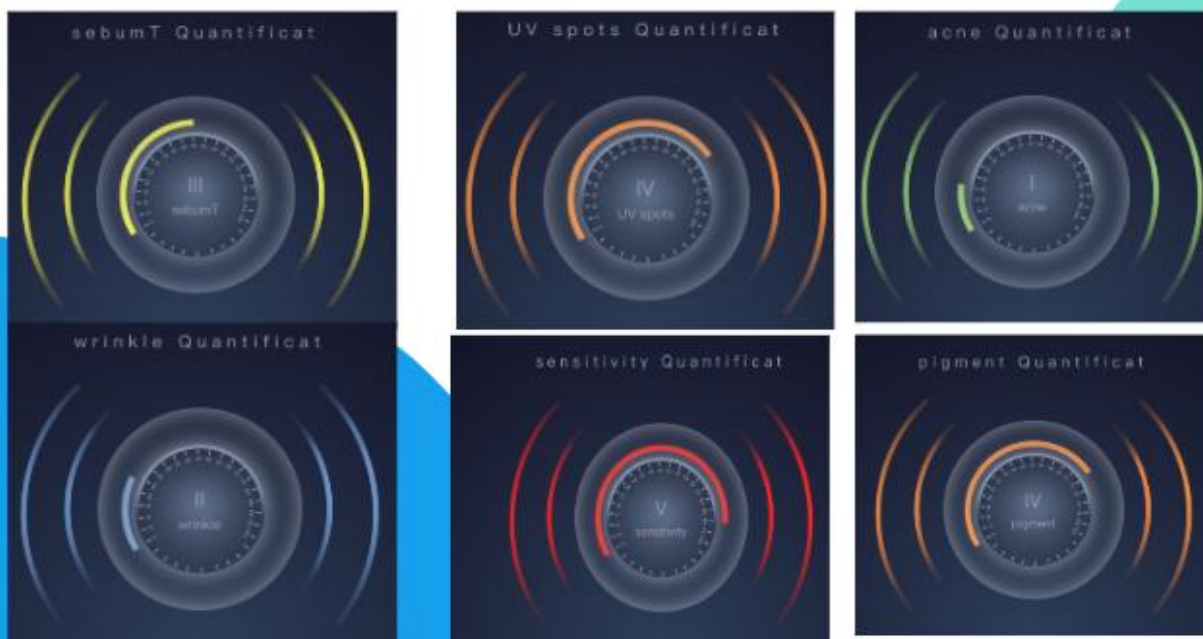
Розділ 4: Результати роботи



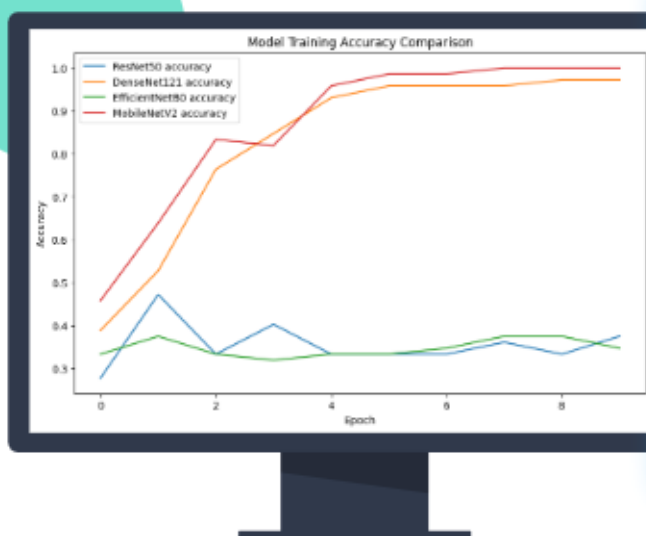
Розділ 4: Результати роботи



Розділ 4: Результати роботи



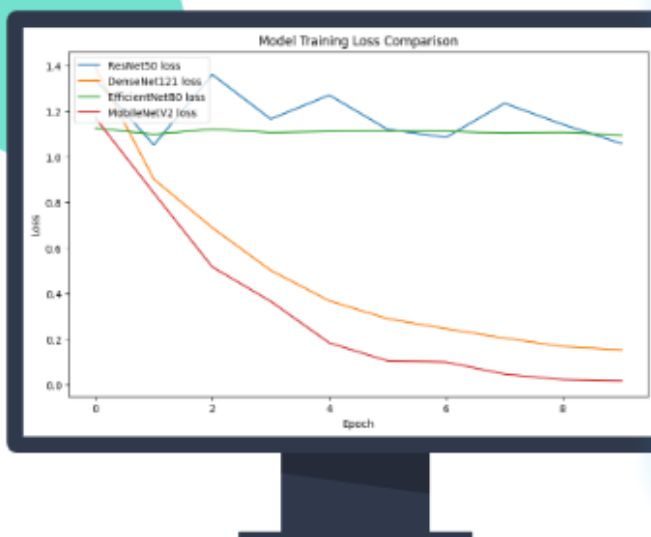
Розділ 4: Результати роботи



Accuracy

Тестування запропонованих моделей показало, що моделі ResNet і EfficientNet демонструють низькі результати на досліджуваному зразку, тоді як DenseNet і MobileNet з високою точністю виконують завдання розпізнавання дефектів шкіри.

Розділ 4: Результати роботи



Loss

Рівень втрат був найнижчим для MobileNet, а DenseNet дещо поступався. Також цей показник для ResNet і EfficientNet виявився занадто високим, тому було зроблено висновок про недоцільність використання цих моделей для завдання класифікації дефектів шкіри.

Висновки

Здоров'я шкіри є важливою складовою загального благополуччя, і раннє виявлення захворювань шкіри має вирішальне значення для ефективного лікування та профілактики. Шкіра обличчя, зокрема, особливо схильна до різних дерматологічних проблем, включаючи акне, гіперпігментацію, сухість і ознаки старіння. Для подальших досліджень планується систематичне визначення та виділення ключових ознак, які є критичними для ефективної класифікації дефектів шкіри за допомогою застосування CNN.

РЕЦЕНЗІЯ НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ

Дипломник: Карабаєв Владислав Сергійович

Тема: Метод та система діагностики стану шкіри на основі машинного зору

Спеціальність: 123 «Комп'ютерна інженерія»

Обсяг дипломної роботи:

Кількість сторінок записки 75

1. Короткий зміст роботи та прийнятих рішень: Метою кваліфікаційної роботи є розробка методу та системи діагностики стану шкіри на основі машинного зору.

Висновок про відповідність роботи дипломному завданню: Робота повністю відповідає поставленому завданню.

