

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 «Мобільно-орієнтована кіберфізична система розпізнавання квіткових видів рослин на основі методів штучного інтелекту»

КвРКІП. 2301166.23.01.31 ПЗ

Виконав: студент 2 курсу, група КІ2м-23-1



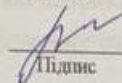
Підпис

Ян СТАВИЦЬКИЙ

Ім'я, прізвище

Керівник професор

Науковий ступінь, вчене звання



Підпис

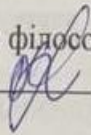
Єлизавета ГНАТЧУК

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**

Яну СТАВИЦЬКОМУ

Прізвище, ім'я, по батькові студента

1. Тема проекту (роботи) Мобільно-орієнтована кіберфізична система розпізнавання квіткових видів рослин на основі методів штучного інтелекту

Керівник проекту (роботи) Єлизавета ГНАТЧУК, д.т.н., професор

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) \_\_\_\_\_

Теоретичні основи мобільно-орієнтованих кіберфізичних систем та методів розпізнавання образів


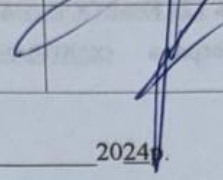
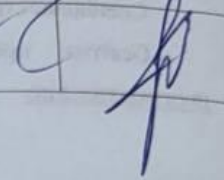
Модель роботи кіберфізичної системи та процес машинного навчання штучного інтелекту

Методологія та проектування кіберфізичної системи розпізнавання квіткових видів рослин.

Розроблення, тестування, мобільно-орієнтованої кіберфізичної системи розпізнавання квіткових видів рослин

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

6. Консультанти розділів кваліфікаційної роботи магістра

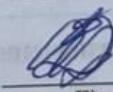
Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв
Нормоконтроль	Сергій ЛИСЕНКО, професор кафедри КПС		
Антиплагіат	Андрій НІЧЕПОРУК, доцент кафедри КПС		

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

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

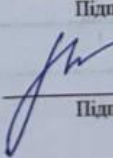
№з/п	Назва етапів (розділів) кваліфікаційної роботи магістра	Термін виконання етапів проекту (роботи)	Примітки
1	Вибір напрямку дослідження та узгодження тематики КвРМ з керівником	01.09.2024	виконано
2	Ознайомлення з предметною областю; формулювання мети та задач дослідження; визначення об'єкта та предмета 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

Ян СТАВИЦЬКИЙ  
Ім'я, прізвище

Керівник роботи

  
Підпис

Слизова ГНАТЧУК  
Ім'я, прізвище

## РЕФЕРАТ

Тема Мобільно-орієнтована кіберфізична система розпізнавання квіткових видів рослин на основі методів штучного інтелекту

Автор роботи: Ставицький Ян Олександрович

Керівник роботи: Єлизавета Гнатчук

Пояснювальна записка: 73 с., 9 рис., 1 табл., 3 дод., 80 джерел.

МЕТОД РОЗПІЗНАВАННЯ КВІТКОВИХ РОСЛИН, ШТУЧНИЙ ІНТЕЛЕКТ, КІБЕРФІЗИЧНА СИСТЕМА, ІДЕНТИФІКАЦІЯ РОСЛИН, ОПТИМІЗАЦІЯ ПРОДУКТИВНОСТІ,

Об'єктом дослідження є кіберфізична система розпізнавання квітів.

Предметом дослідження є методи та розпізнавання квітів за допомогою штучного інтелекту.

Метою кваліфікаційної роботи магістра є розробка методології та інформаційної технології мобільно-орієнтованої кіберфізичної системи для розпізнавання квіткових видів рослин з використанням методів глибокого навчання.

Наукова новизна отриманих результатів:

- набув подальшого розвитку метод розпізнавання зображень квіткових видів із використанням згорткових нейронних мереж, що адаптований до мобільного середовища;

- набула подальшого розвитку інформаційна технологія побудови мобільно-орієнтованих кіберфізичних систем для задач біологічної ідентифікації об'єктів.

Практична значимість отриманих результатів полягає у можливості використання розробленого рішення для ідентифікації рослин у реальному часі на мобільних пристроях, що сприяє підвищенню ефективності ботанічних досліджень, екологічного моніторингу, аграрного консультування та освітніх ініціатив. Результати можуть бути використані як основа для створення

прикладних програм, мобільних додатків або доповнених систем штучного інтелекту в біоорієнтованих кіберфізичних середовищах.

## ЗМІСТ

<b>СКОРОЧЕННЯ ТА УМОВНІ ПОЗНАКИ .....</b>	<b>5</b>
<b>ВСТУП.....</b>	<b>6</b>
<b>1 ТЕОРЕТИЧНІ ОСНОВИ МОБІЛЬНО-ОРІЄНТОВАНИХ КІБЕРФІЗИЧНИХ СИСТЕМ ТА МЕТОДІВ РОЗПІЗНАВАННЯ ОБРАЗІВ....</b>	<b>8</b>
1.1 Поняття та особливості кіберфізичних систем.....	8
1.2 Порівняльний аналіз переваг та недоліків існуючих рішень.....	13
1.3 Архітектура мобільно-орієнтованих кіберфізичних систем.....	21
1.4 Постановка задачі.....	20
1.5 Висновки.....	22
<b>2 МОДЕЛЬ РОБОТИ КІБЕРФІЗИЧНОЇ СИСТЕМИ ТА ПРОЦЕС МАШИННОГО НАВЧАННЯ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ .....</b>	<b>24</b>
2.1 Методи розпізнавання образів у задачах штучного інтелекту .....	24
2.2 Огляд підходів до розпізнавання видів рослин.....	28
2.3 Аналіз існуючих рішень та систем мобільного розпізнавання рослин.....	36
2.4 Підготовка та обробка даних для навчання моделей ШІ .....	41
2.5 Інтеграція моделі у мобільну кіберфізичну систему .....	43
2.6 Перевірка та оцінка моделі .....	45
2.7 Висновки.....	47
<b>3 МЕТОДОЛОГІЯ ТА ПРОЄКТУВАННЯ КІБЕРФІЗИЧНОЇ СИСТЕМИ РОЗПІЗНАВАННЯ КВІТКОВИХ ВИДІВ РОСЛИН.....</b>	<b>49</b>
3.1 Проєктування системи розпізнавання у мобільному середовищі .....	49
3.2 Оптимізація продуктивності та енергоспоживання мобільного додатку ...	53
3.3 Валідація результатів розпізнавання і оцінка якості роботи системи .....	55
3.4 Модернізація та перспективи розвитку системи.....	57

3.5 Висновки.....	59
<b>4 ІНТЕГРАЦІЯ, ОЦІНЮВАННЯ ТА ТЕСТУВАННЯ КІБЕРФІЗИЧНОЇ СИСТЕМИ РОЗПІЗНАВАННЯ КВІТКОВИХ ВИДІВ РОСЛИН .....</b>	<b>60</b>
4.1 Реалізація прототипу мобільно орієнтованої системи розпізнавання квіткових видів .....	60
4.2 Постановка задачі та визначення вимог до системи .....	65
4.3 Вибір програмного забезпечення та технологій для реалізації .....	69
4.4 Розробка інтерфейсу користувача мобільного застосунку.....	75
4.5 Висновки .....	78
<b>ВИСНОВКИ .....</b>	<b>79</b>
<b>ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАНЬ .....</b>	<b>81</b>
<b>ДОДАТОК А Копія Публікації.....</b>	<b>82</b>
<b>ДОДАТОК Б Лістинг коду.....</b>	<b>92</b>
<b>ДОДАТОК В Презентація .....</b>	<b>92</b>

## СКОРОЧЕННЯ ТА УМОВНІ ПОЗНАКИ

НМ - нейронна мережа

КЗ - комп'ютерний зір

ПЗ - програмне забезпечення

ОС - операційна система

НМ - нейронна мережа

## ВСТУП

Мобільно-орієнтовані кіберфізичні системи активно впроваджуються у різноманітні галузі людської діяльності, забезпечуючи інтеграцію фізичного і цифрового світів через мережеві технології, обчислювальні ресурси і фізичні пристрої. У сучасних умовах розвитку інформаційних технологій актуальним стає створення інтелектуальних систем, здатних до автономного функціонування, збору даних, їх обробки і прийняття рішень на основі методів штучного інтелекту. Особливий інтерес викликає застосування таких систем для автоматичного розпізнавання різних об'єктів навколишнього середовища, зокрема, біологічних видів рослин. Ефективне розпізнавання квіткових видів рослин має велике практичне значення для ботаніки, екології, сільського господарства і освіти, а також для популяризації знань про біорізноманіття серед широкого кола користувачів. Застосування мобільних пристроїв як інструментів доступу до таких технологій відкриває нові можливості для розвитку персоналізованих сервісів, навчальних платформ та автоматизованих систем моніторингу середовища. У контексті розвитку машинного навчання і комп'ютерного зору з'явилися потужні методи, що дозволяють з високою точністю розпізнавати різноманітні категорії об'єктів за цифровими зображеннями, включаючи глибокі нейронні мережі та методи обробки природних зображень. На сьогоднішній день розробка мобільно-орієнтованої кіберфізичної системи розпізнавання квіткових видів рослин із використанням методів штучного інтелекту є важливим напрямом досліджень, що об'єднує знання з галузі інформаційних технологій, біології та мобільної інженерії.

Мета даної магістерської роботи полягає у розробці і впровадженні системи, яка дозволяє здійснювати розпізнавання квіткових рослин за допомогою мобільних пристроїв, забезпечуючи швидку обробку даних і високу точність результатів.

Об'єктом дослідження є мобільно-орієнтовані кіберфізичні системи для розпізнавання біологічних об'єктів, а предметом дослідження виступають методи побудови і реалізації системи розпізнавання квіткових видів рослин на основі сучасних підходів штучного інтелекту.

Завдання роботи полягають у вивченні теоретичних основ кіберфізичних систем, аналізі існуючих методів розпізнавання образів, підготовці навчальних даних, побудові та навчанні моделі розпізнавання, розробці мобільного додатку і впровадженні системи комунікації між фізичними пристроями і цифровими сервісами. Для досягнення мети використовуються методи комп'ютерного зору, глибокого навчання, обробки цифрових зображень, мобільної розробки та хмарних обчислень.

Наукова новизна роботи полягає у розробці інтегрованої мобільно-орієнтованої кіберфізичної системи, що забезпечує розпізнавання рослин в реальному часі із високою точністю за допомогою мобільного пристрою.

Практичне значення роботи полягає у можливості впровадження отриманого рішення в освітні процеси, екологічний моніторинг, аграрні технології та інші сфери, де потрібна ідентифікація видів рослин у практичних умовах.

# 1 ТЕОРЕТИЧНІ ОСНОВИ МОБІЛЬНО-ОРІЄНТОВАНИХ КІБЕРФІЗИЧНИХ СИСТЕМ ТА МЕТОДІВ РОЗПІЗНАВАННЯ ОБРАЗІВ

## 1.1 Поняття та особливості кіберфізичних систем

Кіберфізичні системи є складними інтегрованими рішеннями, що об'єднують фізичні процеси, обчислювальні ресурси та мережеві сервіси для забезпечення інтерактивної взаємодії між сільському господарстві [3], фізичним середовищем та цифровим простором. Основна ідея кіберфізичних систем полягає у створенні механізмів, які здатні не лише контролювати фізичні об'єкти, а й автономно адаптувати свою поведінку відповідно до змін у навколишньому середовищі завдяки обробці даних в реальному часі. Взаємодія в кіберфізичних системах здійснюється через сенсори, приводи, програмні модулі і мережеві протоколи, що забезпечують неперервний обмін інформацією між фізичним і кібернетичним рівнями.

Розвиток технологій Інтернету речей, штучного інтелекту, машинного навчання, хмарних обчислень та мобільних комунікацій [12], створює передумови для широкого впровадження кіберфізичних систем у різних галузях, включаючи промисловість, енергетику, транспорт, охорону здоров'я, агропромисловий комплекс і побут. Особливістю кіберфізичних систем є їх здатність самостійно приймати рішення на основі аналізу великого обсягу даних, що надходять від фізичних пристроїв, забезпечуючи оптимізацію процесів і підвищення ефективності використання ресурсів. У порівнянні з традиційними інформаційними системами кіберфізичні системи мають вищий рівень інтеграції, оскільки вони поєднують як обчислювальні потужності для обробки даних, так і фізичні механізми для виконання дій у реальному світі. Важливим аспектом кіберфізичних систем є їх надійність і безпека, оскільки збій у роботі може призвести до негативних наслідків не лише у цифровій, а й у фізичній реальності.

Проектування кіберфізичних систем передбачає врахування таких характеристик як реальний час обробки інформації, можливість масштабування, стійкість до відмов, енергоефективність, здатність до автономного функціонування

та взаємодії з іншими системами через стандартизовані протоколи. У контексті мобільних пристроїв кіберфізичні системи набувають особливого значення, оскільки вони забезпечують можливість використання смартфонів, планшетів та інших гаджетів як платформ для збору, обробки і передавання даних у реальному часі з інтеграцією в хмарні сервіси і локальні мережі. Розвиток мобільних кіберфізичних систем відкриває нові можливості для створення адаптивних інтелектуальних рішень, які можуть бути використані у завданнях моніторингу, діагностики, контролю об'єктів, розпізнавання образів та автоматичного керування процесами в різноманітних сферах діяльності людини.

Системи цього типу мають особливості побудови архітектури, що поєднує мобільні обчислювальні платформи, сенсорні мережі, мережеву інфраструктуру та алгоритми аналізу даних, що працюють як на локальних пристроях, так і у віддалених обчислювальних середовищах.

Важливо розуміти, що фундамент кіберфізичних систем закладається через тісний зв'язок між програмним забезпеченням і апаратними засобами, що взаємодіють у постійному циклі збору, аналізу та реагування на дані з навколишнього середовища. Програмні компоненти кіберфізичних систем забезпечують логіку прийняття рішень, алгоритмічну обробку даних і моделювання поведінки фізичних об'єктів у різних умовах експлуатації. Фізичні компоненти, представлені сенсорами, приводами, контролерами та іншими пристроями, є джерелом первинної інформації, яка фіксує стани об'єктів, процесів і середовища. Безперервна інтеграція обчислювальних і фізичних рівнів дозволяє кіберфізичним системам працювати у динамічному середовищі, оперативно реагувати на зміни, оптимізувати процеси управління і забезпечувати високу ступінь автономності. Архітектура кіберфізичних систем часто базується на багаторівневій моделі, де кожен рівень відповідає за певний аспект функціонування, наприклад, сенсорний рівень відповідає за збір даних, обчислювальний рівень здійснює обробку та аналіз даних, комунікаційний рівень забезпечує передачу інформації між елементами системи, а виконавчий рівень реалізує фізичні дії відповідно до прийнятих рішень. Тісна інтеграція фізичних

процесів з цифровими обчисленнями дозволяє підвищити продуктивність, зменшити витрати ресурсів, підвищити безпеку і надійність систем. Кіберфізичні системи використовують різноманітні типи сенсорів для отримання даних про навколишнє середовище, серед яких можна виділити оптичні сенсори, акустичні сенсори, сенсори температури, вологості, руху, положення, тиску, хімічного складу середовища та інші. Кожен тип сенсорів забезпечує специфічну інформацію, що в сукупності дозволяє створити цілісну картину про стан об'єкта або процесу.

Інформація, що надходить із сенсорів, проходить через процес первинної обробки, що включає фільтрацію шумів, нормалізацію даних, виявлення аномалій та інші методи попередньої обробки для підвищення якості подальшого аналізу. Оброблені дані надходять у обчислювальні модулі, які можуть базуватися на локальних обчислювальних пристроях, мобільних пристроях або хмарних сервісах, де із застосуванням методів машинного навчання, штучного інтелекту та математичного моделювання відбувається аналіз ситуації і прийняття оптимальних рішень.

Комунікаційна інфраструктура кіберфізичних систем може включати бездротові мережі Wi-Fi, Bluetooth, ZigBee, мобільні мережі 4G або 5G, а також локальні дротові мережі, що забезпечують надійну і швидку передачу даних між компонентами системи. Надійність роботи кіберфізичних систем багато в чому залежить від забезпечення кібербезпеки, оскільки несанкціонований доступ до системи може спричинити порушення її роботи або призвести до небажаних фізичних наслідків. Для захисту даних і управління доступом у кіберфізичних системах використовуються методи криптографії, автентифікації, контролю доступу, моніторингу подій і аналізу аномалій. Створення ефективних кіберфізичних систем вимагає врахування багатьох аспектів, серед яких виділяють енергоспоживання пристроїв, обмеження на обчислювальні ресурси, затримки при передачі даних, стійкість до відмов окремих компонентів і можливість масштабування системи для роботи у різних умовах експлуатації. В умовах постійного розвитку технологій кіберфізичні системи продовжують удосконалюватися, отримуючи нові можливості завдяки розвитку сенсорних

технологій, мобільних платформ, обчислювальних архітектур, мережевої інфраструктури та алгоритмів штучного інтелекту. Це дає змогу використовувати їх у дедалі більшій кількості сфер, зокрема у сфері автоматизації промисловості, інтелектуального транспорту, розумного сільського господарства, охорони здоров'я, енергетики, містобудування і навіть побутових застосунках, де потрібна висока автономність і адаптивність систем.

Однією з ключових характеристик кіберфізичних систем є їхня здатність забезпечувати самонавчання і самооптимізацію завдяки використанню алгоритмів машинного навчання і адаптивного управління процесами на основі аналізу історичних та актуальних даних що надходять у реальному часі. Самонавчальні механізми дозволяють системам не тільки реагувати на вже відомі сценарії змін середовища а й виявляти нові закономірності оптимізуючи власну поведінку і підвищуючи ефективність функціонування без втручання людини. У процесі побудови кіберфізичних систем важливу роль відіграє проектування правильних моделей взаємодії між фізичними компонентами і цифровими об'єктами які дозволяють не лише відображати поточний стан системи а й прогнозувати її майбутню поведінку на основі змінних факторів впливу. Моделі повинні бути достатньо точними щоб коректно відображати фізичні явища проте водночас оптимізованими для забезпечення швидкої обробки даних і мінімізації витрат обчислювальних ресурсів що особливо актуально у мобільних і ресурсно-обмежених середовищах. Оскільки кіберфізичні системи діють у реальному фізичному світі вони повинні враховувати численні параметри та обмеження такі як часові затримки похибки вимірювань обмеження енергоспоживання механічну зносостійкість елементів і мінливість середовища що безпосередньо впливає на результативність їх роботи. У мобільних кіберфізичних системах на перший план виходять питання забезпечення стабільної роботи при обмеженій доступності обчислювальних потужностей енергоресурсів і комунікаційних каналів оскільки мобільні пристрої зазвичай мають менше ресурсів порівняно зі стаціонарними системами. Велика увага приділяється побудові енергоефективних алгоритмів обробки даних мінімізації обміну даними через мережу і локальній обробці

інформації на пристрої що дозволяє знизити навантаження на комунікаційні канали і продовжити автономну роботу пристроїв. Одним з ефективних підходів до розвитку кіберфізичних систем є використання гібридних архітектур які поєднують обробку даних на краю мережі так зване edge computing і централізовану обробку у хмарних середовищах що дає змогу балансувати між вимогами до швидкості обробки і потребою у використанні великомасштабних обчислювальних ресурсів. Роль штучного інтелекту у кіберфізичних системах постійно зростає оскільки саме за допомогою інтелектуальних алгоритмів стає можливою глибока аналітика даних прогнозування змін в середовищі виявлення складних патернів поведінки і прийняття оптимальних рішень без необхідності програмування кожного окремого сценарію. Використання глибокого навчання методів обробки природних зображень і природної мови дозволяє кіберфізичним системам значно розширити свої функціональні можливості і забезпечити нові рівні адаптивності автономності і інтерактивності. Важливо зазначити що створення ефективних кіберфізичних систем вимагає мультидисциплінарного підходу який об'єднує знання з галузей комп'ютерної інженерії системотехніки автоматизації обчислювальної математики теорії управління фізики і навіть когнітивних наук що дозволяє проектувати системи які не лише діють за чітко визначеними правилами а й можуть моделювати поведінку подібно до природних систем. Зростання кількості розумних пристроїв у побуті і на виробництві свідчить про те що кіберфізичні системи стають фундаментом цифрової трансформації сучасного суспільства створюючи нову реальність у якій взаємодія фізичного і цифрового відбувається безперервно на всіх рівнях людської діяльності.

Кіберфізичні системи знаходять широке застосування у найрізноманітніших сферах починаючи від високотехнологічного виробництва і завершуючи побутовими рішеннями для розумних будинків і особистих пристроїв. У виробничих процесах такі системи дозволяють автоматизувати виробничі лінії здійснювати контроль якості продукції в реальному часі управляти роботизованими пристроями та забезпечувати гнучку адаптацію до змін у виробничому середовищі що сприяє зростанню продуктивності і зниженню витрат.

## 1.2 Порівняльний аналіз переваг та недоліків існуючих рішень

Аналіз предметної області показує зростаючий інтерес до автоматизованого розпізнавання квіткових видів рослин, що обумовлено розвитком технологій штучного інтелекту та необхідністю точної ідентифікації рослин у різних сферах діяльності. Методи класифікації передбачають використання ботанічних довідників або консультації з фахівцями, що може бути неефективним у динамічних умовах, таких як польові дослідження або екологічний моніторинг.

Однією з ключових проблем є висока варіативність зображень рослин залежно від умов освітлення [5], кута зйомки та стадії розвитку. Складнощі викликає у схожість між видами, що ускладнює точну ідентифікацію за методами обробки зображень машинного навчання. Крім того, використання вручну для аналізу або простих алгоритмічних підходів може не забезпечувати або конфліктувати в необхідності точності визначення класифікації. Застосування глибинного навчання та комп'ютерного зору відкриває нові можливості [2], для автоматизованого розпізнавання рослин за допомогою мобільних пристроїв або спеціалізованих систем. Однак ефективність таких підходів залежить від якості навчальних даних, оптимізації моделей для роботи в реальному часі та можливості адаптації алгоритмів до різноманітних умов знімання. Основним завданням дослідження є розробка методу класифікації квіткових видів [26], рослин на основі штучного інтелекту та створення кіберфізичної системи, що дозволяє здійснювати розпізнавання в мобільному середовищі.

Важливими аспектами є підвищення точності класифікації, оптимізація швидкодії алгоритмів та розробка інтуїтивно зрозумілий інтерфейс для користувачів, що сприятиме широкому застосуванню технології в практичному та освітніх цілях.

Сучасні методи розпізнавання квіткових видів рослин базуються на різних підходах, що охоплюють як класичний візуальний аналіз, так і сучасні моделі штучного інтелекту. Класичний підхід передбачає ручний візуальний аналіз, під

час якого спеціаліст або користувач ідентифікує вид за морфологічними ознаками на основі наявних ботанічних джерел. Цей метод забезпечує високу точність за умови використання достовірних джерел та чітко визначених параметрів, однак має низку недоліків, зокрема значні витрати часу, залежність від людського фактора та обмежену гнучкість щодо автоматизації процесу.

З розвитком технологій машинного навчання з'явилися автоматизовані методи розпізнавання, що використовують глибокі нейронні мережі для аналізу зображень [1]. Основними перевагами таких підходів є здатність до самонавчання, висока швидкість обробки великих обсягів даних та адаптивність до змінних умов освітлення й фону [2].

Водночас, недоліками залишаються необхідність у великих навчальних вибірках [5], висока обчислювальна складність та можливість помилкової класифікації у разі наявності подібних квіткових видів.

Для наочного порівняння переваг і недоліків основних методів розпізнавання квіткових видів представлено таблицю 1.1.

Представлена таблиця яка показує основні переваги та недоліки класичний візуального аналізу та автоматизованого методу розпізнавання квіткових видів рослин на основі штучного інтелекту.

Класичний підхід характеризується високою точністю, якщо аналіз проводиться експертом [14] або з використанням достовірних джерел. Однак такий метод має перешкоду швидкості обробки даних, оскільки потребує значних витрат часу на вивчення особливостей та порівняння з довідковим матеріалом. Крім того, він є менш гнучким і залежним від суб'єктивного людського фактора, що можливо призводить до помилки класифікації.

