

Хмельницький національний університет
Факультет інформаційних технологій
Кафедра комп'ютерних наук

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА БАКАЛАВРА

на тему Метод ідентифікації рослин лікарського призначення за аналізом зображень нейромережевими засобами

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

Виконав: студент групи КН-21-2  Дмитро ГОРБАНЬ
Курс, група виконавця Підпис Ініціали, прізвище
Керівник: к.т.н., доц. каф. КН  Олександр ПАСІЧНИК
Науковий ступінь, посада Підпис Ініціали, прізвище
Нормоконтроль: к.т.н., доц. каф. КН  Руслан БАГРІЙ
Науковий ступінь, посада Підпис Ініціали, прізвище

До захисту допускаю:
Зав. кафедри КН, д.т.н., професор  Олександр БАРМАК
Підпис Ініціали, прізвище
20 06 2025 р.

Хмельницький 2025

ХМЕЛЬНИЦЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
Факультет інформаційних технологій
Кафедра комп'ютерних наук
Освітній ступінь бакалавр
Галузь знань 12 – Інформаційні технології
Спеціальність 122 – Комп'ютерні науки

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри комп'ютерних наук


(підпис)

д.т.н., професор Олександр БАРМАК

« 10 » 02 2025 року


**ЗАВДАННЯ
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ БАКАЛАВРА**

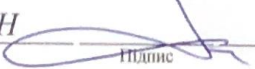
1. Тема кваліфікаційної роботи бакалавра: «Метод ідентифікації рослин лікарського призначення за аналізом зображень нейромережевими засобами»
2. Завдання видано студенту Дмитру Горбаню
(Ім'я, прізвище)
3. Керівник роботи к.т.н., доц. каф. КН Олександр ПАСІЧНИК
(посада, ім'я, прізвище)
4. Затверджено наказом університету від « 07 » 02 2025 р. № 23
5. Дата видачі завдання студенту: « 10 » 02 2025 р.
6. Зміст пояснювальної записки (перелік задач) та вихідні дані:

Мета роботи – підвищення точності ідентифікації рослин лікарського призначення за аналізом зображень нейромережевими засобами. Необхідно розглянути методи ідентифікації рослин лікарського призначення за аналізом зображень й можливості, переваги та недоліки нейромережових засобів для ідентифікації; споктувати метод ідентифікації рослин лікарського призначення за аналізом зображень нейромережевими засобами; виконати програмну реалізацію методу та провести її тестування; виконати дослідження точності спроектованого методу.

7. Календарний план виконання кваліфікаційної роботи бакалавра:

№	Назва етапів (розділів) кваліфікаційної роботи бакалавра	Термін виконання	Примітка
1	Вибір напрямку дослідження та узгодження тематики кваліфікаційної роботи бакалавра з керівником, складання календарного графіка виконання	січень 2025	Викорано
2	Ознайомлення з предметною областю, формулювання мети і задач дослідження, визначення об'єкта та предмета дослідження	лютий 2025	Викорано
3	Проектування та розроблення методу вирішення завдання, загальної архітектури програмного забезпечення, інтерфейсу користувача, вибір засобів реалізації програмного забезпечення	березень 2025	Викорано
4	Створення та тестування програмного забезпечення, дослідження ефективності, висновки з виконаної роботи	квітень 2025	Викорано
5	Написання пояснювальної записки, урахування зауважень керівника, оформлення згідно з вимогами	травень 2025	Викорано
6	Розробка презентаційних матеріалів та попередній захист кваліфікаційної роботи	травень 2025	Викорано
7	Отримання відгуку керівника, рецензії, перевірка на плагіат, нормоконтроль	червень 2025	Викорано
8	Підготовка до захисту та захист кваліфікаційної роботи	червень 2025	Викорано

Виконавець: студент групи КН-21-2  Дмитро ГОРБАНЬ
Група виконавця Підпис Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Керівник: к.т.н., доц. каф. КН  Олександр ПАСІЧНИК
Науковий ступінь, посада Підпис Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Анотація

Тема кваліфікаційної роботи бакалавра: «Метод ідентифікації рослин лікарського призначення за аналізом зображень нейромережевими засобами»

Виконавець кваліфікаційної роботи бакалавра: студент групи КН-21-2 Дмитро Горбань

Керівник кваліфікаційної роботи бакалавра: к.т.н., доц. каф. КН Олександр Пасічник

Кваліфікаційна робота бакалавра містить:

Пояснювальна записка				Кількість додатків
Сторінок	Рисунків	Таблиць	Джерел інформації	
49	18	5	43	2

Метою КРБ є підвищення точності ідентифікації рослин лікарського призначення за аналізом зображень нейромережевими засобами. Для досягнення поставленої мети було проведено аналіз предметної області та огляд сучасних підходів до виявлення об'єктів на зображеннях. Спроектовано метод ідентифікації рослин лікарського призначення за аналізом зображень, реалізований із використанням нейромережових засобів. Досліджено точність спроектованого методу та наведено результати експериментального тестування.