3. Характеристика виконання кожного розділу, ступінь використання останніх досягнень науки і техніки і передових методів роботи: У першому розділі проаналізовано існуючі програмно-технічні засоби для діагностики стану шкіри, проведено огляд літературних джерел та виконано порівняльний аналіз існуючих рішень. У другому розділі проведено огляд апаратних та програмних засобів для вирішення поставленого у роботі завдання, запропоновано функційні та нефункційні вимоги до системи. У третьому розділі запропоновано метод та алгоритм діагностики стану шкіри на основі машинного зору. У четвертому розділі спроектовано архітектуру системи діагностики стану шкіри на основі машинного зору.

Наукова новизна отриманих результатів полягає у вдосконаленні існуючих методів та алгоритмів застосування машинного зору для діагностики стану шкіри.

4. Позитивні сторони роботи: отримання одного пункту наукової новизни.

5. Негативні сторони роботи:

6. Оцінка графічного оформлення та пояснювальної записки роботи: Пояснювальна записка оформлена коректно, згідно діючих стандартів оформлення документації.

7. Відгук про роботу в цілому: Робота виконана на достатньому науково-технічному рівні.

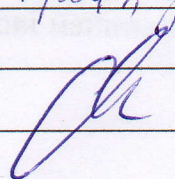
8. Інші зауваження: _____

9. Оцінка дипломної роботи: добре.

Рецензент (прізвище, ім'я, по батькові, посада, місце роботи) _____

Тюрин Олександр Володимирович, р.т.и. проф., зав. кафедр.
комп'ютерних наук ХНУ

“21” 05 2025 р.

 (підпис)

Завідувачу кафедри КПС
доктору філософії, доценту
Ользі ПАВЛОВІЙ

Карабаєва Владислава Сергійовича

ШБ здобувача вищої освіти

ФІТ, 2 курсу, групи КІ2М-23-3

ЗАЯВА

З правилами чинного Положення «Про систему забезпечення академічної доброчесності у Хмельницькому національному університеті» від 01.07.2022, згідно з яким виявлення плагіату є підставою для відмови в допуску кваліфікаційної роботи до захисту та застосування заходів дисциплінарної та академічної відповідальності, ознайомлений (а). Про використання програмно-технічних засобів для перевірки кваліфікаційних робіт здобувачів вищої освіти на плагіат оповіщений(а) та надаю свою згоду на обробку та збереження університетом моєї роботи в інституційному репозитарії університету.