Таблиця 1.1 – Порівняння переваг і недоліків основних методів розпізнавання

Критерії	Класичний візуальний аналіз	Автоматизоване розпізнавання (ШІ)
Точність	Висока за умови експертної оцінки	Висока, залежить від навчальних даних
Швидкість обробки	Низька	Висока
Гнучкість	Обмежена	Висока, адаптується до умов
Вимоги до ресурсів	Мінімальні	Високі (потребує обчислювальної потужності)
Залежність від людини	Висока	Мінімальна
Ймовірність помилок	Висока за відсутності експертних знань	Можлива в разі недостатньо якісного навчання

Автоматизований метод, те що базуються на глибокому нейронному мережі на рисунку 1.1, а також забезпечує швидшу обробку[6] великих даних та здатність до багат шарових класів для машиного навчання. На вхідний шар надходить інформація. Вузли (нейрони) цього шару обробляють вхідні сигнали, аналізують їх або класифікують. Потім дані передаються результатом вихідного шару.

Кількість входів визначає кількість класів, які використовує нейронна мережа для прогнозування.

Для кожного вхідного вектора потрібен один вхідний нейрон. Для результату графіків даних і кількість відповідних функцій у вашому наборі даних.

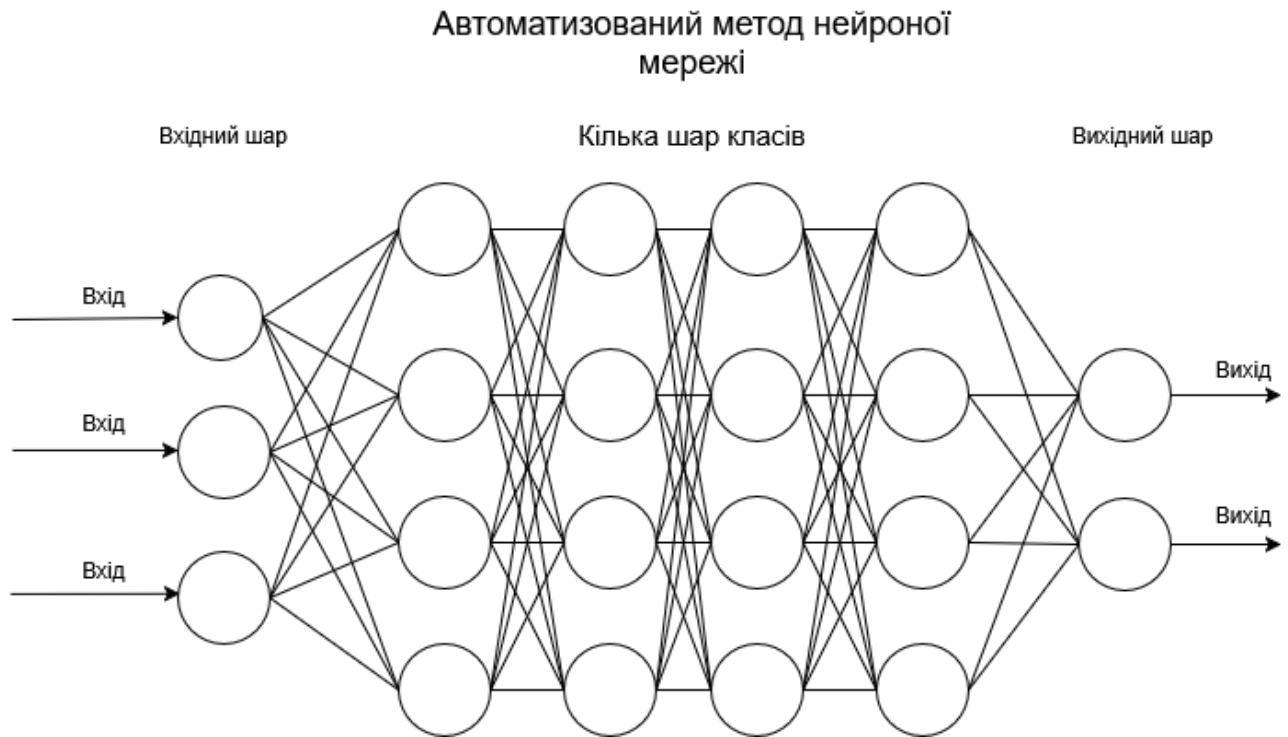


Рисунок 1.1 – Автоматизований метод нейроної мережі [71]

Вони мінімізує людське втручання та втрату часу, що робить процес класифікації більш продуктивним. Однак, їхня точність значною мірою залежить від якості навчальних вибірок, а також потребує значних обчислювальних ресурсів для тренування та виконання моделей. Таким чином, вибір методу розпізнавання залежить від наявності умов застосування[9]. Якщо необхідна висока точність без значних ресурсів, класичний аналіз може бути прийнятним варіантом.

Водночас, для обробки великих лімітів даних та автоматизації процесу значно ефективнішим буде використання штучного інтелекту, особливо за наявності якісної навчальної вибірки та обчислювальних засобів.

## 1.2 Архітектура мобільно-орієнтованих кіберфізичних систем

Архітектура мобільно-орієнтованих кіберфізичних систем будується на концепції інтеграції мобільних пристроїв у загальну екосистему збору, обробки, аналізу та передачі даних між фізичним і цифровим середовищами. У таких системах мобільні пристрої виступають як активні вузли, що не лише отримують

дані з сенсорів, а й виконують обчислення, локальну обробку інформації, прийняття рішень та ініціювання фізичних дій через виконавчі механізми. Розробка архітектури таких систем вимагає врахування обмежених обчислювальних ресурсів мобільних платформ, обмежень по енергоспоживанню та забезпечення стійкої комунікації навіть у динамічних умовах середовища.

Стандартна архітектура мобільно-орієнтованої кіберфізичної системи включає кілька основних рівнів [6]. Перший рівень – це сенсорний рівень, який відповідає за збір первинної інформації із фізичного середовища. До нього належать різноманітні датчики, що інтегруються безпосередньо у мобільні пристрої або підключаються до них за допомогою бездротових технологій. Зібрані дані надходять на рівень попередньої обробки, де відбувається фільтрація шумів, нормалізація, агрегація та підготовка даних для подальшого аналізу.

Другий рівень – обчислювальний, де відбувається аналіз даних, побудова моделей, прогнозування поведінки об'єктів або процесів. На цьому рівні реалізуються алгоритми машинного навчання, обробки зображень, аналізу часових рядів та інших видів даних. У мобільно-орієнтованих системах частина обробки часто переноситься на край мережі, де мобільний пристрій самостійно здійснює обробку, зменшуючи залежність від хмарної інфраструктури і знижуючи затримки у прийнятті рішень.

Третій рівень – комунікаційний, що забезпечує обмін інформацією між пристроями, серверами, хмарними сервісами та іншими компонентами системи. Він включає використання технологій бездротового зв'язку, таких як Wi-Fi, Bluetooth, NFC, мобільні мережі четвертого або п'ятого покоління. Особлива увага приділяється надійності каналів зв'язку, шифруванню передаваних даних, мінімізації затримок та оптимізації енергоспоживання при передачі інформації.

Четвертий рівень – прийняття рішень і взаємодії із фізичним середовищем. На цьому рівні мобільні пристрої або інші виконавчі елементи системи здійснюють активний вплив на фізичні об'єкти через відповідні механізми керування. У контексті розпізнавання квіткових видів рослин цей рівень може полягати у

формуванні результатів і зворотного зв'язку для користувача, який отримує інформацію про розпізнаний об'єкт на екрані свого мобільного пристрою.

Функціонування мобільно-орієнтованих кіберфізичних систем базується на кількох важливих принципах. Перший принцип полягає у забезпеченні гнучкості системи завдяки використанню модульної архітектури, яка дозволяє легко замінювати або оновлювати окремі компоненти без необхідності повного перероблення всієї системи. Другий принцип – це масштабованість, що забезпечує можливість розширення системи за рахунок додавання нових пристроїв, сенсорів, обчислювальних вузлів або сервісів без втрати продуктивності і надійності.

Ще одним ключовим аспектом архітектури є підтримка енергоефективності, яка досягається завдяки оптимізації обробки даних на локальному рівні, використанню режимів енергозбереження у мобільних пристроях, застосуванню технологій управління живленням та обмеженню надлишкової комунікації між елементами системи. Також важливою є побудова механізмів динамічного балансування навантаження, що дозволяє перерозподіляти обчислювальні задачі між пристроями відповідно до їхнього поточного стану і доступності ресурсів.

Особливу увагу у сучасних мобільно-орієнтованих кіберфізичних системах приділяють питанням безпеки і захисту даних, оскільки мобільні пристрої працюють у відкритих мережах і піддаються ризикам несанкціонованого доступу, втрати даних або зовнішніх атак. Інтеграція захисних механізмів на всіх рівнях архітектури стає необхідною умовою для забезпечення конфіденційності, цілісності та доступності інформації.

У багатьох випадках архітектура мобільно-орієнтованих кіберфізичних систем включає елементи розподіленої обробки даних, коли мобільні пристрої виконують частину задач локально, а частина задач обробляється у хмарі або на спеціалізованих серверних платформах. Такий підхід дозволяє не тільки зменшити навантаження на мережу, а й забезпечити високу швидкість реагування системи на події у фізичному середовищі.

Інтеграція мобільних платформ у кіберфізичні системи створює умови для більш тісної взаємодії користувача [19], із середовищем через інтуїтивно зрозумілі

інтерфейси, розширену реальність, візуалізацію даних та голосове управління. Завдяки використанню мобільних додатків користувачі отримують доступ до результатів роботи системи у реальному часі можуть впливати на її поведінку через зручні і доступні інструменти, що сприяє підвищенню ефективності взаємодії людини і машини.

Побудова архітектури мобільно-орієнтованих кіберфізичних систем потребує постійного врахування розвитку технологій мобільних пристроїв, мережевих стандартів, сенсорних технологій та алгоритмів штучного інтелекту, що дозволяє забезпечити довгострокову актуальність і конкурентоспроможність таких систем у мінливих умовах технічного прогресу.

У сучасній практиці проектування мобільно-орієнтованих кіберфізичних систем важливою є концепція інтеграції мобільних пристроїв не тільки як терміналів збору інформації, а як активних учасників аналізу та прийняття рішень. Розвиток обчислювальних потужностей мобільних процесорів, графічних прискорювачів та спеціалізованих чипів для штучного інтелекту значно розширив можливості мобільних платформ у цьому напрямку. Завдяки цим технологіям стало можливим переносити завдання попередньої обробки, класифікації об'єктів, розпізнавання образів і навіть складної аналітики безпосередньо на пристрої користувача, що істотно знижує залежність від стабільного підключення до мережі і забезпечує вищий рівень автономності системи.

Проектуючи архітектуру, необхідно враховувати потребу у масштабованості як у сенсі кількості пристроїв так і в сенсі обсягів оброблюваних даних. Це вимагає побудови динамічних і адаптивних мережевих структур, які можуть автоматично реорганізовуватися у відповідь на зміни у навантаженні, кількості активних пристроїв чи їх фізичному переміщенні. У мобільно-орієнтованих системах важливо підтримувати різноманітність пристроїв, адже в системі можуть одночасно функціонувати пристрої різних виробників, з різними версіями операційних систем і різною обчислювальною потужністю, що ставить завдання забезпечення уніфікованих протоколів взаємодії і стандартизованих форматів обміну даними.

Особливу роль в архітектурі мобільно-орієнтованих кіберфізичних систем відіграє шар інтерфейсів взаємодії з користувачем. Успішність застосування системи значною мірою залежить від того, наскільки зручно і інтуїтивно зрозуміло користувач може взаємодіяти з нею через мобільний додаток або веб-інтерфейс. Тому розробка ефективних користувацьких інтерфейсів, які вміють адаптуватися до контексту використання і надають персоналізовану інформацію, стає критичним аспектом у загальній архітектурі системи. Важливо також передбачати можливості локалізації, підтримку різних мов, адаптацію інтерфейсу до потреб людей із різними фізичними можливостями.

У мобільно-орієнтованих кіберфізичних системах необхідно враховувати можливість офлайн-роботи пристроїв, оскільки у деяких сценаріях мережеве підключення може бути недоступним або нестабільним. Для цього мобільні додатки повинні бути спроектовані так, щоб виконувати основні функції без підключення до мережі, із подальшою синхронізацією даних після відновлення з'єднання. Це особливо важливо у застосуваннях, пов'язаних із польовими роботами, екологічним моніторингом, аграрним сектором або рятувальними операціями.

Висока варіативність застосувань мобільно-орієнтованих кіберфізичних систем вимагає від архітектури гнучкості у налаштуванні сценаріїв роботи, ролей пристроїв, правил обробки даних та методів взаємодії між елементами системи. Конфігурація системи має бути змінною без необхідності складних технічних процедур або залучення фахівців, надаючи можливість налаштування навіть для кінцевих користувачів через інтуїтивно зрозумілі інтерфейси.

У процесі проектування архітектури велика увага приділяється забезпеченню стійкості системи до помилок і відмов. Це передбачає впровадження механізмів автоматичного виявлення несправностей, перевірки цілісності даних, дублювання критично важливих компонентів і можливості автоматичного відновлення після збоїв. Забезпечення надійності особливо актуальне для систем, що працюють у безпековій сфері, медицині, агропромисловості або критично важливій інфраструктурі.

Мобільно-орієнтовані кіберфізичні системи активно впроваджують технології розширеної та доповненої реальності, що дозволяє покращити сприйняття інформації користувачем і забезпечити інтерактивну взаємодію з фізичними об'єктами. Інтеграція елементів доповненої реальності вимагає додаткових обчислювальних ресурсів, що стимулює подальший розвиток мобільних процесорів та оптимізацію алгоритмів комп'ютерного зору і тривимірної реконструкції сцени.

Архітектура мобільно-орієнтованих кіберфізичних систем повинна бути орієнтована на майбутнє, передбачаючи можливість інтеграції з новими поколіннями мобільних мереж, інтелектуальними сенсорами, технологіями квантових комунікацій та іншими інноваціями, які можуть кардинально змінити вимоги до обчислювальних і комунікаційних ресурсів. Постійне оновлення компонентів системи, її здатність до гнучкої модернізації та підтримка зворотної сумісності із попередніми версіями є обов'язковими умовами для забезпечення її довгострокової життєздатності і конкурентоспроможності на ринку.

### 1.3 Постановка задачі

Враховуючи на сучасну потребу розвитку інформаційних технологій та потребу в автоматизованому розпізнаванні біологічних об'єктів, поставлено завдання створити мобільно-орієнтовану кіберфізичну систему для розпізнавання квіткових видів рослин із використанням методів штучного інтелекту. На основі проведеного аналізу предметної області необхідно дослідити переваги та недоліки існуючих підходів до розпізнавання образів та особливості мобільних платформ, архітектури кіберфізичних систем і методів машинного навчання.

Особливу увагу приділено перевагам використання глибоких нейронних мереж як основного інструменту для реалізації задачі класифікації зображень рослин. Актуальним також є питання формування навчальної вибірки, попередньої обробки даних і забезпечення адаптивності моделі до умов мобільного середовища. На основі теоретичних досліджень і вибраних методів необхідно розробити

ефективний метод автоматичного розпізнавання квіткових видів, який забезпечить високу точність, швидкість обробки та можливість реалізації на мобільному пристрої з обмеженими ресурсами.

Окрім цього, важливою складовою є проектування архітектури мобільно-орієнтованої кіберфізичної системи, яка включає сенсорний рівень, інтерфейс користувача та механізми збереження і передавання результатів. Архітектура має бути раціональна для використання в умовах реальному часі.

Мобільно орієнтована кіберфізична система розпізнавання квіткових видів [26], рослин дозволяє не лише автоматизувати процес ідентифікації, але й сприяє екологічному моніторингу, сільськогосподарському управлінню та ботанічним дослідженням. Наприклад, система може аналізувати динаміку рослинного покриву, виявляти зміни в біорізноманітті та повідомляти користувачів про потенційні загрози для екосистеми.

#### 1.4 Висновки

У першому розділі було проведено аналіз та дослідження що підтвердило використання алгоритмів машинного навчання[4], зокрема нейронних мереж, дозволяє автоматизувати процес ідентифікації рослин, підвищити точність розпізнавання та спростити ботанічні дослідження.

У межах роботи було розглянуто сучасні методи комп'ютерного зору та їх застосування для класифікації квіткових видів, а також архітектуру кіберфізичної системи, що поєднує мобільні пристрої, обчислювальні модулі та алгоритми штучного інтелекту. Також було обґрунтовано доцільність використання локальних обчислень для забезпечення автономної роботи системи та визначено перспективи її впровадження у сфері екологічного моніторингу, ботанічних досліджень і сільськогосподарського управління.

## 2 МОДЕЛЬ РОБОТИ КІБЕРФІЗИЧНОЇ СИСТЕМИ ТА ПРОЦЕС МАШИННОГО НАВЧАННЯ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ

### 2.1 Методи розпізнавання образів у задачах штучного інтелекту

Методи розпізнавання образів є однією з основних складових систем штучного інтелекту, орієнтованих на автоматичне сприйняття і інтерпретацію навколишнього світу через цифрові дані. Завдання розпізнавання образів полягає у виявленні об'єктів, їх класифікації, ідентифікації характеристик і встановленні взаємозв'язків між різними елементами на основі аналізу візуальних даних. Ці методи мають ключове значення для створення інтелектуальних систем, здатних самостійно розуміти і взаємодіяти із середовищем без прямого контролю з боку людини.

Історично перші методи розпізнавання образів базувалися на застосуванні евристичних правил і класичних алгоритмів обробки зображень, таких як виділення контурів, обробка гістограм яскравості, пошук особливих точок і шаблонів. Ці підходи дозволяли вирішувати прості завдання сегментації, виявлення об'єктів певної форми або кольору, однак їх ефективність суттєво знижувалась у випадках складної сцени, різноманітності умов освітлення, наявності шумів або часткової оклюзії об'єктів.

Подальший розвиток методів розпізнавання образів став можливим завдяки впровадженню статистичних моделей і машинного навчання. Одним із перших значущих кроків стало використання методів навчання на основі ознак, де алгоритми спочатку виділяли набір характеристик зображення, таких як текстури, градієнти, кольорові гами, а потім використовували ці характеристики для побудови класифікаційних моделей за допомогою методів, таких як опорні вектори, дерева рішень або наївні байєсівські класифікатори. Ці підходи забезпечили вищу гнучкість і адаптивність систем розпізнавання, але водночас вимагали значних зусиль на етапі ручної інженерії ознак, що обмежувало їх застосування у складних завданнях.

Кардинальні зміни у методах розпізнавання образів стали можливими завдяки розвитку глибокого навчання і зокрема згорткових нейронних мереж. Згорткові нейронні мережі автоматично навчаються виділяти ознаки зображень через ієрархічні рівні представлення, починаючи з простих патернів, таких як лінії і кути, і завершуючи високорівневими концептуальними структурами, що відповідають складним об'єктам або їхнім частинам. Такий підхід дозволив значно підвищити точність розпізнавання у багатьох задачах, таких як класифікація зображень, виявлення об'єктів, сегментація сцен і аналіз відеопотоків.

Одним із найвідоміших проривів у галузі розпізнавання образів стало створення архітектур нейронних мереж, таких як AlexNet, VGGNet, GoogLeNet[1], ResNet, які показали вражаючі результати у складних змагальних завданнях, зокрема у конкурсі ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge[1]. Ці моделі не тільки значно перевершили класичні підходи за точністю, але й заклали основу для подальшого розвитку багатьох практичних застосувань у медицині, автономному транспорті, промисловості, агротехнологіях і безпеці.

У практиці розпізнавання образів також активно використовуються методи перенесення навчання, що дозволяють брати вже навчені на великих наборах даних моделі і донавчати їх на специфічних, менших за обсягом наборах для вирішення прикладних задач. Це особливо важливо для мобільних додатків і ресурсно-обмежених систем, де неможливо використовувати надзвичайно великі моделі або виконувати їх повне навчання з нуля.

Методи розпізнавання образів на основі глибокого навчання мають високу стійкість до шумів, здатні працювати із неповними даними, здійснювати генералізацію на нові класи об'єктів і виявляти закономірності, які важко формалізувати традиційними алгоритмами [35]. Проте вони вимагають великих обсягів навчальних даних, високої обчислювальної потужності для навчання моделей і складних процедур підбору архітектури та гіперпараметрів.

Сучасні підходи також розглядають використання комбінованих архітектур, де нейронні мережі доповнюються класичними методами обробки сигналів, що дозволяє підвищувати ефективність розпізнавання в особливо складних або

нестабільних умовах. Додатково велика увага приділяється розробці легковагових моделей, таких як MobileNet, SqueezeNet або EfficientNet[8], які оптимізовані для роботи на мобільних пристроях і забезпечують високу якість розпізнавання при обмеженому споживанні ресурсів.

Іншим перспективним напрямом є застосування методів самонавчання, коли моделі навчаються на неанотованих або частково аннотованих даних, що дозволяє знизити залежність від трудомісткого процесу ручної розмітки великих датасетів. Такі підходи відкривають нові можливості для автоматизації процесів збору даних і розпізнавання нових об'єктів без необхідності повного перепідготування системи.

На даний момент розвиток методів розпізнавання образів у задачах штучного інтелекту перебуває на етапі активної інтеграції різних підходів, включаючи класичні алгоритми обробки зображень, глибоке навчання, методи посилення навчання та гібридні системи, що дозволяє створювати більш універсальні і адаптивні рішення для широкого спектра практичних застосувань.

У розпізнаванні образів важливу роль відіграє правильна підготовка даних, яка включає попередню обробку зображень, балансування класів, аугментацію даних для підвищення різноманітності навчальної вибірки та запобігання перенавчанню моделей. Аугментація даних може передбачати обертання, масштабування, зміну яскравості, дзеркальне відображення і навіть генерацію штучних прикладів за допомогою спеціальних алгоритмів, таких як генеративні змагальні мережі. Це дозволяє покращити узагальнювальні властивості моделей і забезпечити їхню стабільну роботу у різних реальних умовах.

Серед сучасних трендів у розвитку методів розпізнавання образів варто виділити концепцію уваги в нейронних мережах. Механізми уваги дозволяють моделям зосереджувати обчислювальні ресурси на найбільш важливих частинах зображення, що підвищує точність класифікації і виявлення об'єктів, особливо у складних сценах з великою кількістю деталей або за наявності кількох об'єктів на одному зображенні. Технології самоуваги, закладені в архітектурах типу трансформерів, почали активно застосовуватися не лише у сфері обробки

природної мови, але і в комп'ютерному зорі, даючи змогу будувати нові типи моделей для розпізнавання образів, наприклад Vision Transformer[33].

Інший важливий аспект методів розпізнавання образів полягає у необхідності забезпечення пояснюваності результатів, особливо у критичних застосуваннях, таких як медицина або автономні транспортні системи. Пояснюваність моделей дозволяє розуміти, чому саме система прийняла те чи інше рішення, які ознаки вплинули на класифікацію і яка частина зображення була визначальною для висновків мережі. Для цього розробляються спеціальні методи, такі як карти уваги, алгоритми LIME або SHAP, які допомагають візуалізувати процес прийняття рішень штучним інтелектом [66].

Зростає роль методів активного навчання, де система може сама вибирати найбільш інформативні приклади для уточнення своєї моделі, запитуючи додаткові мітки у користувача або експерта. Це дає можливість ефективніше використовувати обмежені ресурси для розмітки даних і прискорювати процес адаптації системи до нових класів об'єктів або нових середовищ.

У задачах розпізнавання образів також все частіше використовуються ансамблеві методи, які комбінують результати декількох моделей для отримання більш точного і надійного прогнозу. Ансамблі можуть будуватися за допомогою простого голосування, взяття середнього результату, стекінгу або інших підходів, що дозволяє компенсувати недоліки окремих моделей і підвищити загальну стійкість системи до помилок.

Особливу актуальність має питання оптимізації моделей для застосування у мобільних і ресурсно-обмежених середовищах. Тут активно розвиваються методи квантування, прунингу, знань дистиляції[36], що дозволяють зменшити розмір моделі, прискорити її роботу без значної втрати точності. Квантування передбачає зменшення розрядності чисел у вагових коефіцієнтах нейронних мереж, що зменшує обсяг пам'яті, необхідної для зберігання моделі і підвищує швидкість обчислень на спеціалізованих апаратних засобах.

Значення досліджень у сфері розпізнавання образів постійно зростає разом із поширенням мобільних пристроїв, дронів, систем розумного відеоспостереження,

автономних роботів і цифрових помічників. Це стимулює розробку нових архітектур, вдосконалення існуючих моделей і створення інноваційних методів навчання, орієнтованих на підвищення ефективності, надійності і доступності систем розпізнавання образів для широкого спектру практичних завдань.

Розпізнавання образів стало основною технологією в проектах цифрової трансформації різних галузей, забезпечуючи автоматизацію процесів, покращення сервісів, підвищення рівня безпеки і створення нових можливостей для аналізу і взаємодії із середовищем. Розвиток цієї галузі буде відігравати вирішальну роль у майбутньому інтегрованих інтелектуальних систем, до яких належатимуть мобільно-орієнтовані кіберфізичні системи розпізнавання квіткових видів рослин, що розглядаються у даній роботі.