Також надаю університету право на передачу моєї роботи для обробки та збереження в базах даних програмно-технічних засобів (StrikePlagiarism та Anti-Plagiarism) та використання роботи для виявлення плагіату в інших роботах, які перевіряються програмно-технічними засобами та користувачами, що мають доступ до цих програмно-технічних засобів, виключно в обмежених цілях для виявлення плагіату в текстах робіт.

Робота для перевірки університетом надається в друкованому та електронному варіанті. Електронна версія моєї роботи збігається (ідентична) з друкованою.

22 квітня 2025 року



РІШЕННЯ ЕКСПЕРТНОЇ КОМІСІЇ
КАФЕДРИ КОМП'ЮТЕРНОЇ ІНЖЕНЕРІЇ ТА ІНФОРМАЦІЙНИХ СИСТЕМ
ПРО ДОПУСК КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ РОБОТИ ДО ЗАХИСТУ

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

Назва: Метод та система діагностики стану шкіри на основі машинного зору

Автор: Карабаєв Владислав Сергійович

Спеціальність: 123 – Комп'ютерна інженерія

Освітня програма: освітньо-наукова

Науковий керівник: Павлова Ольга Олександрівна, д.ф., доцент

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) усі запозичення фрагментарні, або мають належним чином оформленні посилання;
- 2) окремі виявлені збіги є загальноживаними фразами або виразами, про що свідчить посилання системи на збіг з джерелами на один фрагмент речення;
- 3) всі зафіксовані системою ознаки модифікації тексту відносяться до комбінування латинських символів зі україномовними скороченнями індексів в формулах, що не є модифікацією тексту.

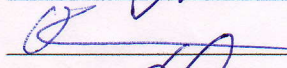
Сумарний обсяг всіх запозичень, визначений системою виявлення збігів/ідентичності/схожості StrikePlagiarism, складає 10.1% і адресується до 78 першоджерел; та системою Anti-Plagiarism складає 6%, що, з урахуванням наведених обґрунтувань, відповідає характеру наукового дослідження і свідчить на користь кваліфікаційної роботи.

Керівник роботи



Ольга ПАВЛОВА

Гарант ОП



Олег САВЕНКО

Завідувач кафедри КІС



Ольга ПАВЛОВА

Протокол аналізу звіту подібності експертом

Заявляю, що я ознайомився (-лась) з Повним звітом подібності, який був згенерований Системою виявлення і запобігання плагіату щодо роботи:

Автор: Владислав КАРАБАСЬ

Співавтор:

Назва: Карабаєв_Метод та система діагностики стану шкіри на основі машинного зору

Експерт:

Підрозділ: Кафедра комп'ютерної інженерії та інформаційних систем

Коефіцієнт подібності 1:10.1%

Коефіцієнт подібності 2:4.4%

Мікропробіли: 4

Заміна букв: 1

Інтервали: 0

Білі знаки: 1

Дата створення звіту: 2025-05-21 11:00:01.0

Після аналізу Звіту подібності констатую наступне:

Запозичення, виявлені в роботі є законними і не є плагіатом. Рівень подібності не перевищує допустимої межі. Таким чином робота незалежна і приймається.

Запозичення не є плагіатом, але перевищено граничне значення рівня подібностей. Таким чином робота повертається на доопрацювання.

Виявлено запозичення і плагіат або навмисні текстові спотворення (маніпуляції), як передбачувані спроби укриття плагіату, які роблять роботу невідповідною вимогам законодавства (Ст. 32. ЗУ Про вищу освіту, пункт 3.1, Ст. 42. ЗУ Про освіту) та вимог НАЗЯВО (Критерій 5), а також кодексу етики і процедур. Таким чином робота не приймається.

Обґрунтування:

2025-05-21

Дата

Доцент Андрій Нічепорук

експерт

Anti-Plagiarism v-15.274 Educational

The maximum coincidence with one document 6.0%

Dictionaries check: en_US, ru_RU, ua_UA. Errors in the documents: 11%

ID: 241567 Title: МКР Метод та система діагностики стану шкіри на основі машинного зору Added in a DB: 2025-05-21 Authors: Владислав КАРАБАЄВ Heads: Ольга ПАВЛОВА Consultants: Opponents:	Document		Sum coincidence on the DB	
	Symbols	Lexemes	Symbols	Lexemes
	95243	801	7566 (8%)	70 (9%)

Plagiarism sources

ID	Description	Plagiarism presence in the document	
		Symbols	Lexemes