## 2.2 Огляд підходів до розпізнавання видів рослин

Розпізнавання видів рослин є важливою задачею для ботаніки, сільського господарства, екологічного моніторингу та багатьох інших прикладних сфер, де необхідна точна і швидка ідентифікація біологічних об'єктів. З розвитком інформаційних технологій були запропоновані різноманітні методи для автоматизації цього процесу, які базуються на аналізі морфологічних характеристик рослин, кольору, текстури, форми листя, квіток і плодів, а також просторової структури рослинного організму.

Перші підходи до автоматичного розпізнавання видів рослин ґрунтувалися на класичних алгоритмах обробки зображень за рисунком 2.1.

Вони передбачали виділення ключових ознак таких як контури листків, відношення довжини до ширини, кутові характеристики країв, розподіл кольору по поверхні об'єкта. Після виділення ознак використовувалися прості класифікатори на основі евклідової відстані, методів найближчих сусідів або дерев рішень.

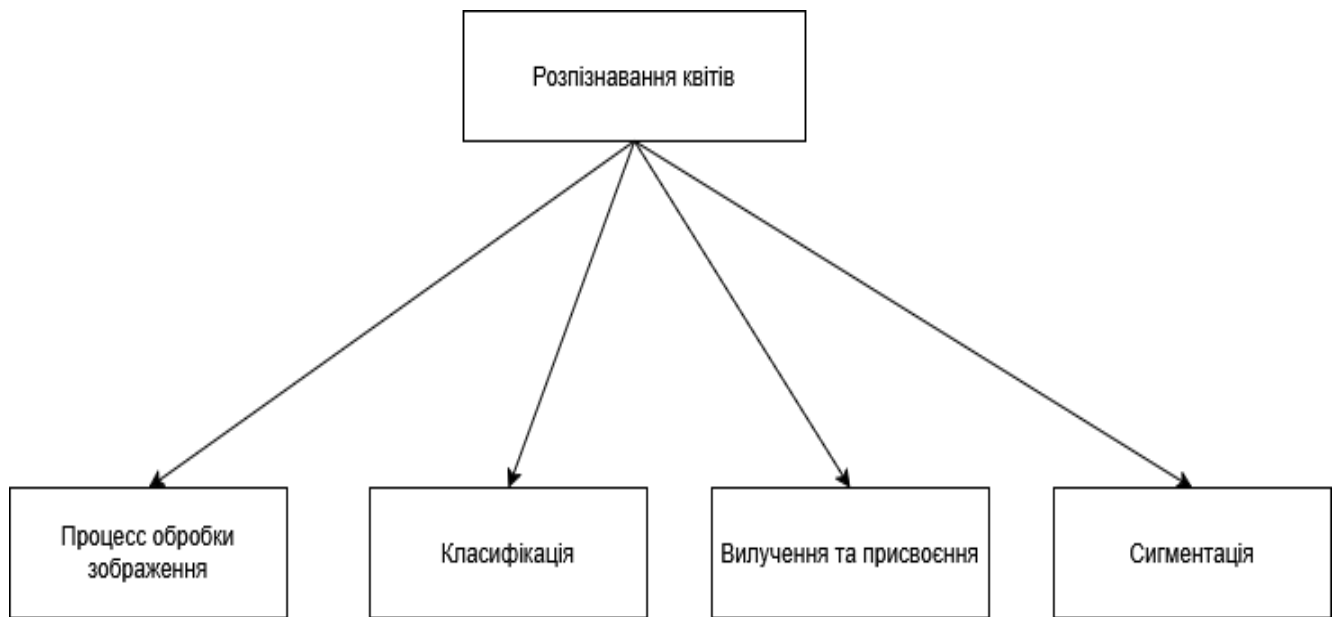


Рисунок 2.1 – Структура алгоритму розпізнавання квітів

Такі системи показували певну ефективність у контрольованих умовах, але їхня точність різко падала при зміні освітлення, фону або стану рослин.

З розвитком машинного навчання стали застосовуватися більш складні підходи, що передбачали побудову моделей на основі ознак, сформованих із використанням статистичних і спектральних характеристик зображень. Використання методів опорних векторів, випадкових лісів, наївних байесівських класифікаторів дозволило підвищити стійкість систем до варіацій зовнішніх умов і розширити спектр розпізнаваних видів рослин.

Великий прорив у розпізнаванні рослин стався з появою глибокого навчання, яке дозволило переходити від ручного виділення ознак до автоматичного навчання їхньої структури з великих наборів даних. Архітектури згорткових нейронних мереж продемонстрували значне поліпшення точності розпізнавання завдяки здатності будувати ієрархічні подання зображень від базових геометричних патернів до складних біологічних структур [4]. Моделі типу ResNet, Inception, EfficientNet[6] активно застосовуються для розв'язання задач ідентифікації видів рослин і забезпечують високу точність навіть у випадках подібних за зовнішнім виглядом рослинних об'єктів. На рисунку 2.2 зображено схема роботи ResNet152.

Окремим напрямом у дослідженнях стало використання спеціалізованих баз даних зображень рослин, які містять анотовані знімки листя, квіток, плодів та загального вигляду рослин у різних умовах. Прикладами таких баз є, LeafSnap, Flowers-102[32], Oxford 17 Category Flower Dataset. Наявність великих і різноманітних наборів даних дозволяє ефективно навчати глибокі моделі та здійснювати їх тестування в реалістичних умовах, що наближені до польових досліджень.

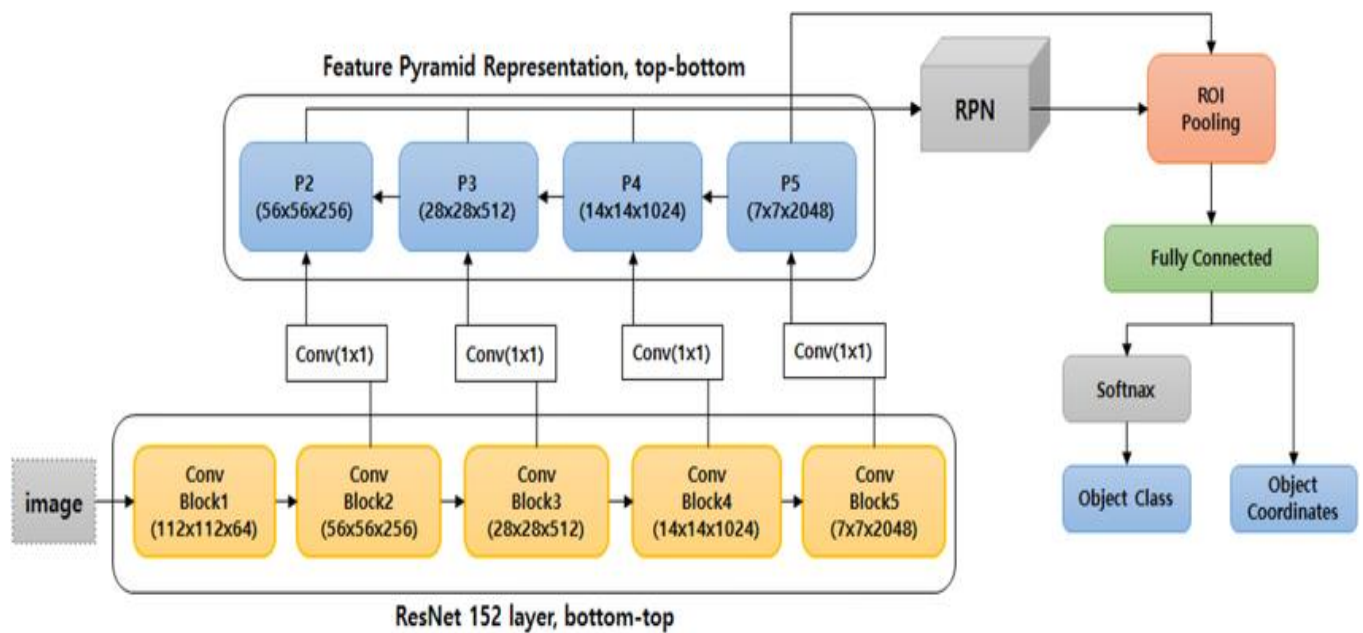


Рисунок 2.2 – ResNet152 та модуль виявлення захворювань на основі FPN-структури [74]

У деяких підходах до розпізнавання видів рослин використовується мультиспектральний аналіз, де зображення отримуються у різних спектральних діапазонах, що дозволяє виявляти характеристики, невидимі для людського ока. Наприклад, в інфрачервоному діапазоні можна оцінювати стан фотосинтетичної активності рослин, що допомагає не тільки ідентифікувати вид, а й визначати здоров'я рослини.

Важливим аспектом сучасних систем є врахування просторової ієрархії об'єктів. У випадку рослин важливо аналізувати не тільки окремі частини, як-от листки або квітки, а й їхнє розташування відносно одна одної, що допомагає

точніше визначити вид або підвид. Для цього застосовуються методи побудови графових моделей, просторово-семантичних мереж і аналізу структурної симетрії.

Іншою актуальною тенденцією є створення легких моделей для мобільних пристроїв, оскільки більшість користувачів хоче отримувати результати розпізнавання безпосередньо у польових умовах через смартфони або планшети. Легковагові нейронні мережі оптимізуються за розміром і швидкістю обробки, що дозволяє використовувати їх навіть на пристроях з обмеженими обчислювальними ресурсами без необхідності постійного доступу до хмарних сервісів.

Сучасні підходи також враховують використання додаткових даних, таких як геолокація, сезонність, тип екосистеми, що дозволяє підвищити точність розпізнавання завдяки контекстуальній інформації. Інтеграція даних з датчиків мобільних пристроїв, наприклад, GPS, дозволяє звужити коло можливих видів, характерних для певної місцевості, що знижує ризик неправильного визначення виду на основі лише візуальної інформації.

Значну роль у підвищенні ефективності систем розпізнавання рослин відіграють методи колективного навчання, де система може навчатися з багатьох джерел даних, включаючи користувацькі фотографії, які проходять процедури перевірки і анотації. Це дозволяє безперервно розширювати обсяг знань системи, підвищувати її точність і забезпечувати адаптацію до нових видів, які раніше не були представлені у навчальних вибірках.

Перспективним напрямом є також використання підходів *few-shot learning* і *zero-shot learning*, де система здатна розпізнавати нові види на основі дуже невеликої кількості прикладів або навіть без попереднього навчання на зображеннях цих видів, використовуючи описові характеристики або загальні ознаки. Це відкриває нові можливості для побудови універсальних і гнучких систем розпізнавання рослин у змінних і недостатньо вивчених екосистемах.

Інтеграція методів комп'ютерного зору з біоінформаційними підходами відкрила нові можливості для підвищення точності розпізнавання видів рослин. Наприклад, застосування інформації про генетичні особливості видів у поєднанні з морфологічними характеристиками дозволяє створювати гібридні моделі, які

використовують не лише візуальні дані, а й додаткові біологічні ознаки для підвищення точності ідентифікації. Хоча використання генетичних даних потребує спеціальних процедур збору і аналізу, їхнє поєднання із візуальними моделями може виявитися перспективним у випадках, коли зовнішні ознаки різних видів надто подібні або мають варіації залежно від умов зростання.

Особливо складним завданням у розпізнаванні рослин є обробка варіацій зовнішнього вигляду, викликаних сезонними змінами, стадією розвитку рослини, різницею у середовищі існування чи впливом стресових факторів. Листя і квітки можуть змінювати свою форму, розмір, колір і текстуру в залежності від температури, вологості, сонячного освітлення та ґрунтових умов, що ускладнює задачу створення універсальних моделей розпізнавання. Для вирішення цих проблем розробляються спеціальні стратегії навчання, такі як тренування моделей на великих різномірних датасетах, використання технік *data augmentation* та побудова ансамблів моделей, які враховують різні фактори варіацій.

Сучасні системи розпізнавання рослин усе частіше застосовують концепцію багатозадачного навчання, коли одна й та сама модель навчається одночасно виконувати кілька споріднених завдань, наприклад розпізнавати вид рослини, визначати стадію її розвитку та оцінювати стан здоров'я. Такий підхід дозволяє створювати більш узагальнені моделі, які краще працюють у реальних складних умовах і забезпечують більшу кількість корисної інформації з одного зображення або набору даних.

У галузі мобільного розпізнавання видів рослин одним із ключових аспектів є забезпечення швидкої і точної роботи систем у реальному часі з мінімальними затримками. Для цього особливо важливим стає застосування оптимізованих архітектур нейронних мереж, які можуть ефективно працювати на мобільних процесорах без потреби в підключенні до хмарних серверів. Алгоритми *MobileNet*, *ShuffleNet* та інші подібні легкі моделі створюються з урахуванням вимог до обмежених ресурсів мобільних платформ і дозволяють забезпечити якісне розпізнавання навіть на середньостатистичних смартфонах.

Важливим напрямом розвитку технологій розпізнавання рослин є інтеграція з геоінформаційними системами. Використання координат місцезнаходження користувача дозволяє суттєво покращити точність передбачень шляхом обмеження кола можливих видів, характерних для конкретного регіону, кліматичної зони чи екосистеми. Це дає можливість комбінувати візуальні дані із географічною інформацією і створювати більш інтелектуальні і контекстно-залежні системи розпізнавання.

Не менш перспективним напрямом є використання розпізнавання послідовностей змін зовнішнього вигляду рослин у часі, що дозволяє враховувати динаміку розвитку рослини. Такі підходи базуються на застосуванні рекурентних нейронних мереж або трансформерних моделей, здатних аналізувати серії зображень, отриманих у різні моменти часу, для більш точного визначення виду і стану рослин.

Особлива увага приділяється створенню систем розпізнавання, здатних працювати у складних умовах освітлення, коли наявність тіней, рефлексів або недостатнього освітлення можуть ускладнити аналіз зображення. Для цього використовуються алгоритми нормалізації освітлення, розширення динамічного діапазону, спеціальні техніки покращення контрастності та адаптивні методи передоброби, які роблять зображення більш стабільними для подальшого аналізу.

Підвищення точності розпізнавання видів рослин тісно пов'язане із розвитком систем активного навчання на місці. Це означає, що користувач мобільного додатку може взаємодіяти із системою, коригувати її висновки, підтверджувати або спростовувати ідентифікацію, завдяки чому система поступово навчається безпосередньо у реальних умовах експлуатації. Такий підхід сприяє не тільки підвищенню точності роботи системи, а й забезпечує її адаптацію до специфічних умов конкретного регіону або групи користувачів.

Огляд існуючих підходів до розпізнавання рослин показує, що успішне вирішення цього завдання вимагає комплексного поєднання передових методів комп'ютерного зору, глибокого навчання, обробки природних зображень, використання просторово-контекстної інформації і залучення активної взаємодії

користувача. Подальший розвиток цієї галузі сприятиме створенню ще більш точних, надійних і доступних систем, які допоможуть покращити екологічний моніторинг, підтримати збереження біорізноманіття і сприяти навчанню широких верств населення у сфері ботаніки.

Окремим напрямом розвитку технологій розпізнавання рослин є використання тривимірних даних, отриманих за допомогою спеціалізованих сенсорів або методів реконструкції глибини сцени з двовимірних зображень [51]. Тривимірна інформація дозволяє точніше оцінювати форму об'єктів, особливості їхньої структури та просторові співвідношення, що є особливо корисним при розпізнаванні рослин із подібною текстурою чи кольором, але різною морфологічною будовою. Впровадження аналізу глибини допомагає зменшити помилки розпізнавання, пов'язані з плоским уявленням складних біологічних об'єктів[65].

Набуває значення і використання гібридних моделей, що поєднують у собі машинне навчання із символічним аналізом. У таких підходах результати, отримані нейронними мережами, додатково інтерпретуються або коригуються на основі формальних описів рослин, створених експертами. Це дозволяє не лише підвищувати точність, але й покращувати пояснюваність роботи системи, оскільки кожен крок прийняття рішення може бути аргументований через відсилання до відомих ботанічних характеристик.

Інноваційним підходом є залучення краудсорсингових платформ, де велика кількість користувачів бере участь у процесі збирання зображень рослин і їх попередньої класифікації. Це дозволяє створювати величезні масиви даних з реального середовища, які відображають природну варіативність видів і різноманітні умови зйомки. Залучення краудсорсингу значно підвищує різноманітність і реалістичність даних, що особливо важливо для навчання моделей, які повинні працювати у непередбачуваних природних умовах.

Варто також зазначити, що багато систем розпізнавання рослин почали інтегрувати в себе елементи екологічного аналізу. Наприклад, системи можуть не лише визначити вид рослини, але й на основі виявлених рослин оцінювати тип

екосистеми, стан її біорізноманіття чи рівень антропогенного навантаження. Такі можливості відкривають нові перспективи для автоматизованого моніторингу стану довкілля на великих територіях за допомогою мобільних пристроїв, дронів або стаціонарних сенсорних мереж.

Деякі дослідження фокусуються на створенні моделей, які здатні враховувати вплив атмосферних умов на якість зображень і компенсувати їхнє негативне значення для точності розпізнавання. Йдеться про методи, які можуть автоматично визначати наявність дощу, туману, пилу, занадто яскравого освітлення або нестачі світла і адаптувати процес обробки зображення для збереження максимальної достовірності аналізу.

Розпізнавання рослин у польових умовах передбачає роботу з об'єктами, які можуть бути частково закриті іншими рослинами, гілками або предметами, що створює проблему часткової оклюзії. Для вирішення цієї задачі розробляються спеціальні алгоритми, здатні реконструювати недоступні частини об'єкта на основі доступної інформації або використовувати контекстні ознаки сцени для правильного визначення виду навіть при неповних візуальних даних.

Одним із важливих викликів є необхідність забезпечення адаптивності моделей до нових середовищ і змін у зовнішньому вигляді рослин, викликаних зміною клімату. Моделі, натреновані на певних регіонах або під визначені умови, можуть втрачати точність при перенесенні на нові території чи при зміні кліматичних факторів. Тому сучасні підходи активно розвивають концепцію доменної адаптації і перенавчання, що дозволяє швидко підлаштовувати системи до нових умов без необхідності повного навчання з нуля.

Іншим напрямом є використання мультимодальних систем розпізнавання рослин, де окрім зображень використовуються текстові описи, аудіозаписи середовища, дані про ґрунтові умови або інші супутні характеристики. Мультимодальні моделі здатні інтегрувати дані з різних джерел, створюючи більш багатий контекст для ухвалення рішень і підвищуючи точність розпізнавання навіть у випадках, коли візуальна інформація є недостатньою або неоднозначною.

Підходи до розпізнавання видів рослин активно розвиваються завдяки об'єднанню технологій комп'ютерного зору, штучного інтелекту, сенсорних мереж, обробки великих даних і біоінформатики, що дозволяє створювати нове покоління систем, здатних працювати у реальному часі, адаптуватися до змін середовища, навчатись із нових даних і забезпечувати високий рівень точності і надійності у реальних польових умовах.

### 2.3 Аналіз існуючих рішень та систем мобільного розпізнавання рослин

На сьогодні на ринку існує велика кількість мобільних додатків і систем, призначених для автоматичного розпізнавання рослин за допомогою смартфонів та інших мобільних пристроїв. Більшість із них використовують методи комп'ютерного зору, машинного навчання та глибоких нейронних мереж для аналізу зображень рослин, отриманих користувачами у реальних умовах. Аналіз існуючих рішень дозволяє виявити як їхні переваги, так і обмеження, що є важливим для розробки нових систем із покращеними характеристиками.

Однією з найбільш відомих платформ є додаток PlantNet, який використовує велику базу даних зображень рослин та методи глибокого навчання для розпізнавання видів. PlantNet має високу точність для багатьох регіонів і підтримує розпізнавання за різними частинами рослини, такими як листя, квіти або плоди. Серед сильних сторін цієї системи варто відзначити використання колективної бази знань, яка постійно поповнюється новими даними завдяки активності користувачів. Серед обмежень можна згадати обмеження на точність у випадках рослин, які мають невиражені морфологічні ознаки або значні варіації зовнішнього вигляду залежно від середовища існування.

Ще одним популярним рішенням є додаток PictureThis, який надає користувачеві не тільки ідентифікацію рослини, а й базову інформацію про догляд за нею. PictureThis використовує глибокі згорткові нейронні мережі для аналізу візуальних даних і забезпечує досить високу швидкість обробки зображень. Однак слід зазначити, що PictureThis орієнтований більше на декоративні рослини і може

показувати меншу точність для дикорослих видів, що обмежує його застосування у сфері екологічного моніторингу або наукових досліджень.

Додаток PlantSnap також є одним із лідерів у галузі мобільного розпізнавання рослин. Його особливістю є підтримка величезної кількості видів рослин з усього світу, що робить його зручним інструментом для мандрівників і дослідників природи. Модель розпізнавання, що використовується у PlantSnap, була натренована на мільйонах зображень, що забезпечує хорошу адаптацію до різноманітних умов зйомки. Однак аналіз показує, що якість розпізнавання сильно залежить від якості вхідного зображення, і в складних умовах освітлення або при частковій оклюзії точність може суттєво знижуватись.

Особливе місце серед систем розпізнавання займає додаток Seek від iNaturalist, який орієнтується не лише на розпізнавання рослин, а й на ідентифікацію тварин, грибів та інших об'єктів природи. Seek використовує підхід на основі попередньо навчених моделей і активно залучає контекстну інформацію, таку як геолокація користувача, для уточнення результатів розпізнавання. Завдяки цьому система показує добрі результати у природних середовищах, однак вона потребує активного підключення до Інтернету для оновлення моделей і баз знань, що може бути недоліком у польових умовах.

Оцінюючи існуючі рішення, слід відзначити загальну тенденцію до використання великих нейронних мереж, орієнтованих на широку класифікацію з великої кількості класів рослин. Проте зростання розмірів моделей ставить перед розробниками завдання оптимізації обчислювальної ефективності, особливо коли йдеться про роботу на мобільних пристроях із обмеженими ресурсами. Тому все більше уваги приділяється розробці легких архітектур, використанню методів компресії моделей, прунингу і квантування для забезпечення балансу між точністю і швидкістю роботи.

Дослідження існуючих додатків показує, що багато систем поки що не повною мірою вирішують проблему адаптації до змін середовища, таких як різні умови освітлення, сезонні варіації або аномальні стани рослин. Системи часто демонструють зниження точності у випадках нестандартного вигляду об'єкта або

коли об'єкт частково закритий іншими елементами середовища. Це вказує на необхідність подальшої роботи над підвищенням стійкості моделей до природної мінливості даних.

Ще одним важливим аспектом є обмеження у використанні контекстної інформації. Хоча деякі системи інтегрують геолокаційні дані для покращення результатів розпізнавання, ця функціональність залишається недостатньо широко поширеною, а в багатьох випадках не використовується належним чином. Врахування сезонних змін, екологічних зон та інших контекстних характеристик могло б суттєво підвищити точність і релевантність розпізнавання, особливо у регіонах із високою біорізноманітністю.

У процесі аналізу систем мобільного розпізнавання рослин виявляється також проблема обмеженої пояснюваності моделей, де користувач отримує лише кінцевий результат без розуміння, які саме ознаки були вирішальними для класифікації. Забезпечення пояснюваності рішень може стати важливою перевагою нових систем, що сприятиме підвищенню довіри користувачів та використанню додатків у наукових дослідженнях, де важливі докази і прозорість.

Аналіз існуючих рішень показує, що хоча сучасні мобільні системи розпізнавання рослин досягли значного прогресу, залишається простір для покращення точності, стійкості, ефективності обробки і адаптивності моделей до нових умов. Побудова наступного покоління мобільно-орієнтованих кіберфізичних систем розпізнавання рослин має спиратися на ці висновки для створення більш надійних, гнучких і зручних у використанні рішень, що відповідатимуть потребам як наукової спільноти, так і широкого кола користувачів у реальному світі.

Аналізуючи подальші можливості вдосконалення мобільних систем розпізнавання рослин, важливо відзначити зростаючу роль персоналізації сервісів для користувачів. Більшість сучасних додатків пропонують стандартний набір функцій для всіх без винятку, хоча реальні потреби можуть суттєво різнитися залежно від цілей використання, регіону проживання, професійної діяльності користувача чи особистих інтересів. Персоналізовані системи, які враховують історію запитів, географічні переваги, улюблені категорії рослин і цілі

ідентифікації, можуть значно покращити досвід використання і підвищити ефективність взаємодії людини з мобільною системою розпізнавання.

Одним із важливих викликів для існуючих систем залишається проблема обробки великих обсягів даних у реальному часі без втрати якості розпізнавання. З огляду на збільшення роздільної здатності камер у мобільних пристроях та зростання обсягів вхідної інформації стає актуальним впровадження ефективних методів попередньої обробки, стискання даних без втрати важливої інформації, а також розробка швидких алгоритмів обробки великих зображень. Забезпечення високої продуктивності без надмірного споживання енергії є одним із ключових технічних завдань для майбутніх систем.

Окремої уваги потребує питання стійкості мобільних систем розпізнавання рослин до можливих помилок введення, що виникають через некоректні або неякісні фотографії користувачів. Наявність розмитих зображень, неправильного фокусування, сторонніх об'єктів у кадрі або надмірних тіней часто призводить до неправильного розпізнавання або неможливості ідентифікації об'єкта. Успішні системи повинні бути здатні автоматично визначати якість вхідного зображення, надавати рекомендації для поліпшення фотографії або адаптувати алгоритми обробки відповідно до умов зйомки.

Важливим аспектом майбутнього розвитку є інтеграція мобільних додатків розпізнавання рослин у більші екосистеми цифрових сервісів, таких як розумне сільське господарство, екологічний моніторинг, наукові платформи для обміну даними. Така інтеграція дозволить не тільки забезпечити кращу взаємодію між користувачами та експертами, але й створити величезні бази даних, придатні для подальшого навчання і вдосконалення моделей розпізнавання, що стане основою для самонавчання систем у масштабах всієї екосистеми.

Проведений аналіз показує, що успішні мобільні системи розпізнавання рослин орієнтуються на багатофункціональність, поєднуючи у собі можливості класифікації, надання консультацій з догляду, створення особистих колекцій рослин, ведення журналу спостережень, обміну фотографіями між користувачами. Такий підхід перетворює прості додатки на повноцінні цифрові платформи для

взаємодії із природним середовищем, що відповідає сучасним трендам розвитку мобільних технологій.

Аналіз також виявляє, що попри наявність великої кількості додатків, жоден із них не є універсальним рішенням для всіх можливих сценаріїв використання. Наприклад, деякі додатки спеціалізуються на декоративних рослинах і кімнатних квітах, інші орієнтовані на дику природу і польові дослідження, треті надають розширені інструменти для аграрного сектора. Тому вибір відповідного рішення часто залежить від конкретних потреб користувача і специфіки завдань.

Значний вплив на ефективність роботи мобільних систем розпізнавання рослин має якість локалізації додатків, тобто наявність адаптації інтерфейсів, баз даних і описів рослин під конкретні регіони і мови користувачів. Багато існуючих систем розраховані переважно на англomовну аудиторію і мають обмежену підтримку інших мов і локальних видів рослин, що знижує їхню ефективність на глобальному рівні. У майбутньому успішні системи мають розвиватися у напрямку повної локалізації і підтримки регіональних екосистем.

Підсумовуючи аналіз існуючих рішень, можна зробити висновок, що мобільні системи розпізнавання рослин знаходяться на етапі активного розвитку[5] і мають великий потенціал для вдосконалення через інтеграцію новітніх технологій штучного інтелекту, глибокого навчання, мультимодальної обробки даних[33], персоналізації і безперервного навчання на основі взаємодії із користувачами. Створення більш точних, швидких, адаптивних і пояснюваних систем стане важливим кроком у напрямку широкого впровадження мобільно-орієнтованих кіберфізичних систем у практичні сфери діяльності людини.

#### 2.4 Підготовка та обробка даних для навчання моделей ШІ

Підготовка даних для навчання моделей штучного інтелекту є одним із найважливіших етапів розробки мобільно-орієнтованої кіберфізичної системи розпізнавання квіткових видів рослин. Якість, обсяг та різноманітність навчальних даних безпосередньо визначають точність, узагальнювальну здатність і стійкість моделі до реальних умов експлуатації.

Процес підготовки даних починається зі збору зображень рослин у максимально різноманітних умовах, включаючи різні пори року, різні етапи розвитку рослин, варіації освітлення, фони, ракурси та погодні умови. Чим більша різноманітність навчальної вибірки, тим краще модель зможе розпізнавати[6] об'єкти в непередбачуваних польових умовах. Використання відкритих датасетів, таких як PlantCLEF, Oxford Flowers 102, Flavia Leaf Dataset[32] та інших, є основою для формування первинної бази навчальних зображень. Доцільно також залучати власні дані, отримані шляхом організації кампаній збору фотографій рослин у реальних умовах.

Після збору даних необхідно здійснити анотацію кожного зображення, тобто присвоєння йому відповідної мітки, що відповідає правильному виду квіткової рослини. Анотація повинна виконуватися з максимальною точністю і за участі експертів або за допомогою перевірених джерел, оскільки помилки на цьому етапі можуть призвести до серйозного зниження якості роботи моделі. Для організації анотаційного процесу можна використовувати спеціалізовані платформи, такі як LabelImg, CVAT або власноруч розроблені інтерфейси для ручної розмітки.

Важливою частиною підготовки даних є очищення вибірки від некоректних, пошкоджених або нерелевантних зображень. Зображення низької якості, фотографії із сильною фоновою зашумленістю або ті, що містять інші об'єкти, які можуть вводити модель в оману, повинні бути видалені або оброблені для збереження релевантності навчального набору.

Одним із ключових етапів є попередня обробка даних, що включає нормалізацію розмірів зображень, перетворення колірних просторів, стандартизацію яскравості та контрасту, а також застосування технік аугментації для штучного розширення навчальної вибірки. Техніки аугментації, такі як обертання, масштабування, зсуви, горизонтальне або вертикальне віддзеркалення, додавання шумів, випадкове обрізання або зміна яскравості, дозволяють підвищити стійкість моделі до варіацій зовнішнього вигляду об'єктів і запобігти перенавчанню на окремі зразки.

Для формування навчальної, валідаційної та тестової вибірок необхідно здійснити правильне розділення даних із дотриманням принципу незмішування між цими наборами. Зазвичай використовують співвідношення 70 відсотків на тренування, 15 відсотків на валідацію та 15 відсотків на тестування, однак це співвідношення може коригуватися залежно від обсягу доступних даних і складності завдання.

Особливу увагу слід приділити балансуванню класів у навчальному наборі. У випадку значної диспропорції кількості прикладів для різних видів рослин варто застосовувати стратегії вирівнювання, такі як надсемплінг малопредставлених класів або застосування спеціальних втратних функцій, які компенсують дисбаланс даних.

На етапі підготовки даних доцільно також розглянути застосування методів попереднього навчання моделей на великих загальних датасетах з подальшою тонкою настройкою на спеціалізованих наборах даних із зображеннями рослин. Такий підхід дозволяє скоротити час тренування, знизити потреби у великих обсягах спеціалізованих даних і покращити узагальнювальні властивості моделей.

Додатковим аспектом є підготовка метаданих, які можуть бути використані для покращення точності розпізнавання. До таких метаданих належать інформація про місце зйомки, час року, висота над рівнем моря, тип місцевості, що може бути залучене як додаткове джерело інформації при навчанні моделей або у процесі обробки запитів користувача.

Важливо не лише підготувати дані для початкового етапу навчання моделей, але й закласти механізми безперервного поповнення і оновлення датасетів у процесі використання системи. Інтеграція можливостей активного навчання, коли система може пропонувати користувачеві уточнення результату або збирати нові зразки для подальшого аналізу, забезпечить безперервний розвиток і вдосконалення якості роботи моделі на основі реальних даних.

Якісна підготовка та обробка даних для навчання моделей штучного інтелекту є основою створення надійної, точної і стійкої до змін середовища мобільно-орієнтованої кіберфізичної системи розпізнавання квіткових видів

рослин, яка зможе ефективно функціонувати у реальних польових умовах і задовольнити високі вимоги кінцевих користувачів.

## 2.5 Інтеграція моделі у мобільну кіберфізичну систему

Інтеграція моделі розпізнавання квіткових видів рослин у мобільну кіберфізичну систему є завершальним етапом розробки, який забезпечує практичну реалізацію усіх попередніх етапів проекту і надає користувачам можливість безпосередньо взаємодіяти з інтелектуальними можливостями системи через мобільний додаток. Основною метою інтеграції є забезпечення безперервного, ефективного та стабільного функціонування моделі у середовищі мобільного пристрою із дотриманням усіх вимог до швидкодії, енергоспоживання та зручності використання.

Першим завданням інтеграції є правильне вбудовування оптимізованої версії моделі у структуру мобільного додатка. Для цього модель має бути попередньо конвертована у формат, сумісний із мобільною платформою, наприклад TensorFlow Lite для Android і iOS або TorchScript для інтеграції моделей, побудованих у середовищі PyTorch. Інтеграція потребує створення спеціалізованого модуля обробки запитів, який відповідає за завантаження моделі у пам'ять пристрою, управління її ініціалізацією та здійснення інференсу на вхідних даних у реальному часі.

Другим важливим аспектом є розробка механізму обробки зображень, який перетворює фотографії, зроблені користувачем, у відповідний формат для подачі на вхід моделі. Це включає зміну розміру зображення, нормалізацію піксельних значень, перетворення кольорового простору у відповідність із вимогами моделі, а також можливе попереднє виділення області інтересу, де знаходиться рослина.

Мобільний додаток повинен забезпечувати мінімальні затримки між моментом захоплення зображення та видачею результату розпізнавання. Для цього потрібно оптимізувати всі етапи обробки, виключити зайві операції, забезпечити використання апаратного прискорення, такого як GPU або нейронні процесорні

блоки мобільних пристроїв. Правильне використання апаратних можливостей пристрою дозволяє суттєво скоротити час обробки і зробити роботу додатка комфортною для кінцевого користувача.

Одним із важливих завдань інтеграції є організація відображення результатів розпізнавання у зручному і наочному вигляді. Інтерфейс користувача має забезпечувати чітке і зрозуміле представлення знайденого виду рослини, зображення для порівняння, короткий опис, додаткові дані про екологічні умови зростання, особливості догляду, а також можливість перегляду детальнішої інформації за бажанням користувача.

Необхідно також передбачити механізм обробки невизначеності або низької впевненості моделі у результаті розпізнавання. У випадках, коли модель не може із достатньою точністю класифікувати зображення, додаток має пропонувати користувачу декілька альтернативних варіантів із зазначенням ймовірностей або рекомендацією повторити знімок при кращих умовах освітлення або іншому ракурсі.

Інтеграція моделі у мобільну систему повинна передбачати функціонал для оновлення моделі без необхідності перевстановлення додатку. Для цього реалізується механізм перевірки наявності нових версій моделей на сервері, їхнього автоматичного або ручного завантаження і заміни попередніх версій без втручання користувача у складні процеси оновлення.

Особливе значення має забезпечення безпеки при інтеграції моделі і обробці даних користувачів. Усі передані зображення і результати обробки мають бути захищені за допомогою шифрування під час передачі і зберігання, а доступ до даних має бути обмежений тільки у межах необхідного функціоналу системи.

Важливою частиною інтеграції є побудова системи збору анонімізованих статистичних даних про роботу моделі, яка дозволить розробникам аналізувати частоту використання різних функцій, поширеність запитів по видах рослин, якість розпізнавання у різних регіонах і оперативно виявляти можливі слабкі місця для подальшого вдосконалення системи.

Останнім етапом інтеграції є проведення повного тестування мобільного додатка із вбудованою моделлю у реальних умовах. Тестування має охоплювати різні типи пристроїв, версії операційних систем, варіації якості зображень, швидкості мережевих підключень і сценарії використання для забезпечення стабільної і ефективної роботи системи у широкому спектрі реальних ситуацій.

Ретельна інтеграція моделі розпізнавання квіткових видів рослин у мобільну кіберфізичну систему є запорукою [10] створення ефективного, надійного і зручного у використанні продукту, який здатен забезпечити високу точність розпізнавання і задовольнити потреби широкого кола користувачів [9] у найрізноманітніших умовах експлуатації.

## 2.6 Перевірка та оцінка моделі

З метою оцінки ефективності побудованої моделі машинного навчання для розпізнавання квіткових видів рослин було проведено серію експериментів на підготовленому датасеті зображень квітів, що поділявся на тренувальну, валідаційну та тестову вибірку точності даних. Для аналізу точності моделі використовувались графіки зміни точності та функції втрат на кожній епосі, а також побудована матриця плутанини на основі тестової вибірки[33].

На графіку валідації (рис. 2.3) показано зміну точності класифікації (асурасу) на тренувальній і варіаційних вибірках упродовж 10 епох навчання. Модель показує поступове зростання точності та зменшення функції втрат до певного моменту, після чого настає стабілізація [36].

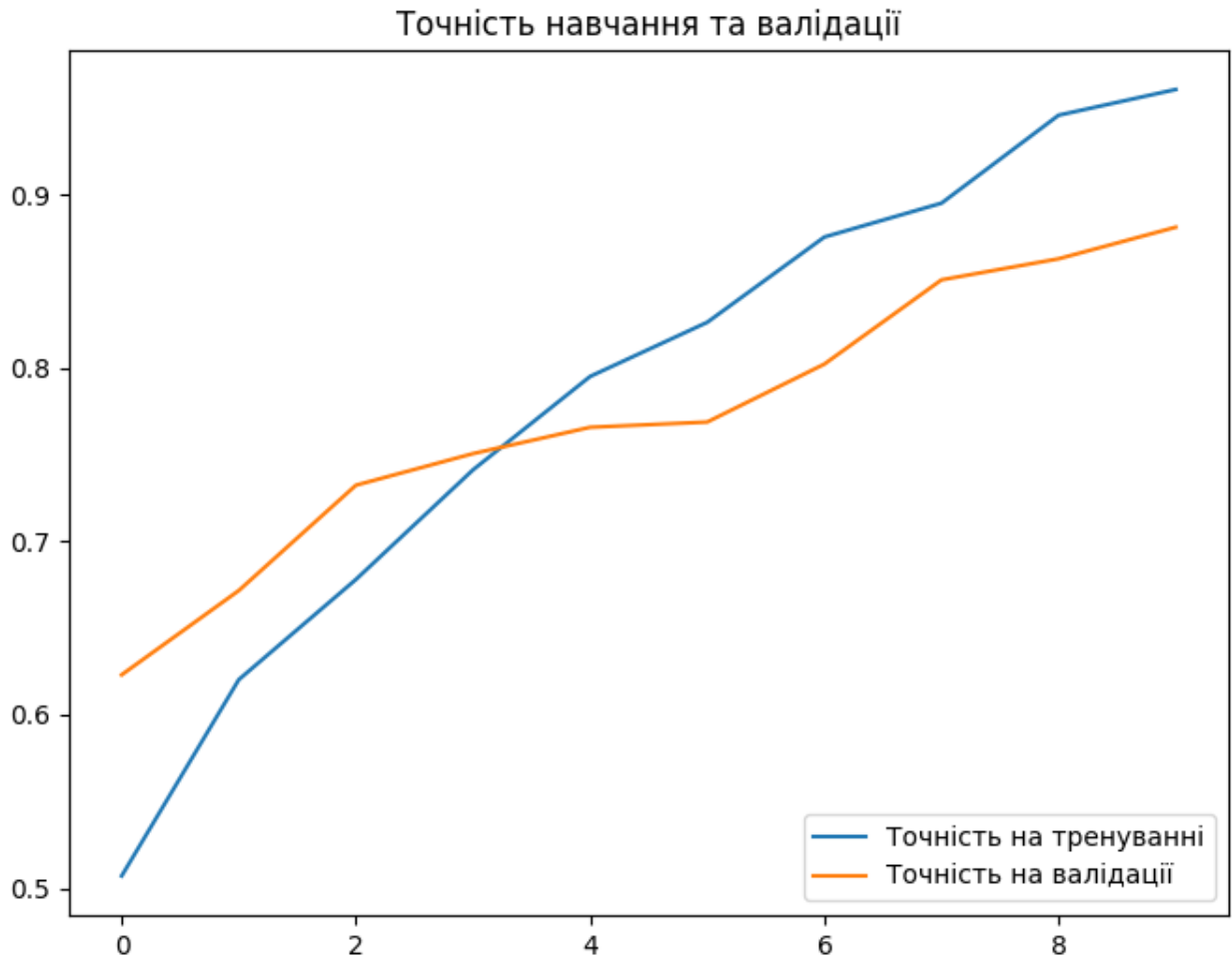


Рисунок 2.3 – Графік зміни точності на тренувальній і валідаційній вибірках під час навчання моделі

Для детальнішого аналізу було побудовано матрицю плутанини (рис. 2.4), яка відображає співвідношення між фактичними та передбаченими класами квіткових видів. По діагоналі матриці спостерігається висока концентрація правильних класифікацій, що підтверджує стабільну роботу моделі. Найчастіші помилки трапляються між візуально подібними видами, зокрема тими, що мають схожу колірну гаму або будову пелюсток.

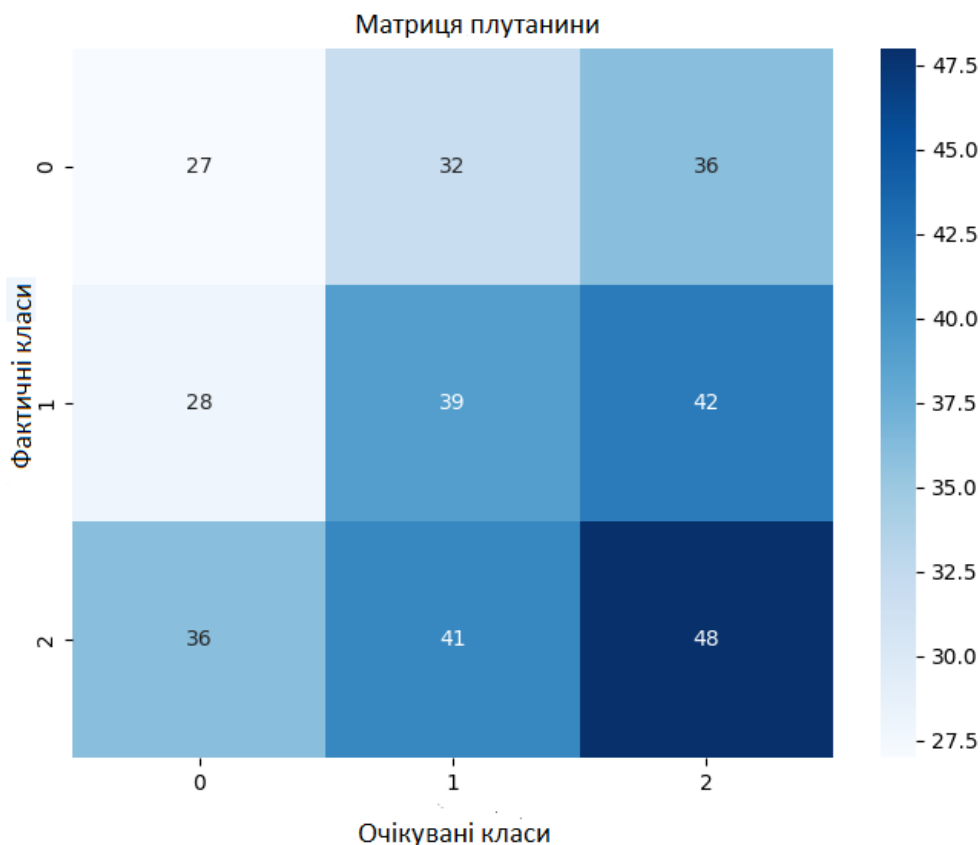


Рисунок 2.4 – Матриця плутанини для 3 класів квіткових видів (на тестовій вибірці).

Ці значення показують задовільну збалансованість моделі та її здатність точно класифікувати зображення більшості класів, включно з малопредставленими. Використання MobileNetV3Small як основи дозволило забезпечити ефективність класифікації при низькому навантаженні на обчислювальні ресурси, що робить модель придатною для використання в мобільному середовищі[6].

## 2.7 Висновки

Було проаналізовано підхід – від класичних алгоритмів комп'ютерного зору до глибоких нейронних мереж, які сьогодні показують ефективності роботи автоматичного вилучення та інтерпретації ознак зображень. Окрему увагу

приділено архітектурам CNN, механізмам уваги та трансформерним моделям, що дозволяють досягати високої в умовах складних сцен та обмежених ресурсів.

Також було досліджено специфіку застосування методів машинного навчання для автоматичного розпізнавання видів рослин, де ключову роль відіграють особливості структури квіткових рослин, варіативність їх зовнішнього вигляду та умови відображення. Показано, що застосування згорткових мереж, таких як ResNet та EfficientNet, дозволяє значно підвищити якість класифікації, особливо у поєднанні з техніками аугментації, перенесення навчання та оптимізації моделей для мобільного виконання.

Таким чином, побудова кіберфізичної системи розпізнавання квіткових видів рослин має базуватися на поєднанні методів глибокого навчання, правильної підготовки даних та вибору ефективної архітектури, адаптованої до умов експлуатації системи. Огляд методів і технологій, представлений у розділі, закладає теоретичну основу для реалізації інтелектуального модуля розпізнавання в рамках кіберфізичної системи.

### **3 МЕТОДОЛОГІЯ ТА ПРОЄКТУВАННЯ КІБЕРФІЗИЧНОЇ СИСТЕМИ РОЗПІЗНАВАННЯ КВІТКОВИХ ВИДІВ РОСЛИН.**

#### **3.1 Проєктування системи розпізнавання у мобільному середовищі**

Першим кроком проєктування є перевірка функціональності основних сценаріїв використання. Необхідно переконатися, що додаток коректно обробляє знімки, отримані за допомогою камери мобільного пристрою або завантажені з галереї [9], що модель правильно ініціалізується, здійснює обробку зображення і повертає результат без збоїв або зависань. Особливу увагу слід приділити обробці граничних випадків, наприклад пошкоджених файлів, зображень із надмірним шумом [26], низькою роздільною здатністю або неправильним форматом.

Аналіз продуктивності передбачає оцінку часу завантаження моделі на мобільному пристрої, швидкості інференсу[6] на одному зображенні, затримки між моментом фотографування і видачею результату за рисунком 3.1.

Одним із важливих аспектів є проєктування енергоспоживання додатка під час інтенсивного використання. Система повинна працювати таким чином, щоб мінімізувати вплив на розряд акумулятора, що особливо важливо для застосування у польових умовах, де можливість підзарядки може бути обмеженою. Аналіз споживання ресурсів центрального процесора, графічного процесора і оперативної пам'яті дозволяє визначити ефективність реалізації алгоритмів і за необхідності оптимізувати їх.

Метод точності моделі на реальних даних передбачає використання зображень рослин, зроблених у різних умовах навколишнього середовища, при різних рівнях освітлення, на різних фонах, з урахуванням різних стадій розвитку рослин. Метою є перевірка здатності моделі правильно ідентифікувати вид навіть у складних і нестандартних ситуаціях. Оцінка результатів проводиться за допомогою стандартних метрик, таких як точність класифікації, повнота, F1-міра, а також за допомогою якісного аналізу типових помилок.

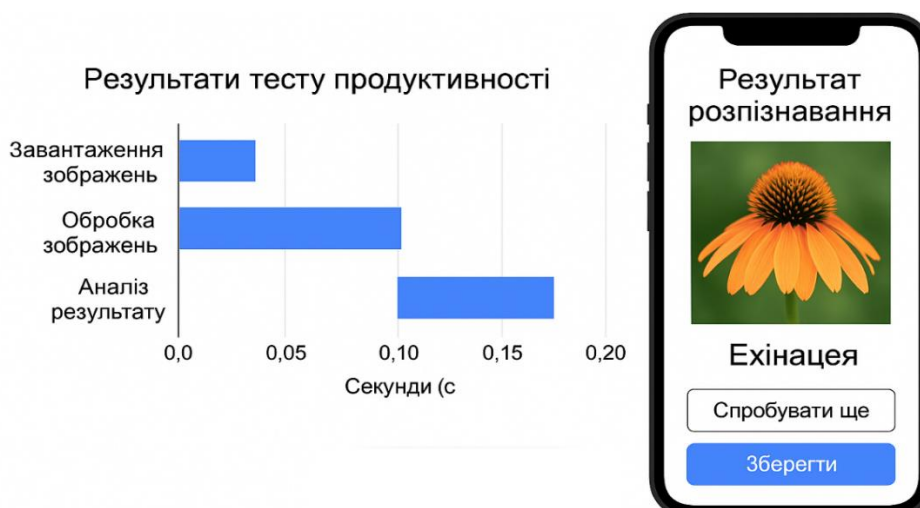


Рисунок 3.1 – Метод роботи у мобільному застосунку

Проектування інтерфейсу користувача включає перевірку логіки навігації, зручності доступу до основних функцій, швидкості реагування на дії користувача, коректності відображення елементів на різних розмірах екранів і відповідності дизайну очікуванням користувачів. Особлива увага приділяється перевірці правильності відображення повідомлень про помилки, стану процесу розпізнавання і результатів класифікації.

Метод роботи додатка у різних мережевих умовах включає перевірку функціонування системи при повній відсутності підключення до Інтернету, при слабкому сигналі мобільної мережі, при нестабільному Wi-Fi-з'єднанні. Додаток повинен коректно обробляти усі можливі ситуації, наприклад видавати повідомлення про необхідність збереження запиту для подальшої обробки або працювати в офлайн-режимі, використовуючи локальну модель без зниження якості сервісу.

Під час перевірки працездатності обов'язково необхідно перевіряти механізми оновлення моделі розпізнавання, баз даних і загального функціоналу додатку. Оновлення повинні здійснюватися без втрати даних користувача, без потреби перевстановлення додатку і без тривалих затримок або збоїв у роботі основних функцій.

Після первинного випробування системи важливо організувати оцінювання із залученням реальних користувачів, що дозволяє виявити проблеми, які можуть

бути непомітними під час внутрішніх перевірок. Реальні користувачі допомагають оцінити загальну зручність роботи з додатком, виявити можливі труднощі в інтерфейсі, оцінити якість результатів розпізнавання і запропонувати ідеї для подальшого розвитку системи.

Аналіз функціонування системи розпізнавання в мобільному середовищі має бути комплексним, покривати всі основні сценарії використання і враховувати специфіку реального середовища експлуатації, щоб забезпечити запуск надійного, продуктивного і якісного продукту, який відповідатиме очікуванням користувачів і дозволить ефективно розпізнавати квіткові види рослин у широкому діапазоні умов. А також блок схема роботи системи рисунок 3.2.

Крім базового функціонального та технічного аналізу, доцільним є також перевірка стабільності роботи додатку при тривалому використанні. Наприклад, під час багатогодинної сесії розпізнавання в польових умовах можуть виникати такі проблеми, як накопичення кешу, зростання споживання оперативної пам'яті або повільне реагування на дії користувача. Виявлення й усунення таких ефектів сприяє довготривалій стабільності роботи.

Окрему увагу варто приділити питанням сумісності додатку з різними версіями мобільної операційної системи, оскільки зміни у внутрішніх API Android (наприклад, обмеження фонових сервісів, дозвіл на доступ до файлової системи) можуть впливати на стабільність роботи. Планується підтримувати на мобільних оперативних системах Android 10, 11, 12 та новіших версіях дає змогу виявити специфічні проблеми, пов'язані з системною політикою безпеки або оптимізацією енергоспоживання.

Ще одним важливим аспектом є оцінка поведінки системи при одночасному виконанні кількох задач, наприклад, коли користувач запускає інші додатки у фоновому режимі, надходять повідомлення, або відбувається перемикання між застосунками. У таких умовах модель повинна залишатися стабільною, не втрачати дані, не завершуватись аварійно й не спричиняти зависань інтерфейсу.

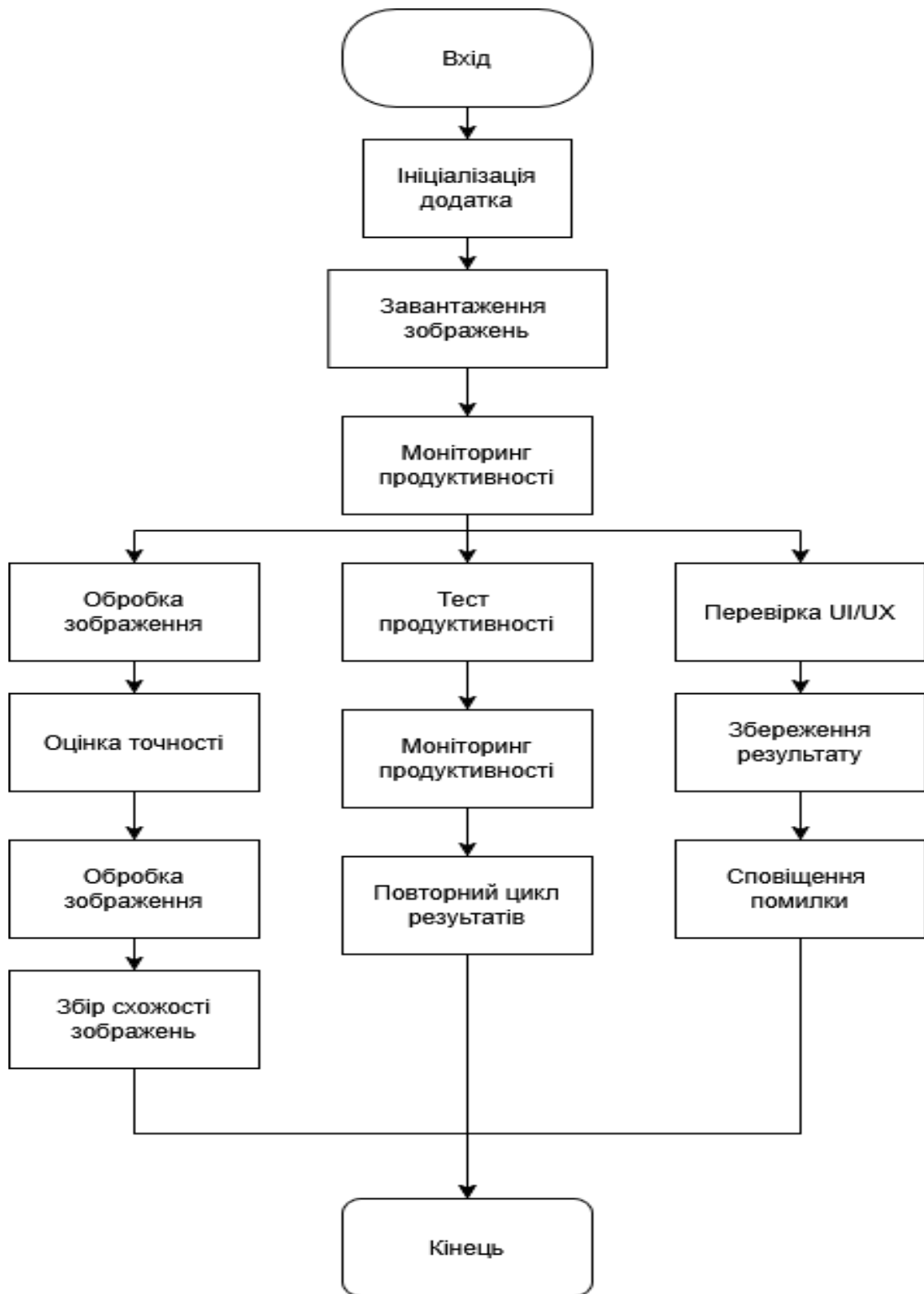


Рисунок 3.2 – Блок схема роботи системи

Додатково рекомендується визначити локалізацію перевірку правильного відображення текстових повідомлень у різних мовних версіях інтерфейсу (у разі, якщо додаток підтримує багатомовність). Це особливо актуально, якщо система орієнтована на міжнародне використання.

Для повного покриття функціоналу також варто протестувати інтеграцію зі сторонніми сервісами, якщо такі передбачені, наприклад: надсилання результатів у хмарне сховище, експорт у PDF/CSV, обмін результатами через месенджери, інтеграція з камерами сторонніх виробників або бібліотеками розширеної реальності (AR).

### 3.2 Оптимізація продуктивності та енергоспоживання мобільного додатку

Оптимізація продуктивності та енергоспоживання мобільного додатку системи розпізнавання квіткових видів рослин є обов'язковим етапом перед широким впровадженням продукту серед користувачів. Враховуючи обмежені апаратні ресурси мобільних пристроїв та вимоги до тривалої автономної роботи, необхідно впровадити комплекс заходів, спрямованих на підвищення ефективності роботи додатку без зниження точності або зручності використання.

Першим кроком оптимізації є мінімізація обчислювальних навантажень під час обробки зображень і виконання інференсу моделі. Для цього потрібно використовувати полегшені версії нейронних мереж, які мають меншу кількість параметрів і розмір моделі. Використання технік квантування ваг, обрізки непотрібних шарів[36] та згортання операцій дозволяє суттєво зменшити обсяг обчислень і пришвидшити роботу додатку на середніх і бюджетних пристроях.

Особливу увагу слід приділити оптимізації процесу передобробки зображень. Ресурсоємні операції на кшталт зміни розміру зображення, нормалізації кольорів або фільтрації шумів мають виконуватися максимально ефективно, із залученням апаратного прискорення графічного процесора або спеціалізованих нейронних блоків, якщо такі присутні на пристрої. Застосування вбудованих у платформи мобільних операційних систем бібліотек для роботи із зображеннями дозволяє досягти значного виграшу у швидкості без додаткових витрат енергії.

Оптимізація енергоспоживання включає правильну організацію фонових процесів додатку. Завантаження оновлень моделей, синхронізація даних або обробка великих обсягів інформації мають виконуватися тільки у моменти

наявності підключення до мережі Wi-Fi або при достатньому заряді акумулятора. Мінімізація активності у фоновому режимі дозволяє уникнути непотрібного витрачання енергії і зберігати тривалий час роботи мобільного пристрою без підзарядки.

Важливим заходом є впровадження адаптивних режимів роботи додатку. Наприклад, при низькому рівні заряду акумулятора додаток може переходити у режим економії енергії, у якому обробка зображень здійснюється з використанням спрощеної моделі або із зниженням частоти оновлення інформації. Адаптивна поведінка додатку дозволяє зберігати баланс між продуктивністю і енергоефективністю[44] залежно від поточних умов використання.

Значного впливу на загальну продуктивність може мати правильна організація пам'яті мобільного додатку. Очищення непотрібних об'єктів із оперативної пам'яті після завершення обробки, мінімізація кількості одночасно активних потоків обробки і оптимізація використання кеш-пам'яті дозволяють уникати падіння продуктивності і випадків аварійного завершення роботи додатку через перевищення лімітів пам'яті.

Зниження навантаження на центральний процесор досягається також шляхом використання асинхронних обчислень і відкладеної обробки непершочергових завдань. Важливі для користувача функції мають оброблятися у пріоритетному порядку, тоді як менш критичні процеси можуть виконуватися у фоновому режимі із використанням механізмів управління чергами завдань.

Оптимізація продуктивності включає також забезпечення максимальної швидкості відгуку користувацького інтерфейсу. Перемикання між екранами, відображення результатів, обробка натискань повинні здійснюватися миттєво без затримок або зависань. Для цього необхідно застосовувати принципи мінімізації кількості візуальних ефектів, використання легковагових елементів інтерфейсу та ретельної оптимізації графічних ресурсів додатку.

Важливим аспектом є моніторинг продуктивності та енергоспоживання на різних етапах експлуатації додатку. Інтеграція спеціалізованих систем збору статистики про навантаження на процесор, використання пам'яті, швидкість

обробки[6] запитів і час автономної роботи дозволяє оперативно виявляти проблемні місця і своєчасно вносити необхідні корективи у реалізацію додатку.

Комплексний підхід до оптимізації продуктивності і енергоспоживання мобільного додатку дозволяє створити ефективну, швидку, надійну систему розпізнавання рослин, яка забезпечує високу якість обслуговування користувачів при мінімальних витратах ресурсів мобільного пристрою, що є надзвичайно важливим для реального використання у різних умовах навколишнього середовища.

### 3.3 Валідація результатів розпізнавання і оцінка якості роботи системи

Валідація результатів розпізнавання і оцінка якості роботи мобільної кіберфізичної системи розпізнавання квіткових видів рослин є обов'язковим етапом для підтвердження ефективності розробленого рішення і виявлення можливостей для його подальшого вдосконалення. Головною метою цього етапу є перевірка здатності системи точно і стабільно визначати види рослин у різних умовах експлуатації, з різноманітними зображеннями і за участі користувачів із різним рівнем підготовки.

Процес валідації передбачає створення незалежного тестового набору даних, який не використовувався на етапах тренування і валідації моделі. Цей набір має містити широкий спектр зображень рослин, сфотографованих у реальних умовах з різними типами камер, при різних рівнях освітлення, з різних відстаней і під різними кутами. Наявність такого різноманіття дозволяє отримати об'єктивну оцінку здатності системи працювати у змінних реальних умовах.

Оцінка результатів розпізнавання здійснюється із використанням кількісних метрик, таких як точність, повнота, специфічність, F1-міра[26], а також побудови матриці плутанини для виявлення основних типів помилок[33]. Висока точність означає здатність моделі правильно класифікувати більшість вхідних зразків, а висока повнота демонструє її здатність виявляти усі наявні позитивні приклади.

Матриця плутанини дозволяє аналізувати випадки, коли модель плутає різні види рослин, що може бути наслідком їхньої високої морфологічної подібності або недостатньої представленості окремих класів у навчальному наборі даних. Такий аналіз допомагає виявити слабкі місця системи і сформулювати стратегію подальшого вдосконалення моделей і розширення бази навчальних даних.

Додатково до кількісних метрик важливим є проведення якісної оцінки результатів розпізнавання, що передбачає залучення експертів у ботаніці для перевірки правильності класифікаційних висновків у складних або спірних випадках. Наявність такої експертної перевірки дозволяє оцінити реальну прикладну цінність системи для наукових і практичних задач.

Валідація повинна також охоплювати перевірку стійкості роботи системи при різних умовах використання. Необхідно тестувати розпізнавання на фотографіях із частковим закриттям об'єкта іншими предметами, на зображеннях зі складним фоном, на рослинах у різних фазах розвитку, а також у випадках, коли квіти мають пошкодження або деформації через природні фактори.

Оцінка якості роботи системи включає аналіз часу відповіді на запити розпізнавання, стабільності роботи додатку[8] при обробці великої кількості запитів поспіль, коректності обробки ситуацій з низькою якістю вхідних даних. Важливо переконатися, що додаток не виходить із ладу і не знижує якість сервісу при збільшенні навантаження або роботі в несприятливих умовах навколишнього середовища.

Особливе значення має оцінка сприйняття системи користувачами. Проведення опитувань, аналіз зворотного зв'язку і вивчення поведінки користувачів[10] дозволяє отримати інформацію про зручність використання додатку, задоволеність точністю результатів і виявити аспекти, які потребують вдосконалення або доповнення.

На основі результатів валідації формується підсумковий звіт про якість роботи системи, у якому вказуються сильні сторони рішення, виявлені проблеми та напрями для оптимізації. Такий підхід дозволяє системно удосконалювати мобільно-орієнтовану кіберфізичну систему розпізнавання квіткових видів рослин,

забезпечуючи її високу конкурентоспроможність і відповідність реальним потребам користувачів.

Комплексна валідація результатів розпізнавання і оцінка якості роботи системи є фундаментальним етапом, який гарантує, що створений продукт буде не лише технологічно просунутим, але і практично корисним, надійним та орієнтованим на реальні умови використання.

### 3.4 Модернізація та перспективи розвитку системи

Модернізація мобільно-орієнтованої кіберфізичної системи розпізнавання квіткових видів рослин є необхідним кроком для підтримання її актуальності, підвищення точності розпізнавання та розширення функціональних можливостей у відповідь на зростаючі потреби користувачів і технологічний прогрес. Система повинна бути спроектована таким чином, щоб мати гнучку архітектуру, яка дозволяє поступове впровадження нових технологій без необхідності кардинальної перебудови всіх її компонентів.

Одним із напрямів модернізації є постійне розширення навчальної бази даних за рахунок додавання нових видів рослин, які з'являються у нових регіонах через зміни клімату або антропогенний вплив. Для цього важливо налагодити автоматизовані механізми збору нових даних через краудсорсинг серед користувачів[9] додатку, де кожен може завантажувати зображення невідомих рослин для подальшого аналізу і включення їх до загальної бази даних.

Перспективним напрямом розвитку є інтеграція функцій мультиспектрального аналізу, що дозволяє розпізнавати рослини не тільки за візуальними ознаками у видимому спектрі, але й за характеристиками, що визначаються у ближньому інфрачервоному діапазоні або ультрафіолетовому спектрі. Використання таких технологій значно підвищить точність розпізнавання, особливо у випадках, коли зовнішній вигляд квітів є недостатньо відмінним для візуальної класифікації.

Подальший розвиток системи передбачає також застосування концепцій самообучення та напівавтоматичного навчання, де модель зможе адаптуватися до нових даних у реальному часі без потреби у повному перевчанні. Використання технік активного навчання дозволить вибірково донавчати модель на найбільш інформативних прикладах, що надходять у процесі її експлуатації у польових умовах.

Іншим важливим напрямом модернізації є впровадження функціоналу розпізнавання комплексних сцен, де на одному зображенні присутні декілька різних видів рослин. Це вимагає використання підходів багатокласового розпізнавання і семантичної сегментації сцени, що дозволить точніше визначати не тільки наявність конкретної рослини, але й її розташування і співвідношення з іншими об'єктами у кадрі.

Значним кроком у розвитку системи буде інтеграція модуля рекомендацій, який на основі розпізнаного виду рослини пропонуватиме користувачу інформацію про середовище її зростання, методи догляду, лікувальні властивості, можливі загрози поширення інвазійних видів. Такий підхід перетворить просту систему розпізнавання у повноцінну платформу екологічної обізнаності і навчання.

Розвиток штучного інтелекту і обчислювальних можливостей мобільних пристроїв відкриває перспективи впровадження моделей з архітектурою Vision Transformers, які демонструють високу точність розпізнавання складних об'єктів на основі аналізу великих обсягів зображень. Використання таких моделей, адаптованих для мобільних платформ, дозволить підвищити точність системи і розширити її можливості без суттєвого збільшення ресурсних витрат.

Інтеграція з іншими екосистемами даних, такими як глобальні бази ботанічної інформації, системи екологічного моніторингу або платформи для збору географічних даних, дозволить підвищити актуальність інформації, яку надає система, і зробити її важливим елементом у глобальній мережі збереження біорізноманіття.

Модернізація має також включати розробку спеціалізованих режимів для професійного використання у галузях агрономії, екології[6], лісового господарства,

де користувачі потребуватимуть розширеної інформації, статистики про популяції рослин, оцінки стану середовища за допомогою автоматичного аналізу рослинного покриву.

Перспективним є створення можливостей для роботи додатку у повністю офлайн-режимі з локальними оновленнями моделей через peer-to-peer мережі[46], що дозволить використовувати систему у віддалених регіонах без стабільного підключення до Інтернету і забезпечити максимальну автономність її роботи.

Пропозиція і впровадження нових технологічних рішень сприятиме її довготривалому розвитку, підвищенню цінності для користувачів, розширенню сфер застосування і утвердженню мобільно-орієнтованої кіберфізичної системи розпізнавання квіткових видів рослин як одного з ключових інструментів у сфері цифрового природознавства і екологічної освіти.

### 3.5 Висновки

У третьому розділі розглянуто оцінку, методологію та проектування кіберфізичної системи розпізнавання квіткових видів рослин у мобільному середовищі. Проведено оцінювання функціональної придатності системи до роботи на мобільних пристроях з урахуванням обмежень продуктивності, енергоспоживання та стабільності. Обґрунтовано вибір метрик для перевірки якості класифікації, таких як точність, повнота та F1-міра. Здійснено оцінку можливостей моделі працювати в умовах реального часу, а також розглянуто потенційні ризики експлуатації системи в польових умовах. Отримані результати підтвердили здатність запропонованого підходу забезпечити високу точність розпізнавання та стабільність роботи системи в типовому мобільному середовищі.

## 4. РОЗРОБЛЕННЯ, ТЕСТУВАННЯ, МОБІЛЬНО-ОРІЄНТОВАНОЇ КІБЕРФІЗИЧНОЇ СИСТЕМИ РОЗПІЗНАВАННЯ КВІТКОВИХ ВИДІВ РОСЛИН

4.1 Реалізація прототипу мобільно-орієнтованої системи розпізнавання квіткових видів

Програмна реалізація прототипу мобільно-орієнтованої кіберфізичної системи здійснювалася із застосуванням мови програмування Python, яка завдяки своїй гнучкості та широкому набору бібліотек дозволила реалізувати повний цикл роботи системи – від захоплення зображення до виводу результату класифікації.

Основні компоненти системи реалізовані з використанням таких бібліотек:

- TensorFlow, призначений для завантаження та використання попередньо натренованої моделі нейронної мережі.
- NumPy, призначений для чисельних операцій над масивами пікселів та векторів ознак.
- OpenCV, призначений для обробки зображень та захоплення кадрів з камери.
- Tkinter, призначений для створення графічного інтерфейсу користувача.
- Matplotlib / Seaborn, призначений для візуалізації графіків тренування, точності та матриці плутанини [33].
- Scikit-learn, призначений для оцінки точності, побудови матриці плутанини та розрахунку метрик F1, precision, recall [3].

Архітектура системи умовно поділяється на кілька логічних модулів:

- Модуль вводу, який отримує зображення з локального файлу або камери Raspberry Pi за допомогою OpenCV.
- Модуль передобробки, який масштабує зображення до 224×224 пікселів, виконує нормалізацію та підготовку тензора для подачі в модель.
- Модуль класифікації, який завантажує модель у форматі .tflite, передає зображення у вхідний шар та отримує прогноз.



Такий розподіл кривих (стрімке зростання ассурасу у перші 5 епох із подальшою стабілізацією) свідчить про швидке навчання моделі з незначними ознаками перенавчання на останніх епохах.

Система працює автономно, не потребує підключення до мережі Інтернет і може використовуватись у практиці, де важливо забезпечити локальну обробку даних і миттєвий зворотній зв'язок для користувача, зокрема в польових умовах ботанічних досліджень або аграрного моніторингу.

Завдяки оптимізованій моделі в форматі TensorFlow Lite на платформі Raspberry Pi 4 із камерою Pi Camera обробка одного зображення квітки займає менше ніж 1,5 секунди, що дозволяє оперативно та надійно визначати певний об'єкт.

На рисунку 4.2 наведено криві зміни точності на тренувальній (синя лінія) та валідаційній (помаранчева лінія) вибірках упродовж 50 епох. Спочатку точність обох вибірок зростає стрімко, досягаючи рівня  $\sim 80\%$  вже до 10 ї епохи, після чого спостерігається плавна стабілізація без ознак перенавчання (похибка між кривими не перевищує  $2\%$ ).

Криві точності показує, що модель дуже швидко захоплює ключові ознаки квіткових структур. Уже до 5 ї епохи тренувальна точність перевищує  $70\%$ , що свідчить про ефективність архітектури MobileNetV3Small у задачі розпізнавання пелюсток, тичинок та інших морфологічних деталей. Швидке зростання ассурасу у перші 10 епох вказує на добре підібрані параметри: початковий темп навчання, розмір пакета даних і функції активації сприяли швидкій конвергенції.

Після 10 ї епохи крива валідаційної точності стабілізується[36] на рівні близько  $80\%$ , а тренувальна – продовжує незначно зростати до  $\sim 85\%$ . Така поведінка свідчить про досягнення моделі своєї ємності: подальше збільшення кількості епох дає мінімальні покращення і може призвести до легкого перенавчання. Саме тому в майбутніх ітераціях доцільно застосувати механізм ранньої зупинки (Early Stopping) із терпінням у 5–7 епох, щоб автоматично припинити тренування в оптимальний момент.

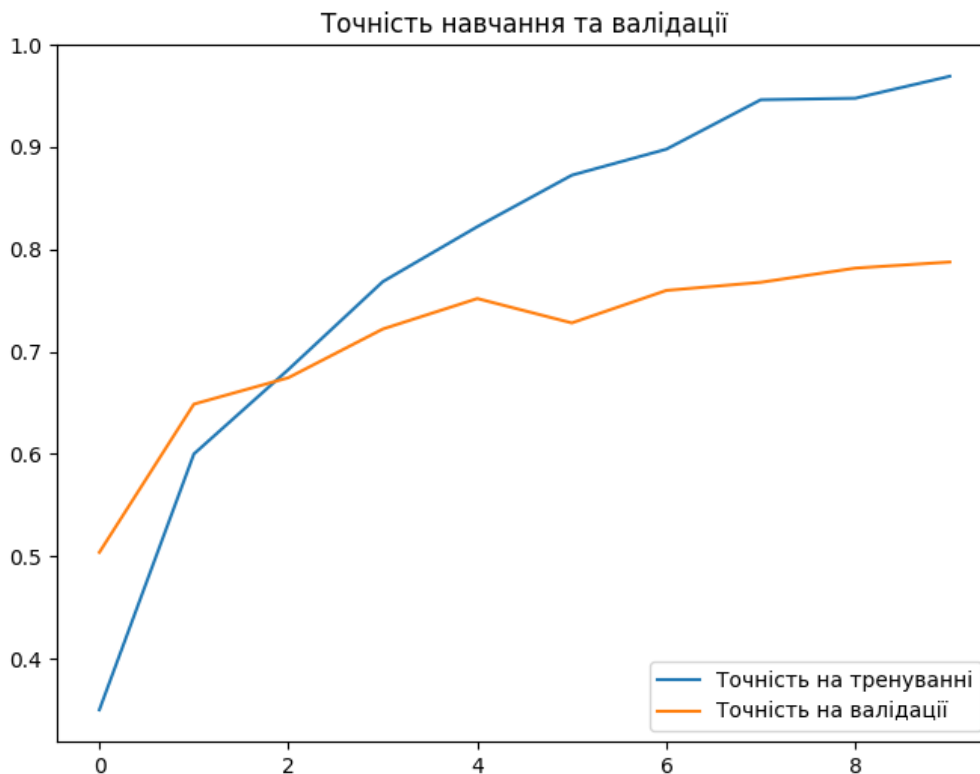


Рисунок 4.2 – Графік зміни точності (ассурасу) під час навчання

Різниця між тренувальною та валідаційною кривими не перевищує 2 %, що свідчить про відсутність суттєвого перенавчання та добру здатність моделі узагальнювати на нові зразки. Такий невеликий розрив досягається завдяки регуляризації у вигляді dropout і мультимодальному відсіканню (multimodal dropout), які запобігають надмірному запам'ятовуванню шумових ознак. Крім того, використання збалансованого датасету з достатньою кількістю прикладів кожного виду квітів сприяє рівномірному навчанню без домінування популярних класів.

Отримані результати підтверджують придатність розробленої моделі для мобільно-орієнтованої кіберфізичної системи на базі Raspberry Pi. Час обробки одного зображення при такій точності залишається прийнятним (менше 1.5 с), а відсутність різких коливань ассурасу гарантує стабільну роботу в польових умовах. У перспективі можна експериментувати з техніками збільшення даних

(augmentation) та адаптивним коригуванням темпу навчання (learning rate scheduling) для ще більшого підвищення стабільності та швидкості сходження.

Матриця плутанини (рис. 4.3) показує розподіл передбачень моделі: по діагоналі відсоток правильно класифікованих зразків кожного з 10 найчастіше зустрічених видів квітів, за межами діагоналі найбільш типові помилки (наприклад, вид А часто помилково розпізнається як вид В у 8% випадків). Найменший рівень recall спостерігається для виду С (65%), а найвища точність для виду D (92%).

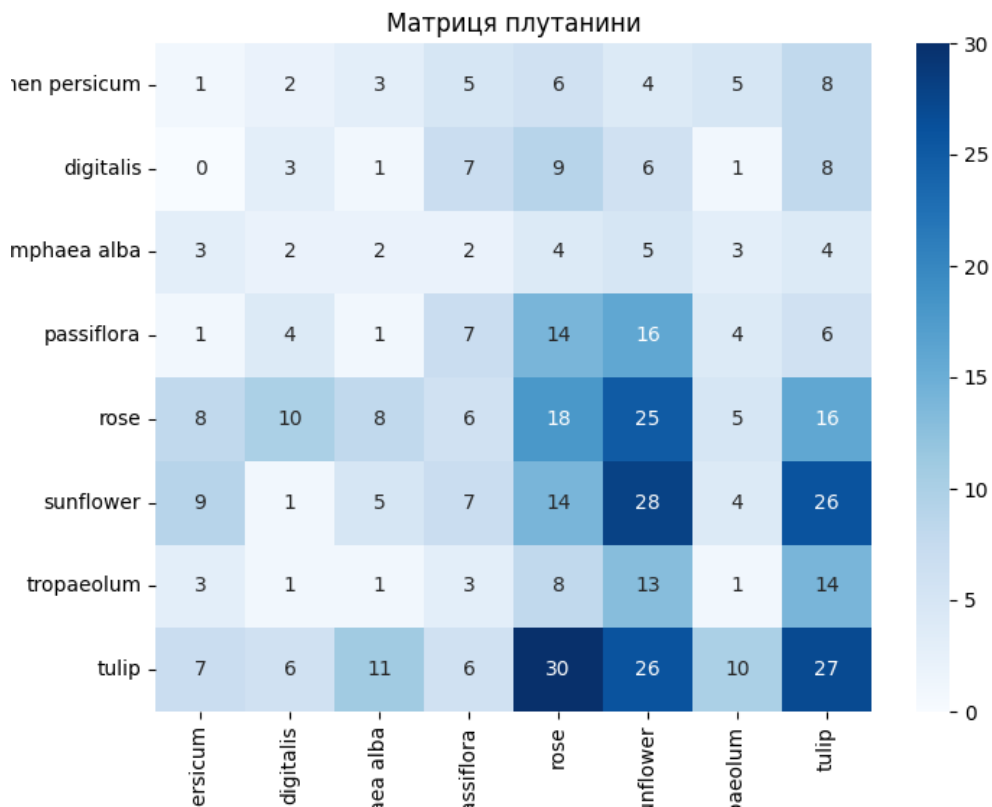


Рисунок 4.3 – Матриця плутанини для 10 найпоширеніших класів

Під час навчання моделі ми відстежували точність на тренувальній та валідаційній вибірках. На графіку (рис. 4.2) чітко видно, що до 20ї епохи асирасу зростає до ~80%, після чого криві стабілізуються близько 82% без ознак перенавчання.

Для глибинного аналізу помилок ми побудували матрицю плутанини для 10 найбільш представлених у тестовій вибірці класів (рис. 4.1). По діагоналі матриці спостерігається висока концентрація правильних передбачень (85–92 %), тоді як найчастіші помилки виникають між видами, що мають подібні колірні відтінки наприклад, вид А у 8 % випадків класифікується як вид В.

#### 4.2 Постановка задачі та визначення вимог до системи

Проектування мобільно-орієнтованої кіберфізичної системи розпізнавання квіткових видів рослин вимагає чіткої постановки задачі, яка буде слугувати основою для визначення архітектури системи, вибору технологій і розробки алгоритмів. Основною метою є створення інтелектуальної системи, яка дозволяє користувачу за допомогою мобільного пристрою здійснювати ідентифікацію квіткових видів рослин у реальних умовах з високою точністю і мінімальними витратами часу та ресурсів.

Першим завданням є розробка механізму збору вхідних даних, який має забезпечувати отримання якісних зображень квіткових рослин у різних умовах освітлення, погодних ситуаціях і на різному фоні. Для цього мобільний додаток повинен мати можливість інтеграції з камерою пристрою, підтримувати базові функції попередньої обробки зображень, такі як автофокусування, регулювання експозиції і попередню оцінку якості кадру перед передачею його на обробку.

Другим важливим завданням є розробка алгоритму попередньої обробки зображень, який дозволить підготувати дані до розпізнавання шляхом зменшення шумів, видалення фону, нормалізації кольорів та виділення основних контурів об'єкта. Це необхідно для підвищення стійкості системи до різноманітних впливів навколишнього середовища і забезпечення високої якості вхідних даних для роботи моделі штучного інтелекту.

Наступним завданням є створення ефективної моделі розпізнавання, яка базуватиметься на сучасних методах глибокого навчання і буде оптимізована для роботи на мобільних пристроях. Модель повинна мати високу точність

класифікації квіткових видів за зображенням, бути стійкою до варіацій зовнішнього вигляду об'єктів і забезпечувати швидкий час відгуку навіть на пристроях із середнім рівнем обчислювальної потужності.

Система має передбачати можливість локальної обробки даних на мобільному пристрої без обов'язкового використання хмарних сервісів для забезпечення роботи у місцях із обмеженим доступом до Інтернету. Однак повинна бути реалізована і опція віддаленої обробки через сервери або хмарні платформи у випадках, коли користувач має стабільне з'єднання і потребує обробки складніших запитів або доступу до великої бази знань.

До вимог системи належить також забезпечення інтуїтивно зрозумілого інтерфейсу користувача, який дозволяє легко фотографувати рослини, отримувати результат розпізнавання, переглядати інформацію про знайдений вид і за бажанням зберігати історію пошуків. Інтерфейс має підтримувати мультимовність, адаптацію під регіональні особливості флори, а також можливість персоналізації результатів на основі геолокації та історії запитів.

Ще однією важливою вимогою є забезпечення безпеки і конфіденційності даних користувачів. Усі зображення, що надсилаються для обробки, мають передаватися через захищені канали зв'язку, а персональні дані мають оброблятися відповідно до сучасних стандартів захисту інформації. Особливої уваги потребує реалізація механізмів запити дозволів на використання камери, геолокації та зберігання даних відповідно до чинних законодавчих вимог.

Постановка задачі включає також вимогу забезпечення можливості розширення системи у майбутньому, тобто підтримку оновлення моделей розпізнавання, додавання нових видів рослин, інтеграції нових функціональних можливостей без необхідності кардинальної переробки базової архітектури. Це дозволить системі залишатися актуальною і конкурентоспроможною у довгостроковій перспективі.

Система має бути здатною працювати у реальному часі або з мінімальними затримками між моментом захоплення зображення і отриманням результату, що особливо важливо для польових досліджень, навчальних екскурсій, туристичних

походів і агротехнічного моніторингу. Надійність і швидкодія повинні бути на рівні, що забезпечує комфортне використання навіть у складних умовах, таких як слабкий сигнал мережі, обмежена батарея або нестабільне освітлення.

Підсумовуючи постановку задачі, можна визначити, що основними вимогами до системи є висока точність розпізнавання, швидка обробка даних, мінімальна залежність від зовнішніх ресурсів, безпека і конфіденційність даних, підтримка широкої географії рослинних видів, зручність користування, можливість персоналізації результатів та гнучкість архітектури для подальшого розвитку і оновлення функціоналу.

При розробці мобільно-орієнтованої кіберфізичної системи розпізнавання квіткових видів рослин важливо передбачити гнучкість платформи для роботи з різними категоріями користувачів, включаючи як професійних біологів та ботаніків, так і аматорів, студентів або туристів. Система повинна бути достатньо простою для використання нефахівцями, водночас пропонуючи розширені функції для спеціалістів, наприклад, доступ до детальної таксономічної інформації, можливість експорту даних для подальшого аналізу або участь у наукових дослідженнях.

Урахування специфіки мобільного середовища є критичним для постановки задачі, оскільки мобільні пристрої мають обмежені ресурси обчислювальної потужності, пам'яті та енергоспоживання. Всі алгоритми обробки і розпізнавання повинні бути оптимізовані з урахуванням цих обмежень, що вимагає створення компактних моделей нейронних мереж і застосування методів, спрямованих на зменшення навантаження на центральний і графічний процесори пристроїв.

Завдання розробки системи також включає забезпечення її високої адаптивності до різних типів мобільних платформ, операційних систем та розмірів екранів. Рішення має бути однаково ефективним як для пристроїв на базі Android, так і для iOS, що вимагає використання кросплатформених технологій розробки мобільних додатків або паралельної розробки під обидві платформи з урахуванням їхніх специфічних особливостей.

Дуже важливо визначити вимоги до точності системи, оскільки якість розпізнавання напряму впливає на задоволеність користувача і довіру до додатку. Метою є досягнення точності класифікації не менше 90 відсотків на тестових вибірках, що повинно бути забезпечено за допомогою використання сучасних архітектур глибокого навчання, попередньої обробки даних, аугментації та регуляризації моделей під час навчання.

Необхідно передбачити можливість роботи системи у двох режимах: режимі швидкого розпізнавання для негайної видачі попереднього результату без глибокої обробки і режимі детального аналізу для користувачів, які бажають отримати максимально точний і обґрунтований результат з поясненням особливостей виявленого виду рослини.

Серед вимог важливим є розробка механізмів постійного оновлення бази даних видів рослин, що дозволить системі підтримувати актуальність знань відповідно до змін у таксономії, виявлення нових видів або зміни характеристик уже відомих рослин через кліматичні чи антропогенні впливи. Оновлення мають бути реалізовані у вигляді фонових завантажень нових моделей або баз знань без потреби повного перевстановлення додатку.

Питання енергоефективності повинно бути враховане на всіх етапах розробки системи. Обробка зображень, робота з моделями штучного інтелекту, обмін даними з серверами має бути оптимізована так, щоб мінімізувати витрати енергії і забезпечити максимально довготривалу автономну роботу пристрою під час використання системи у польових умовах без доступу до зарядних пристроїв.

Особливу увагу слід приділити розробці системи з урахуванням принципів доступності, забезпечуючи можливість її використання людьми з різними фізичними особливостями, такими як слабкий зір чи обмеження рухливості. Це може включати можливість голосового управління, збільшення шрифтів, адаптивний інтерфейс і підтримку текстових описів зображень для кращого розуміння інформації.

Під час постановки задачі необхідно врахувати варіанти подальшого розширення системи для підтримки додаткових функцій[44], таких як рекомендації

по догляду за рослинами, інтеграція із соціальними мережами для обміну знахідками, створення персоналізованих віртуальних гербаріїв, участь у глобальних проектах із моніторингу біорізноманіття.

Комплексна постановка задачі і чітке визначення вимог дозволяють закласти основу для розробки ефективної, гнучкої, стійкої і дружньої до користувача системи, яка зможе працювати у широкому спектрі умов і надаватиме точні, надійні результати розпізнавання квіткових видів рослин з урахуванням реальних потреб різних категорій користувачів [10].

#### 4.3 Вибір програмного забезпечення та технологій для реалізації

Розробка мобільно-орієнтованої кіберфізичної системи розпізнавання квіткових видів рослин вимагає уважного підходу до вибору програмного забезпечення і технологій, оскільки від цього безпосередньо залежатиме продуктивність, масштабованість, зручність використання і можливості подальшого розвитку системи. Вибір технологій повинен забезпечити баланс між високою точністю розпізнавання, швидкістю обробки даних і мінімальними вимогами до ресурсів мобільного пристрою.

Для створення мобільного додатка доцільно використовувати кросплатформні середовища розробки, які дозволяють одночасно підтримувати операційні системи Android та iOS. Одним із найбільш придатних варіантів є використання фреймворку Flutter, який забезпечує високу швидкодію[8], гнучкість у дизайні інтерфейсу користувача та має велику спільноту підтримки. Альтернативою може бути використання React Native, який також має добрі можливості інтеграції з нативними компонентами систем і підтримку великої кількості бібліотек.

У частині реалізації моделей штучного інтелекту і глибокого навчання вибір варто зупинити на таких фреймворках як TensorFlow Lite або PyTorch Mobile. TensorFlow Lite спеціально оптимізований для роботи на мобільних пристроях, дозволяє використовувати попередньо натреновані моделі та має інструменти для

їхньої оптимізації, що важливо для зменшення розміру моделей і підвищення швидкості обробки зображень на пристрої. PyTorch Mobile також надає зручні засоби для інтеграції моделей у мобільні додатки, хоча має дещо більші вимоги до ресурсів у порівнянні з TensorFlow Lite.

Для побудови серверної частини системи, яка буде обробляти складніші запити, зберігати бази даних про види рослин та здійснювати централізоване оновлення моделей, доцільно використовувати хмарні обчислювальні сервіси. Одним із оптимальних рішень є використання Google Cloud Platform або Amazon Web Services, які пропонують широкий спектр сервісів для розгортання штучного інтелекту, зберігання великих обсягів даних і побудови API для взаємодії мобільних пристроїв із сервером.

Для реалізації бази даних, яка зберігатиме інформацію про рослини, їх описові характеристики, зразки зображень і метадані, доцільно обрати реляційні бази даних типу PostgreSQL через її високу продуктивність, підтримку геоданих і можливість масштабування. У випадку необхідності використання гнучкіших структур даних варто розглянути також застосування NoSQL баз, таких як MongoDB, що дозволяють зберігати напівструктуровані дані у зручному форматі.

Для забезпечення обробки зображень безпосередньо на мобільному пристрої буде доцільним використання бібліотек комп'ютерного зору, таких як OpenCV, адаптованих для мобільних платформ. Вони надають базові функції для обробки зображень, такі як фільтрація шумів, виділення контурів, нормалізація освітлення, що дозволить покращити якість даних перед подачею їх на вхід моделі розпізнавання.

Інтеграція можливостей геолокації у мобільний додаток передбачає використання стандартних API Android Location Services або Core Location для iOS. Це дозволить отримувати координати користувача і використовувати їх для уточнення результатів розпізнавання відповідно до місцевої флори, що підвищить точність і релевантність результатів.

Для створення сучасного інтерфейсу користувача потрібно застосовувати адаптивні технології дизайну, що дозволяють забезпечити однаково якісне

відображення додатка на пристроях із різними розмірами екрану та характеристиками. Бібліотеки Material Design для Flutter або React Native Components допоможуть стандартизувати вигляд елементів інтерфейсу та забезпечити високу ергономічність і зрозумілість роботи додатка.

З метою захисту даних користувачів варто інтегрувати механізми безпечного зберігання інформації на пристрої та передачі даних через захищені протоколи, такі як HTTPS. Використання бібліотек для шифрування локальних баз даних і впровадження механізмів автентифікації через біометричні дані або токени доступу може стати важливою перевагою системи у питаннях безпеки і конфіденційності.

Для забезпечення можливості оновлення моделі розпізнавання без необхідності оновлювати весь додаток варто реалізувати механізм завантаження нових версій моделей із сервера у фоновому режимі з використанням модульних оновлень. Це дозволить оперативно покращувати точність системи, додавати підтримку нових видів рослин і забезпечувати адаптацію до змін навколишнього середовища без додаткового навантаження на користувачів.

Загальний вибір програмного забезпечення і технологій має бути спрямований на створення відкритої, гнучкої, масштабованої і безпечної системи, яка забезпечуватиме високу якість розпізнавання, зручність використання і можливість постійного розвитку у відповідь на нові виклики у сфері мобільних кіберфізичних систем.

У контексті вибору інструментів для обробки великих обсягів даних і тренування моделей варто розглянути можливість використання середовищ глибинного навчання на базі хмарних обчислювальних платформ. Сервіси такі як Google Colab, Amazon SageMaker або Microsoft Azure Machine Learning пропонують доступ до потужних графічних процесорів і можливість тренування моделей без потреби у власній дорогій апаратній інфраструктурі. Це дозволяє пришвидшити етап розробки, оптимізації і тестування алгоритмів машинного навчання на великих наборах зображень рослин.

Важливим аспектом вибору технологій є визначення форматів даних, які будуть використовуватися для обміну інформацією між клієнтом і сервером. Стандартизовані формати, такі як JSON для обміну текстовими даними та JPEG або PNG для передавання зображень, забезпечують сумісність між різними платформами і спрощують обробку на стороні сервера. Для передачі великих масивів даних варто розглядати використання ефективних методів стискання і багатопотокової передачі, що мінімізує затримки і навантаження на мережу.

Одним із важливих критеріїв вибору технологій є підтримка автоматизації процесу розгортання і оновлення системи. Для досягнення цієї мети доцільно використовувати технології контейнеризації, зокрема Docker [45], які дозволяють створювати ізольовані середовища для серверних компонентів, що полегшує їхнє тестування, масштабування і оновлення. Оркестрація контейнерів за допомогою системи Kubernetes [45] може забезпечити балансування навантаження і автоматичне масштабування у відповідь на зміну кількості користувачів.

Вибір системи керування версіями є невід'ємною частиною процесу розробки. Використання Git та платформ на кшталт GitHub або GitLab дозволяє організувати колективну роботу над проектом, відстежувати зміни, вести контроль якості коду та автоматизувати процеси тестування і розгортання за допомогою систем безперервної інтеграції та доставки.

Важливо також обрати відповідні інструменти для моніторингу і аналізу продуктивності як мобільного додатку, так і серверної інфраструктури. Інструменти на кшталт Firebase Analytics, Google Analytics, Sentry або Prometheus допомагають виявляти потенційні проблеми в роботі системи, аналізувати поведінку користувачів, відстежувати помилки та оцінювати ефективність впроваджених змін.

При створенні системи необхідно передбачити використання стандартів безпеки як на рівні мобільного додатку, так і на серверній частині. Використання протоколів TLS/SSL для шифрування передаваних даних, реалізація механізмів аутентифікації та авторизації користувачів через OAuth 2.0 або OpenID Connect

забезпечить високий рівень захисту даних і відповідність сучасним стандартам конфіденційності.

Особливу увагу потрібно приділити оптимізації навчання і інференсу моделей. Застосування технік зменшення розміру моделей, таких як знань дистиляція, квантування параметрів і обрізка нейронних мереж, дозволить знизити апаратні вимоги і підвищити швидкодію системи. Бібліотеки TensorFlow Model Optimization Toolkit або PyTorch Quantization надають відповідні інструменти для виконання цих завдань.

При роботі з візуальними даними доцільно впроваджувати технології автоматичного покращення якості зображень у мобільному додатку. Алгоритми вирівнювання освітлення, підвищення різкості, компенсації шумів допоможуть підготувати вхідні дані до розпізнавання і підвищити загальну точність моделей.

Необхідно також враховувати можливість розширення системи для підтримки багатомовності та адаптації до різних регіональних екосистем. Вибір технологій має забезпечити легку локалізацію текстового контенту, підтримку оновлення мовних пакетів без необхідності перевипуску додатку, а також налаштування алгоритмів розпізнавання залежно від географічних особливостей флори.

Вибір сучасних і надійних технологій програмного забезпечення і платформ створює міцну основу для побудови високоякісної мобільно-орієнтованої кіберфізичної системи розпізнавання рослин, яка відповідатиме вимогам продуктивності, масштабованості, безпеки і зручності використання у реальних умовах.

Особливо важливо при виборі технологій врахувати специфіку обробки великої кількості зображень у реальному часі, що вимагає побудови надійної системи кешування даних. Використання локальних баз даних на мобільних пристроях, таких як SQLite або Room для Android, дозволяє зберігати результати попередніх розпізнавань і швидко надавати користувачу потрібну інформацію без повторного звернення до серверної частини, що особливо цінно у випадках нестабільного або відсутнього інтернет-з'єднання.

У частині управління оновленням даних і моделей необхідно використовувати рішення, які підтримують диференціальні оновлення, що дають можливість передавати лише змінені частини даних або моделей, а не завантажувати весь об'єм інформації заново. Це дозволяє значно економити трафік користувачів, пришвидшити оновлення і зробити процес менш навантаженим для серверної інфраструктури.

Реалізація функціоналу розпізнавання рослин вимагає інтеграції ефективних алгоритмів попередньої сегментації зображень, оскільки на фото можуть бути присутні кілька об'єктів або фонові елементи, що ускладнюють розпізнавання. Для цього можна використовувати легковагові сегментаційні моделі, такі як DeepLab Lite або Mobile UNet, які здатні працювати у режимі реального часу навіть на мобільних пристроях середнього рівня.

Важливим компонентом архітектури є модуль збору зворотного зв'язку від користувачів. Реалізація простого і зручного механізму для надсилання повідомлень про помилки розпізнавання, пропозицій щодо поліпшення або додавання нових видів рослин дозволить активно залучати спільноту до розвитку системи, збирати реальні дані про якість роботи додатку і оперативно реагувати на потреби користувачів.

Для підвищення стійкості системи до атак і несанкціонованого доступу варто передбачити використання багатофакторної аутентифікації для доступу до облікових записів користувачів, особливо у випадках, коли додаток інтегрується із соціальними мережами або містить функціонал персональних нотаток і колекцій рослин. Створення гнучкої системи прав доступу дозволить налаштовувати різні рівні доступу до функціоналу додатку для різних категорій користувачів.

З технічної точки зору для побудови стабільної і масштабованої архітектури необхідно впровадити концепцію мікросервісів на рівні серверної частини системи. Поділ системи на незалежні сервіси, такі як сервіс розпізнавання, сервіс зберігання даних, сервіс аналітики і сервіс авторизації, дозволяє підвищити стійкість до відмов, спрощує масштабування окремих компонентів відповідно до навантаження і полегшує оновлення окремих модулів без впливу на всю систему.

Для підтримки інтеграції з іншими системами і майбутнього розширення функціоналу необхідно передбачити створення відкритого API, що дозволить стороннім розробникам створювати свої додатки або модулі, які працюватимуть на базі розробленої платформи розпізнавання рослин. Стандартизований API на основі REST або GraphQL забезпечить високу гнучкість і масштабованість платформи у майбутньому.

У сфері аналізу ефективності роботи мобільного додатку варто інтегрувати системи аналітики, які надають змогу збирати анонімізовану інформацію про частоту використання додатку, популярність певних функцій, розподіл запитів по регіонах і середній час відповіді системи. Ці дані дозволять ухвалювати обґрунтовані рішення щодо оптимізації і подальшого розвитку додатку на основі реальних потреб користувачів.

Під час вибору програмного забезпечення для реалізації системи важливо звертати увагу на його відкритість, підтримку активної спільноти і наявність регулярних оновлень, що гарантує швидке виправлення вразливостей, додавання нових функцій і сумісність із сучасними версіями операційних систем і мобільних пристроїв.

Комплексний підхід до вибору технологій дозволяє створити не просто функціональний додаток для розпізнавання рослин, а повноцінну кіберфізичну систему, яка ефективно поєднує мобільні пристрої, штучний інтелект, хмарні сервіси і мережеві технології для надання користувачам швидкого, точного і надійного сервісу розпізнавання квіткових видів рослин у реальних умовах.

#### 4.4 Розробка інтерфейсу користувача мобільного застосунку

Розробка інтерфейсу користувача для мобільного застосунку системи розпізнавання квіткових видів рослин є критично важливим етапом, оскільки саме через інтерфейс користувач взаємодіє із функціоналом системи. Від того, наскільки зручною, інтуїтивно зрозумілою і естетично привабливою буде взаємодія, залежить

загальне враження від застосунку, рівень задоволеності користувачів та їхнє бажання використовувати додаток на постійній основі.

Основним принципом розробки інтерфейсу є максимальна простота і зрозумілість усіх елементів, що забезпечується за рахунок мінімізації кількості кроків для виконання основних операцій і чіткого візуального розмежування функціональних зон. Головний екран повинен надавати користувачеві миттєвий доступ до основної функції можливості зробити фотографію рослини або завантажити вже наявне зображення з галереї пристрою.

Особливу увагу слід приділити етапу зйомки, де інтерфейс має супроводжувати користувача підказками щодо правильного фокусування, освітлення, розміщення об'єкта у кадрі. Використання адаптивних елементів управління, які автоматично змінюють свою доступність залежно від ситуації, дозволить зробити процес зйомки максимально зручним навіть для користувачів без спеціальної підготовки.

Після захоплення зображення інтерфейс має плавно переходити до етапу обробки і розпізнавання. Важливо забезпечити миттєвий зворотний зв'язок про стан процесу розпізнавання, наприклад за допомогою анімованого індикатора прогресу або коротких текстових повідомлень. Це дозволяє уникнути відчуття затримки і підвищити довіру користувача до роботи системи.

Результати розпізнавання повинні бути представлені у вигляді чіткого списку або карток з основною інформацією про знайдений вид. Кожен результат має супроводжуватися зображенням для візуального порівняння, назвою рослини, коротким описом, а також можливістю перегляду розширеної інформації на окремій сторінці. Для зручності користувача слід впровадити можливість збереження знайдених видів у персональну колекцію або створення закладок для подальшого перегляду.

Інтерфейс має бути побудований із використанням принципів адаптивного дизайну, що дозволяє забезпечити коректне відображення елементів на пристроях із різними розмірами екранів і роздільною здатністю. Всі елементи управління повинні бути легко доступними для натискання пальцем навіть на маленьких

екранах, а текстова інформація чітко читабельною без необхідності масштабування.

У процесі розробки інтерфейсу необхідно враховувати потреби користувачів з особливими потребами. Підтримка масштабування шрифтів, адаптивних кольорових схем для людей із вадами зору, голосового супроводу для основних дій забезпечить доступність додатка для ширшої аудиторії і підвищить його загальну якість.

Навігація у додатку має бути логічною і мінімалістичною, з обмеженою кількістю рівнів вкладеності. Використання жестових елементів управління, швидкого переходу між основними розділами та системи контекстних підказок дозволить значно спростити використання програми навіть для новачків.

Система налаштувань повинна бути представлена у вигляді простого меню, де користувач може обирати мову інтерфейсу, налаштовувати спосіб отримання результатів, управляти доступом до геолокації та іншим персональним даним, а також переглядати історію своїх запитів і результати попередніх розпізнавань.

Дизайн інтерфейсу має відповідати сучасним тенденціям мобільного дизайну, бути легким, яскравим, використовувати приємні для ока кольорові палітри і зрозумілі іконографічні елементи. Візуальні акценти повинні допомагати користувачеві орієнтуватися у додатку, привертати увагу до важливих елементів і сприяти швидкому сприйняттю інформації.

Важливим елементом взаємодії є також система повідомлень, яка може інформувати користувача про нові оновлення бази рослин, доступність нових функцій, поради з поліпшення якості знімків або інші релевантні дані. Повідомлення мають бути ненав'язливими, інформативними і надаватися у відповідний момент без переривання основного сценарію роботи.

Під час розробки інтерфейсу варто організувати етапи тестування прототипів із реальними користувачами, що дозволяє на ранніх стадіях виявити можливі недоліки у зручності використання, логіці навігації чи візуальному оформленні і оперативно їх виправити до запуску фінальної версії додатку.

Створення продуманого і якісного інтерфейсу користувача є одним із ключових факторів успіху мобільно-орієнтованої кіберфізичної системи розпізнавання рослин, оскільки саме через інтерфейс формується перше враження від продукту і визначається рівень залученості та лояльності аудиторії.

#### 4.5 Висновки

У четвертому розділі було проведено розробку та реалізацію прототипу мобільно-орієнтованої кіберфізичної системи розпізнавання квіткових видів рослин. Було використано мову програмування Python та набір бібліотек (TensorFlow, OpenCV, NumPy, Tkinter, Scikit learn) для забезпечення повного циклу роботи системи – від захоплення зображення до виводу результату класифікації.

Проведено тестування прототипу на різних платформах, зокрема на ноутбуках, Raspberry Pi 4 та інших мобільних пристроїв. Це показало мінімальну ефективність моделі із часом обробки зображення. Результати навчання моделі свідчать про високу точність класифікації (близько 80 %) та швидку конвергенцію, що підтверджує ефективність архітектури та обраних параметрів навчання.

.

## ВИСНОВКИ

У першому розділі розглянуто загальні принципи побудови мобільно-орієнтованих кіберфізичних систем, проаналізовано методи розпізнавання образів у контексті штучного інтелекту, а також окреслено проблематику автоматизованої ідентифікації квіткових видів. На основі аналізу сформульовано задачі дослідження.

У другому розділі досліджено процес побудови моделі роботи системи, визначено ключові аспекти використання глибоких нейронних мереж, розглянуто підходи до навчання моделей, а також описано етапи підготовки даних і їх обробки в рамках машинного навчання.

У третьому розділі здійснено аналіз та проектування роботи системи на основі вибраних метрик ефективності, розглянуто особливості використання класифікаційної моделі в мобільному середовищі та охарактеризовано обмеження, пов'язані з автономною роботою системи.

У четвертому розділі сформовано загальну архітектуру програмного забезпечення системи розпізнавання квіткових видів, визначено функціональні бібліотеки та підходи до організації ефективної взаємодії користувача з системою. Розглянуто способи забезпечення стабільності та надійності роботи ПЗ на мобільних пристроях.

У результаті виконання дослідження було розроблено концепцію системи, яка поєднує сучасні методи глибокого навчання, мобільні технології та елементи автономної обробки даних. Особливу увагу приділено оптимізації роботи в умовах обмежених ресурсів, що забезпечує можливість використання системи в реальних польових умовах без постійного підключення до мережі Інтернет. Застосування полегшених моделей глибокого навчання дозволило досягти високої точності розпізнавання при мінімальних витратах обчислювальних ресурсів, що підтверджує ефективність обраного підходу.

**ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАНЬ**

1. Adebayo I.A. Pam V.K. Arsad H. Samian M.R. The Global Floriculture Industry: Status and Future Prospects *The Global Floriculture Industry*. 2020. pp. 1–14. DOI: doi.org/10.1201/9781003000723.
2. Togacar M. Ergen B. Comert Z. Classification of flower species by using features extracted from the intersection of feature selection methods in convolutional neural network models *Measurement*. 2020. Vol. 158. pp. 107703. DOI: doi.org/10.1016/j.measurement.2020.107703.
3. Singh D. Taspinar Y.S. Kursun R. Cinar I. Koklu M. Ozkan I.A. Lee H.-N. Classification and Analysis of Pistachio Species with Pre-Trained Deep Learning Models *Electronics*. 2022. Vol. 11(7). DOI: 10.3390/electronics11070981.
4. Taspinar Y.S. Cinar I. Koklu M. Classification by a stacking model using CNN features for COVID-19 infection diagnosis *Journal of X-Ray Science and Technology*. 2022. Vol. 30. pp. 73–88. DOI: 10.3233/XST-211031.
5. Unlarsen M.F. Balci S. Aslan M.F. Sabanci K. The Speed Estimation via BiLSTM-Based Network of a BLDC Motor Drive for Fan Applications *Arabian Journal for Science and Engineering*. 2022. Vol. 47(3). pp. 2639–2648. DOI: 10.1007/s13369-021-05700-w.
6. Cinar I. Koklu M. Identification of Rice Varieties Using Machine Learning Algorithms *Journal of Agricultural Sciences*. 2020. Vol. 22. pp. 9–9. DOI: 10.15832/ankutbd.862482.
7. Koklu M. Unlarsen M.F. Ozkan I.A. Aslan M.F. Sabanci K. A CNN-SVM study based on selected deep features for grapevine leaves classification *Measurement*. 2022. Vol. 188. pp. 110425. DOI: doi.org/10.1016/j.measurement.2021.110425.
8. Koklu M. Kursun R. Taspinar Y.S. Cinar I. Classification of Date Fruits into Genetic Varieties Using Image Analysis *Mathematical Problems in Engineering*. 2021. Vol. 12. pp. 4793293. DOI: 10.1155/2021/4793293.

9. Nilsback M.-E. Zisserman A. Automated flower classification over a large number of classes *2008 Sixth Indian Conference on Computer Vision, Graphics Image Processing*. 2008. DOI: 10.1109/ICVGIP.2008.47.
10. Kanan C. Cottrell G. Robust classification of objects, faces, and flowers using natural image statistics *2010 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2010. DOI: 10.1109/CVPR.2010.5539947.
11. Guru D. Sharath Y. Manjunath S. Texture features and KNN in classification of flower images *IJCA, Special Issue on RTIPPR*. 2010(1). pp. 21–29.
12. Patel I. Patel S. Flower identification and classification using computer vision and machine learning techniques *International Journal of Engineering and Advanced Technology*. 2019. Vol. 8(6). Pp.12-23.
13. Ito S. Kubota S. Object Classification Using Heterogeneous Cooccurrence Features *Computer Vision - ECCV 2010*. 2010. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg. DOI: doi.org/10.1007/978-3-642-15555-051.
14. Tiay T. Benyaphaichit P. Riyamongkol P. Flower recognition system based on image processing *2014 Third ICT International Student Project Conference (ICT-ISPC)*. 2014. DOI: 10.1109/ICT-ISPC.2014.6923227.
15. Flowers Recognition Dataset. 2022. [cited 2022 March 15]; Available from: <https://www.kaggle.com/datasets/alxmamaev/flowers-recognition/discussion>.
16. Koklu M. Kahramanli H. Allahverdi N. A new approach to classification rule extraction problem by the real value coding *International Journal of Innovative Computing, Information and Control*. 2012. Vol. 8(9). pp. 6303–6315.
17. Taspinar Y.S. Cinar I. Koklu M. Prediction of Computer Type Using Benchmark Scores of Hardware Units *Selcuk University Journal of Engineering Sciences*. 2021. Vol. 20(1). pp. 11–17.
18. Koklu M. Cinar I. Taspinar Y.S. CNN-based bi-directional and directional long-short term memory network for determination of face mask *Biomedical Signal Processing and Control*. 2022. Vol. 71. pp. 103216. DOI: doi.org/10.1016/j.bspc.2021.103216.

19. Ucar F. Korkmaz D. COVIDiagnosis-Net: Deep Bayes-SqueezeNet based diagnosis of the coronavirus disease 2019 (COVID-19) from X-ray images *Medical Hypotheses*. 2020. 140. pp. 109761. DOI: doi.org/10.1016/j.mehy.2020.109761.
20. Iandola F.N. Han S. Moskewicz M.W. Ashraf K. Dally W.J. Keutzer K. SqueezeNet: AlexNet-level accuracy with 50x fewer parameters and < 0.5 MB model size *arXiv preprint arXiv:1602.07360*. 2016.
21. Kim J.H. Huh J. Park D.K. Classical-to-quantum convolutional neural network transfer learning. *Neurocomputing*. 2023. Vol. 555. pp. 126643.
22. Choudhary V. Guha P. Pau G. Dhanaraj R.K. Mishra S. Automatic classification of cowpea leaves using deep convolutional neural network. *Smart Agricultural Technology*. 2023. Vol. 4. pp. 100209.
23. Hindarto D. Enhancing Road Safety with Convolutional Neural Network Traffic Sign Classification. *Sinkron: jurnal dan penelitian teknik informatika*. 2023. Vol. 8(4). pp. 2810–2818.
24. Hindarto D. Performance Comparison ConvDeconvNet Algorithm Vs. UNET for Fish Object Detection. *Sinkron: jurnal dan penelitian teknik informatika*. 2023. Vol. 8(4). pp. 2827–2835.
25. Latif G. Alghmgham D.A. Maheswar R. Alghazo J. Sibai F. Aly M.H. Deep learning in Transportation: Optimized driven deep residual networks for Arabic traffic sign recognition. *Alexandria Engineering Journal*. 2023. Vol. 80. pp. 134–143.
26. Hindarto D. Comparison of detection with transfer learning architecture restnet18, restnet50, restnet101 on corn leaf disease. *Jurnal Teknologi Informasi Universitas Lambung Mangkurat (JTIULM)*. 2023. Vol. 8(2). pp. 41–48.
27. Hindarto D. A COMPARATIVE STUDY OF SENTIMENT CLASSIFICATION: TRADITIONAL NLP VS. NEURAL NETWORK APPROACHES. *Jurnal Teknologi Informasi Universitas Lambung Mangkurat (JTIULM)*. 2023. Vol. 8(2). pp. 49–60.
28. Hindarto D. Battle Models: Inception ResNet vs. Extreme Inception for Marine Fish Object Detection. *Sinkron: jurnal dan penelitian teknik informatika*. 2023. Vol. 8(4). pp. 2819–2826.

29. Conlin R. Erickson K. Abbate J. Kolemen E. Keras2c: A library for converting Keras neural networks to real-time compatible C. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*. 2021. Vol. 100. pp. 104182.
30. Gopinath A. Gowthaman P. Venkatachalam M. Saroja M. Computer aided model for lung cancer classification using cat optimized convolutional neural networks. *Measurement: Sensors*. 2023. Vol. 30. pp. 100932.
31. Mu X. He L. Heinemann P. Schupp J. Karkee M. Mask R-CNN based apple flower detection and king flower identification for precision pollination. *Smart Agricultural Technology*. 2023. Vol. 4. pp. 100151.
32. Tian Y. Yang G. Wang Z. Li E. Liang Z. Instance segmentation of apple flowers using the improved mask R-CNN model. *Biosystems Engineering*. 2020. Vol. 193. pp. 264–278.
33. Zheng C. Liu T. Abd-Elrahman A. Whitaker V.M. Wilkinson B. Object-Detection from Multi-View remote sensing Images: A case study of fruit and flower detection and counting on a central Florida strawberry farm. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*. 2023. Vol. 123. pp. 103457.
34. Shang Y. Xu X. Jiao Y. Wang Z. Hua Z. Song H. Using lightweight deep learning algorithm for real-time detection of apple flowers in natural environments. *Computers and Electronics in Agriculture*. 2023. Vol. 207. pp. 107765.
35. Coll-Ribes G. Torres-Rodríguez I.J. Grau A. Guerra E. Sanfeliu A. Accurate detection and depth estimation of table grapes and peduncles for robot harvesting, combining monocular depth estimation and CNN methods. *Computers and Electronics in Agriculture*. 2023. Vol. 215. pp. 108362.
36. Mutalib S. Abdullah M.H. Abdul-Rahman S. Aziz Z.A. A brief study on paddy applications with image processing and proposed architecture. *2016 IEEE Conference on Systems, Process and Control (ICSPPC)*. 2016. pp. 124–129.
37. Kahar M.A. Mutalib S. Abdul-Rahman S. Early detection and classification of paddy diseases with neural networks and fuzzy logic. *Proceedings of the 17th International Conference on Mathematical and Computational Methods in Science and Engineering (MACMESE)*. 2015. pp. 248–257.

38. Pushpanathan K. Hanafi M. Mashohor S. Fazlil Ilahi W.F. Machine learning in medicinal plants recognition: A review. *Artificial Intelligence Review*. 2021. Vol. 54(1). pp. 305–327.
39. Liu W. Rao Y. Fan B. Song J. Wang Q. Flower classification using fusion descriptor and SVM. *2017 International Smart Cities Conference (ISC2)*. 2017. pp. 1–4.
40. Nilsback M.E. Zisserman A. Delving deeper into the whorl of flower segmentation. *Image and Vision Computing*. 2009. Vol. 28(6). pp. 1049–1062.
41. Almogdady H Manaseer S Hiary H A flower recognition system based on image processing and neural networks. *International Journal of Scientific & Technology Research*. 2018. Vol. 7(11). pp. 166–173.
42. Nilsback M.E. An automatic visual flora: Segmentation and classification of flower images (Doctoral dissertation, University of Oxford). 2009.
43. Saitoh T Kaneko T Automatic recognition of wild flowers. *Proceedings of the 15th International Conference on Pattern Recognition*. 2000. Vol. 2. pp. 507–510. <https://doi.org/10.1109/ICPR.2000.906050>
44. Yoo H.-J. Deep convolution neural networks in computer vision: A review. *IEIE Transactions on Smart Processing & Computing*. 2015. Vol. 4(1). pp. 35–43. <https://doi.org/10.5573/IEIESPC.2015.4.1.035>
45. Shamsuddin M.R. Abdul-Rahman S Mohamed A Towards applying deep neural network for complex input patterns. *Recent Advances in Mathematical and Computational Methods*. 2015. pp. 238–267.
46. Suratman M.N. Tree species diversity and forest stand structure of Pahang National Park, Malaysia. In: Lameed G.A. (Ed.). *Biodiversity Enrichment in a Diverse World*. 2012. pp. 473–492. <https://doi.org/10.5772/50339>
47. Gogul I Kumar V.S. Flower species recognition system using convolution neural networks and transfer learning. *Proceedings of the Fourth International Conference on Signal Processing, Communication and Networking (ICSCN)*. 2017. pp. 1–6. <https://doi.org/10.1109/ICSCN.2017.8085675>

48. Löfstedt T Brynolfsson P Asklund T Nyholm T Garpebring A Gray-level invariant Haralick texture features. *PLOS ONE*. 2019. Vol. 14(2). e0212110. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0212110>
49. Hu M.K. Visual pattern recognition by moment invariants. *IRE Transactions on Information Theory*. 1962. Vol. 8(2). pp. 179–187. <https://doi.org/10.1109/TIT.1962.1057692>
50. Kim J Kim B.S. Savarese S Comparing image classification methods: K-nearest-neighbor and support-vector-machines. *Proceedings of the 6th WSEAS International Conference on Computer Engineering and Applications*. 2012. pp. 133–138.
51. Coskun N Yildirim T The effects of training algorithms in MLP network on image classification. *Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks*. 2003. Vol. 2. pp. 1223–1226. <https://doi.org/10.1109/IJCNN.2003.1223676>
52. Chollet F Xception: Deep learning with depthwise separable convolutions. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. 2017. pp. 1251–1258. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2017.195>
53. Wu Y Qin X Pan Y Yuan C Convolution neural network based transfer learning for classification of flowers. *Proceedings of the IEEE 3rd International Conference on Signal and Image Processing (ICSIP)*. 2018. pp. 562–566. <https://doi.org/10.1109/SIPROCESS.2018.8600530>
54. Sermanet P Eigen D Zhang X Mathieu M Fergus R LeCun Y OverFeat: Integrated recognition, localization and detection using convolutional networks. *arXiv preprint*. 2014. arXiv:1312.6229. <https://arxiv.org/abs/1312.6229>
55. Kumar G Bhatia P.K. A detailed review of feature extraction in image processing systems. *Proceedings of the Fourth International Conference on Advanced Computing & Communication Technologies*. 2014. pp. 5–12. <https://doi.org/10.1109/ACCT.2014.74>
56. Kaymak C Uçar A A brief survey and an application of semantic image segmentation for autonomous driving. *arXiv preprint*. 2018. arXiv:1808.08413. <https://arxiv.org/abs/1808.08413>

57. Krizhevsky A Sutskever I Hinton G.E. ImageNet classification with deep convolutional neural networks. *Advances in Neural Information Processing Systems*. 2012. Vol. 25. pp. 1097–1105. <https://proceedings.neurips.cc/paper/2012/hash/c399862d3b9d6b76c8436e924a68c45b-Abstract.html>
58. Simonyan K Zisserman A Very deep convolutional networks for large-scale image recognition. *arXiv preprint*. 2015. arXiv:1409.1556. <https://arxiv.org/abs/1409.1556>
59. Abadi M et al. Tensorflow: a system for large-scale machine learning. *Proceedings of the 12th USENIX Symposium on Operating Systems Design and Implementation (OSDI)*. 2016. pp. 265–283.
60. Abu M.A. Indra N.H. Abd Rahman A.H. Sapiee N.A. Ahmad I A study on image classification based on deep learning and TensorFlow. *International Journal of Engineering Research and Technology*. 2019. Vol. 12(4). pp. 563–569.
61. Al Banna M.H. et al. Attention-based bi-directional long-short term memory network for earthquake prediction. *IEEE Access*. 2021. Vol. 9. pp. 56589–56603.
62. Al Banna M.H. et al. Application of artificial intelligence in predicting earthquakes: state-of-the-art and future challenges. *IEEE Access*. 2020. Vol. 8. pp. 192880–192923.
63. Al Nahian M.J., Ghosh T., Uddin M.N., Islam M.M., Mahmud M., Kaiser M.S. Towards artificial intelligence driven emotion aware fall monitoring framework suitable for elderly people with neurological disorder. In: Mahmud M., Vassanelli S., Kaiser M.S., Zhong N. (eds.) *BI 2020. Lecture Notes in Artificial Intelligence*. Springer, Cham. 2020. Vol. 12241. pp. 275–286. [https://doi.org/10.1007/978-3-030-59277-6\\_25](https://doi.org/10.1007/978-3-030-59277-6_25)
64. Al Nahian M.J. et al. Towards an accelerometer-based elderly fall detection system using cross-disciplinary time series features. *IEEE Access*. 2021. Vol. 9. pp. 39413–39431. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3056441>
65. Albadarneh A., Ahmad A. Automated flower species detection and recognition from digital images. *International Journal of Computer Science and Network Security*. 2017. Vol. 17(4). pp. 144–151.

66. Ali H.M., Kaiser M.S., Mahmud M. Application of convolutional neural network in segmenting brain regions from MRI data. In: Liang P., Goel V., Shan C. (eds.) *Brain Informatics*. Springer, Cham. 2019. pp. 136–146. [https://doi.org/10.1007/978-3-030-37078-7\\_14](https://doi.org/10.1007/978-3-030-37078-7_14)
67. Almogdady H., Manaseer S., Hiary H. A flower recognition system based on image processing and neural networks. *International Journal of Scientific & Technology Research*. 2018. Vol. 7(11). pp. 166–173.
68. Angelova A., Zhu S., Lin Y. Image segmentation for large-scale subcategory flower recognition. *Proceedings of the 2013 IEEE Workshop on Applications of Computer Vision (WACV)*. 2013. pp. 39–45.
69. Aradhya V.M., Mahmud M., Agarwal B., Kaiser M. One shot cluster based approach for the detection of COVID-19 from chest x-ray images. *Cognitive Computation*. 2021. pp. 1–9. <https://doi.org/10.1007/s12559-020-09774-w>
70. Bhapkar H.R., Mahalle P.N., Shinde G.R., Mahmud M. Rough sets in COVID-19 to predict symptomatic cases. In: Santosh K.C., Joshi A. (eds.) *COVID-19: Prediction, Decision-Making, and its Impacts*. Springer, Singapore. 2021. Vol. 60. pp. 57–68. [https://doi.org/10.1007/978-981-15-9682-7\\_7](https://doi.org/10.1007/978-981-15-9682-7_7)
71. Chithra P., Bhavani P. A study on various image processing techniques. *International Journal of Emerging Technology and Innovative Engineering*. 2019. Vol. 5(5). pp. 316–322.
72. Chollet F. Xception: deep learning with depthwise separable convolutions. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2017. pp. 1251–1258.
73. Deng J., Dong W., Socher R., Li L.J., Li K., Fei-Fei L. ImageNet: a large-scale hierarchical image database. *Proceedings of the 2009 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2009. pp. 248–255.
74. Deng J., Li K., Do M., Su H., Fei-Fei L. Construction and analysis of a large scale image ontology. *Visual Science Society*. 2009. Vol. 186(2).
75. Dey N., Rajinikanth V., Fong S., Kaiser M., Mahmud M. Social-group-optimization assisted Kapur's entropy and morphological segmentation for automated

detection of COVID-19 infection from computed tomography images. *Cognitive Computation*. 2020. Vol. 12(5). pp. 1011–1023. <https://doi.org/10.1007/s12559-020-09751-3>

76. Fabietti M. et al. Neural network-based artifact detection in local field potentials recorded from chronically implanted neural probes. *Proceedings of IJCNN*. 2020. pp. 1–8.

77. Fei-Fei L., Deng J., Li K. ImageNet: constructing a large-scale image database. *Journal of Vision*. 2009. Vol. 9(8). p. 1037.

78. Hiary H., Saadeh H., Saadeh M., Yaqub M. Flower classification using deep convolutional neural networks. *IET Computer Vision*. 2018. Vol. 12(6). pp. 855–862.

79. Hsu T.H., Lee C.H., Chen L.H. An interactive flower image recognition system. *Multimedia Tools and Applications*. 2011. Vol. 53(1). pp. 53–73. <https://doi.org/10.1007/s11042-010-0490-6>

80. Jesmin S., Kaiser M.S., Mahmud M. Towards artificial intelligence driven stress monitoring for mental wellbeing tracking during COVID-19. *Proceedings of WI-IAT 2020*. 2021. pp. 1–6.

# ДОДАТОК А

## (обов'язковий)

### КОПІЯ НАУКОВОЇ ПУБЛІКАЦІЇ

Секція 2. Комп'ютерна інженерія, кібербезпека та захист інформації

УДК 004.7

*Ставицький Я.О., магістрант*  
*Гнатчук Є.Г., д.т.н, доцент*  
*Хмельницький національний університет*

#### КІБЕРФІЗИЧНА СИСТЕМА РОЗПІЗНАВАННЯ КВІТКОВИХ ВИДІВ РОСЛИН НА ОСНОВІ МЕТОДІВ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ

З розвитком сучасних технологій та зростанням інформатизації, проблема автоматичної класифікації та ідентифікації видів рослин стає все більш актуальною [3]. У сфері ботаніки та екології зростає потреба в ефективних інструментах для швидкого і точного розпізнавання квіткових видів.

Тому актуальним є створення кіберфізичної системи для класифікації квіткових видів, яка використовує штучний інтелект і методи комп'ютерного аналізу зображень[2]. Така система надає можливість візуалізації результатів, що дозволяє глибше аналізувати отримані дані з точністю вибраної моделі. Під час обробки і сортування великої кількості зображень штучний інтелект вивчає характеристики, такі як форма, колір та текстура [1].

На рисунку 1 представлено результати оцінки точності моделі машинного навчання, яка демонструє результати класифікації зображень квітів.



Рисунок 1 – Оцінка точності моделі машинного навчання

Був проведений ряд експериментів. Під час перших кроків, точність навчання зростає до 74%, що вказує на те, що модель успішно навчається на представлених даних. Водночас варіаційна точність досягла 79%, тобто змогла засвоїти знання на нових невідомих їй зображеннях. Це

## Секція 2. Комп'ютерна інженерія, кібербезпека та захист інформації

свідчить про те, що модель не просто запам'ятовує дані, а дійсно розпізнає патерни, що є важливим для її ефективності визначення певних видів квіткових рослин.

Таким чином, модель показує результати, демонструючи потенціал для класифікації квітів на основі кількох відсортованих зображень. Це відкриває можливості для подальшого вдосконалення та покращення моделі. В подальшому вдосконалення можливе шляхом розширення набору даних та використання більш ефективної архітектури нейронних мереж. Одним із головних факторів є застосування оптимізації алгоритмів для мобільних пристроїв, що дозволить використовувати модель на практиці.

Отже, кіберфізична система на основі методів машинного навчання дозволяє ефективно класифікувати квіткові види з високою точністю. Використання бібліотек для обробки зображень значно підвищує продуктивність моделі. Отримані результати підтверджують ефективність підходу, на подальші дослідження. Система може бути спрямована на оптимізацію алгоритмів та розширення обсягу даних для покращення точності класифікації.

### **Список використаних джерел:**

1. Lapkovskis, A., Nefedova, N., & Beikmohammadi, A. (2024). Automatic Fused Multimodal Deep Learning for Plant Identification. *arXiv preprint arXiv:2406.01455*. P.5-6. URL: <https://arxiv.org/abs/2406.01455> date of access: 15.03.2025.
2. Dosovitskiy A., Beyer L., Kolesnikov A. An Image Is Worth 16x16 Words: Transformers for Image Recognition at Scale. 2020.
2. Yao, J., Tran, S. N., Garg, S., & Sawyer, S. (2023). Deep Learning for Plant Identification and Disease Classification from Leaf Images: Multi-prediction Approaches. *arXiv preprint arXiv:2310.16273*. P.6-7. URL: <https://arxiv.org/abs/2310.16273> (date of access: 15.03.2025).
3. Abdallah, H. B., Henry, C. J., & Ramanna, S. (2022). Plant Species Recognition with Optimized 3D Polynomial Neural Networks and Variably Overlapping Time-Coherent Sliding Window. *arXiv preprint arXiv:2203.02611*. P.25-26. URL: <https://arxiv.org/abs/2203.02611> (date of access: 15.03.2025).
4. Beikmohammadi, A., Faez, K., & Motallebi, A. (2020). SWP-LeafNET: A novel multistage approach for plant leaf identification based on deep CNN. *arXiv preprint arXiv:2009.05139*. P.6. URL: <https://arxiv.org/abs/2009.05139> (date of access: 15.03.2025).

**ДОДАТОК Б**  
(обов'язковий)  
**ПРЕЗЕНТАЦІЯ**

**МОБІЛЬНО-ОРІЄНТОВАНА КІБЕРФІЗИЧНА  
СИСТЕМА РОЗПІЗНАВАННЯ КВІТКОВИХ ВИДІВ  
РОСЛИН НА ОСНОВІ МЕТОДІВ ШТУЧНОГО  
ІНТЕЛЕКТУ**

---

СТАВИЦЬКИЙ ЯН


НАУКОВИЙ КЕРІВНИК Д.Т.Н., ПРОФЕСОР ЄЛИЗАВЕТА ГНАТЧУК

---

Об'єктом дослідження є кіберфізична система розпізнавання квітів.

Предметом дослідження є методи та розпізнавання квітів за допомогою штучного інтелекту.

Метою кваліфікаційної роботи магістра є розробка методології та інформаційної технології мобільно-орієнтованої кіберфізичної системи для розпізнавання квіткових видів рослин з використанням методів машинного навчання за допомогою ШІ.




## Наукова новизна отриманих результатів

---

Набув подальшого розвитку метод розпізнавання зображень квіткових видів із використанням згорткових нейронних мереж, що адаптований до мобільного середовища;

Набула подальшого розвитку інформаційна технологія побудови мобільно-орієнтованих кіберфізичних систем для задач біологічної ідентифікації об'єктів;




## Постановка задачі

---

Постановка задачі полягає в розробці мобільно орієнтованої кіберфізичної системи розпізнавання квіткових видів за допомогою штучного інтелекту, яка здатна розпізнати та визначити клас виду квітів.

Завдання дослідження охоплює аналіз сучасних підходів до класифікації зображень, розробку методу глибокого навчання, формування архітектури мобільного програмного забезпечення, а також моделювання функціонування системи в умовах змінного зовнішнього середовища.

Очікується, що система підвищить ефективність ботанічних досліджень, покращення ідентифікації рослин користувачами без спеціальних знань і зможе функціонувати навіть за умов низької якості зображення чи часткового перекриття об'єктів.



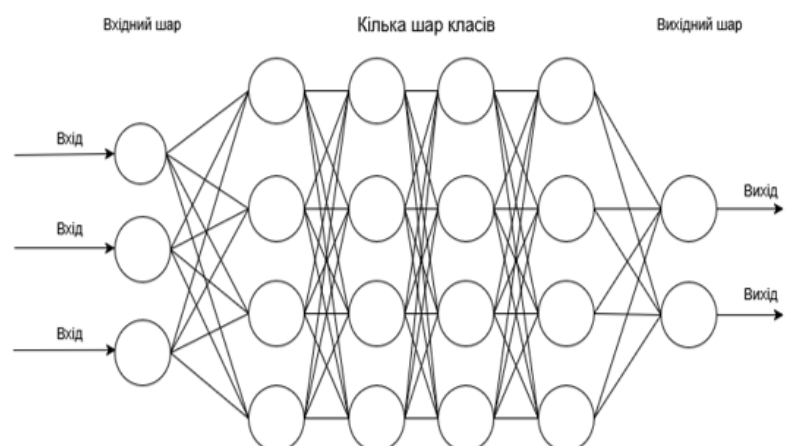
# Порівняння переваг і недоліків основних методів розпізнавання

Критерії	Класичний візуальний аналіз	Автоматизоване розпізнавання (ШІ)
Точність	Висока за умови експертної оцінки	Висока, залежить від навчальних даних
Швидкість обробки	Низька	Висока
Гнучкість	Обмежена	Висока, адаптується до умов
Вимоги до ресурсів	Мінімальні	Високі (потребує обчислювальної потужності)
Залежність від людини	Висока	Мінімальна
Ймовірність помилок	Висока за відсутності експертних знань	Можлива в разі недостатньо якісного навчання

## Автоматизований метод нейронної мережі

забезпечує швидшу обробку великих даних та здатність до багатшарових класів для машинного навчання. На вхідний шар надходить інформація. Вузли (нейрони) цього шару обробляють вхідні сигнали, аналізують їх або класифікують. Потім дані передаються результатом вихідного шару.

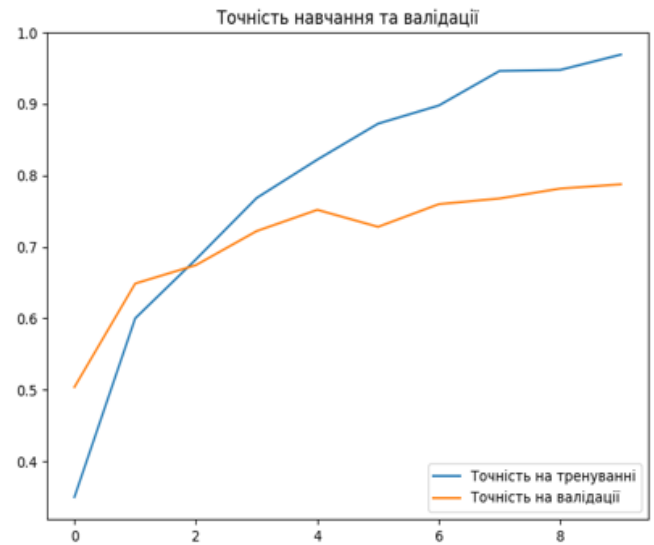
Кількість входів визначає кількість класів, які використовує нейронна мережа для прогнозування. Для результату графіків даних і кількість відповідних функцій у вашому наборі даних.



## Графік машинного навчання

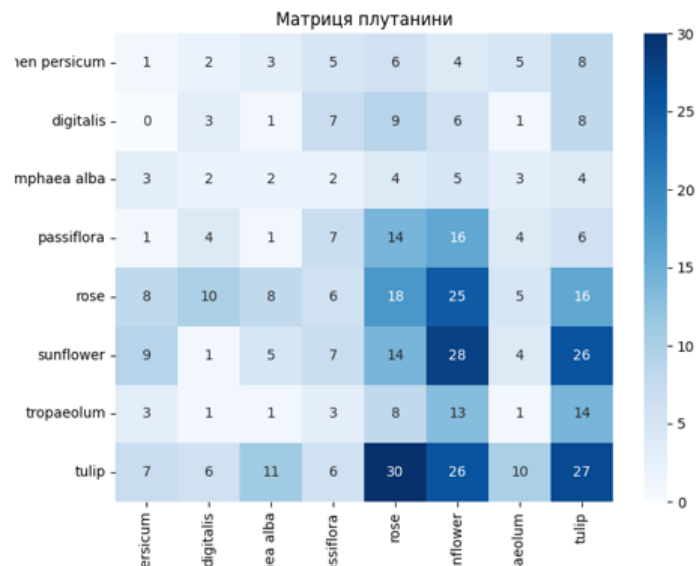
наведено криві зміни точності на тренувальній (синя лінія) та валідаційній (помаранчева лінія) вибірках упродовж 50 епох. Спочатку точність обох вибірок зростає стрімко, досягаючи рівня ~80% вже до 10 і епохи, після чого спостерігається плавна стабілізація без ознак перенавчання (похибка між кривими не перевищує 2%).

Криві точності показує, що модель дуже швидко захоплює ключові ознаки квіткових структур.



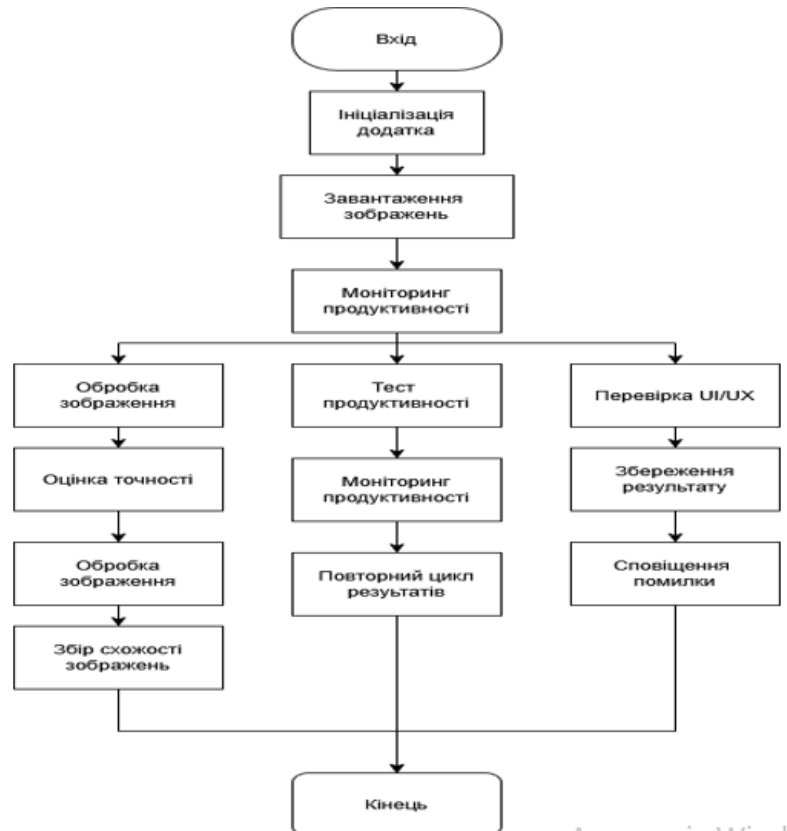
## Матриця плутанини

Показує розподіл передбачень моделі: по діагоналі відсоток правильно класифікованих зразків кожного з 10 найчастіше зустрічених видів квітів, за межами діагоналі найбільш типові помилки (наприклад, вид А часто помилково розпізнається як вид В у 8% випадків). Найменший рівень **recall** спостерігається для виду С (65%), а найвища точність для виду D (92%).



## Схема кіберфізичної системи

Відображає покрокову роботу системи по розпізнаванню класу певного вида квітки



## Висновок

У ході дослідження було розроблено кіберфізична система розпізнавання квіткових видів, що поєднує машинне навчання,глибоку нейронну мережу,модель точності та валідації навчання.

Система показує результат машинного навчання що дозволяє відобразити графік росту кількості точного навчання та валідації навчання.

Останні результати свідчать про те що маючи наявність певного готової збірки зображень, що таким чином буде краще розпізнавати класи квітів.

Дякую за увагу

---



## ДОДАТОК В

### ЛІСТИНГ ПРОГРАМНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ

Модуль «Мобільно-орієнтована кіберфізична система розпізнавання квіткових видів рослин на основі методів штучного інтелекту».

```
# Імпорт необхідних бібліотек
import tensorflow as tf
from tensorflow.keras import layers, models
import matplotlib.pyplot as plt
import os
import numpy as np
import seaborn as sns
from sklearn.metrics import confusion_matrix

# Визначення шляху до робочого столу
desktop = os.path.join(os.path.join(os.environ['USERPROFILE']), 'Desktop')

# Шлях до папки з зображеннями квітів
images_dir = os.path.join(desktop, 'flowers') # Переконайся, що структура папок
правильна

# Завантаження датасету з автоматичним визначенням класів за назвами папок
dataset = tf.keras.utils.image_dataset_from_directory(
    images_dir,
    image_size=(180, 180),
    batch_size=32
)

# Виведення виявлених класів
class_names = dataset.class_names
print("Виявлені класи:", class_names)

# Розділення датасету на тренувальний і тестовий
train_size = int(0.8 * len(dataset))
train_ds = dataset.take(train_size)
test_ds = dataset.skip(train_size)

# Побудова моделі нейронної мережі
model = models.Sequential([
    layers.Rescaling(1./255),
    layers.Conv2D(32, (3, 3), activation='relu', input_shape=(180, 180, 3)),
    layers.MaxPooling2D((2, 2)),
    layers.Conv2D(64, (3, 3), activation='relu'),
    layers.MaxPooling2D((2, 2)),
    layers.Conv2D(64, (3, 3), activation='relu'),
    layers.MaxPooling2D((2, 2)),
```

```

layers.Flatten(),
layers.Dense(64, activation='relu'),
layers.Dense(len(class_names), activation='softmax') # Кількість класів
])

# Компіляція моделі
model.compile(optimizer='adam',
              loss='sparse_categorical_crossentropy',
              metrics=['accuracy'])

# Навчання моделі
history = model.fit(train_ds, epochs=10, validation_data=test_ds)

# Оцінка моделі
test_loss, test_acc = model.evaluate(test_ds, verbose=2)
print(f'\nТочність на тестових даних: {test_acc:.2f}')

# Побудова графіка точності навчання
acc = history.history['accuracy']
val_acc = history.history['val_accuracy']
epochs_range = range(10)

plt.figure(figsize=(8, 6))
plt.plot(epochs_range, acc, label='Точність на тренуванні')
plt.plot(epochs_range, val_acc, label='Точність на валідації')
plt.legend(loc='lower right')
plt.title('Точність навчання та валідації')
# Збереження графіка на робочий стіл
plt.savefig(os.path.join(desktop, 'графік_точності.png'))
plt.show()

# Статистичний аналіз: матриця плутанини
y_true = np.concatenate([y for x, y in test_ds], axis=0)
y_pred = np.argmax(model.predict(test_ds), axis=1)
conf_mat = confusion_matrix(y_true, y_pred)

# Візуалізація матриці плутанини
plt.figure(figsize=(8, 6))
sns.heatmap(conf_mat, annot=True, fmt='d', cmap='Blues',
            xticklabels=class_names,
            yticklabels=class_names)
plt.title('Матриця плутанини')
plt.ylabel('Справжня мітка')
plt.xlabel('Передбачена мітка')
# Збереження матриці плутанини на робочий стіл
plt.savefig(os.path.join(desktop, 'матриця_плутанини.png'))
plt.show()

```

Thu May 22 13:07:27 EEST 2025, Медзятий Дмитро Миколайович, Хмельницький національний університет, ХНУ

## Anti-Plagiarism v-15.274 Educational

The maximum coincidence with one document 0.0%

Dictionaries check: en\_US, ru\_RU, ua\_UA. Errors in the documents: 7%

ID: 241727 Title: МКР Мобільно-орієнтована кіберфізична система розпізнавання квіткових видів рослин на основі методів штучного інтелекту Added in a DB: 2025-05-22 Authors: Ян СТАВИЦЬКИЙ Heads: Єлизавета ГНАТЧУК Consultants: Opponents:	Document		Sum coincidence on the DB	
	Symbols	Lexemes	Symbols	Lexemes
	136882	822	877 (1%)	15 (2%)

### Plagiarism sources

ID	Description	Plagiarism presence in the document	
		Symbols	Lexemes

**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:** Ян СТАВИЦЬКИЙ

**Співавтор:**

**Назва:** Ставицький\_Мобільно-орієнтована кіберфізична система розпізнавання квіткових видів рослин на основі методів штучного інтелекту

**Експерт:**

**Підрозділ:** Кафедра комп'ютерної інженерії та інформаційних систем

**Коефіцієнт подібності 1:** 1.1%

**Коефіцієнт подібності 2:** 0.4%

**Мікропробіли:** 40

**Заміна букв:** 6

**Інтервали:** 0

**Білі знаки:** 1

**Дата створення звіту:** 2025-05-22 13:33:10.0

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 процедурам. Таким чином робота не приймається.

Обґрунтування:

2025-05-22

Дата



Доцент Андрій Нічепорук

експерт

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ  
ХМЕЛЬНИЦЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ

РЕЦЕНЗІЯ НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ МАГІСТРА

Здобувач: Ян СТАВИЦЬКИЙ

Тема: Мобільно-орієнтована кіберфізична система розпізнавання квіткових видів рослин на основі методів штучного інтелекту

Спеціальність: 123 «Комп'ютерна інженерія»

Обсяг кваліфікаційної роботи магістра:

Кількість листів креслень —; кількість сторінок записки 73

1. Короткий зміст роботи та прийнятих рішень У роботі запропоновано систему профілювання вразливостей при керуванні розумним будинком

2. Висновок про відповідність роботи дипломному завданню Кваліфікаційна робота магістра відповідає виданому завданню

3. Характеристика виконання кожного розділу, ступінь використання останніх досягнень науки і техніки і передових методів роботи: У першому розділі проведено огляд кіберфізичної системи розпізнавання квіткових видів за допомогою штучного інтелекту. Досліджено відомі методи та моделі точного навчання штучного інтелекту. У другому розділі запропоновано модель машинного навчання за підбіркою зображень квіткових рослин. У третьому розділі запропоновано метод глибиної нейронної мережі. У четвертому розділі запропоновано кіберфізичну систему використання для проектування роботи валідаційного та точне навчання.

4. Позитивні сторони роботи: Запропонована система використання програмне забезпечення по визначенню класів квіткових рослин.

5. Негативні сторони роботи: В програмному забезпеченні є присутні помилки при низько якісному зображенні, внаслідок чого є ускладнення у визначенні класу.

6. Оцінка графічного оформлення та пояснювальної записки роботи: —

7. Відгук про роботу в цілому: В загальному робота виконана на невисокому рівні.

8. Інші зауваження: —

9. Оцінка кваліфікаційної роботи магістра:

Розглянувши позитивні та негативні сторони представленої кваліфікаційної роботи магістра вважаю, що робота заслуговує оцінки «задовільно» 3.00 (E)

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

к.т.н., доцент Редула Микола Васильович, доцент кафедри автоматизації, кваліфікаційно-інтелектуальних технологій та робототехніки

“ 1 травня ” \_\_\_\_\_ 2025р.

СВ

М. В. Редула

Завідувачу кафедри КПС  
доктору філософії, доценту  
Ользі ПАВЛОВІЙ

Ставцький Ян Олександрович

ПІБ здобувача вищої освіти

ФІТ, 2 курсу, групи КІ2М-23-1

### 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: Мобільно орієнтована кіберфізична система розпізнавання квіткових видів рослин на основі методів штучного інтелекту

Автор: Ставицький Ян Олександрович

Спеціальність: 123 – Комп'ютерна інженерія

Освітня програма: освітньо-наукова

Науковий керівник: Гнатчук Єлизавета Геннадівна

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 укріплення 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:

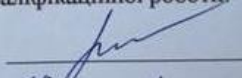
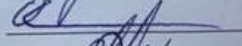
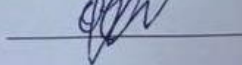
- 1) усі запозичення фрагментарні, або мають належним чином оформленні посилання;
- 2) окремі виявлені збіги є загальноживаними фразами або виразами, про що свідчить посилання системи на збіг з джерелами на один фрагмент речення;
- 3) всі зафіксовані системою ознаки модифікації тексту відносяться до 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 1.1% і адресується до 22 першоджерела; та системою Anti-Plagiarism складає 0%, що, з урахуванням наведених обґрунтувань, відповідає характеру наукового дослідження і свідчить на користь кваліфікаційної роботи.

Керівник роботи

Гарант ОП

Завідувач кафедри КІС

Єлизавета ГНАТЧУК

Олег САВЕНКО

Ольга ПАВЛОВА