Ключові слова: рослини лікарського призначення, нейромережеві засоби, зображення рослин лікарського призначення.

Виконавець: студент групи КН-21-2
Курс, група виконавця


Підпис

Дмитро ГОРБАНЬ
Ініціали, прізвище

Зміст

Перелік скорочень	3
Вступ.....	4
Розділ 1 Аналіз предметної області та постановка задачі	6
1.1 Огляд теоретичних підходів ідентифікації рослин лікарського призначення	6
1.2 Аналіз можливостей, переваг та недоліків нейромережових засобів для ідентифікації рослин лікарського призначення за аналізом зображень.....	9
1.3 Аналіз інформаційного забезпечення предметної області	11
1.4 Мета та завдання кваліфікаційної роботи	13
Розділ 2 Проектування методу ідентифікації рослин лікарського призначення за аналізом зображень нейромережовими засобами	14
2.1 Основна ідея методу.....	14
2.2 Архітектура нейронної мережі EfficientNetV2S.....	15
2.3 Навчання нейронної мережі EfficientNetV2S	19
2.4 Загальна схема методу	21
2.5 Критерії оцінювання точності	25
2.6 Висновки до розділу 2.....	28
Розділ 3 Експериментальне тестування методу ідентифікації рослин лікарського призначення за аналізом зображень нейромережовими засобами.....	29
3.1 Функціональне призначення та структура програмних складових.....	29
3.2 Засоби програмної реалізації методу.....	Помилка! Закладку не визначено.
3.3 Особливості реалізації програмних складових	34
3.4 Дослідження методу.....	35
3.4.1 Оціночний набір даних.....	35
3.4.2 Тестування методу	36
3.4.3 Оцінювання точності ідентифікації рослин лікарського призначення за аналізом зображень нейромережовими засобами.....	39
3.5. Висновки до розділу 3.....	41
Загальні висновки.....	43
Перелік посилань.....	45
Додатки	

Перелік скорочень

Скорочення, термін, позначення	Пояснення
КН	Комп'ютерні науки
ПП	Програмний продукт
КРБ	Кваліфікаційна робота бакалавра
НЗ	Нейромережеві засоби
ШІ	Штучний інтелект
TF	TensorFlow

Вступ

Кваліфікаційна робота бакалавра присвячена підвищенню точності ідентифікації рослин лікарського призначення за аналізом зображень нейромережевими засобами. Спроектований метод використовує нейромережеві засоби, зокрема сучасні архітектури глибоких мереж для аналізу зображень та виявлення лікарських рослин. Завдяки стрімкому розвитку штучного інтелекту, зокрема нейронних мереж, з'являється можливість покласти складні завдання на комп'ютерні системи, які здатні обробляти інформацію значно швидше за людину. Однією з важливих сфер застосування таких технологій є ідентифікація об'єктів за зображеннями.

Актуальність. Особливу цінність це має у галузі фітотерапії, де правильне розпізнавання лікарських рослин напряду впливає на ефективність лікування та безпеку застосування рослинної сировини. Через велику кількість видів і подібність зовнішніх ознак, ручне визначення рослин часто є складним та вимагає високої кваліфікації. У зв'язку з цим виникає потреба у створенні автоматизованих рішень, які допоможуть ідентифікувати лікарські рослини за візуальними характеристиками.

Методи комп'ютерного зору, а також нейромережеві моделі, дають змогу ефективно аналізувати зображення й точно розпізнавати види рослин. Розробка системи, що виконує таку ідентифікацію, дозволить значно спростити процес збору та класифікації зразків, підвищити точність у визначенні видів і сприятиме впровадженню цифрових технологій у фармацевтичну галузь, біологію та сільське господарство.

Об'єкт дослідження – процес ідентифікації рослин лікарського призначення на зображеннях.

Предмет дослідження – нейромережеві методи та технології для ідентифікації рослин лікарського призначення за аналізом зображень.

Мета кваліфікаційної роботи бакалавра – підвищення точності ідентифікації рослин лікарського призначення за аналізом зображень

нейромережевими засобами.

Завдання кваліфікаційної роботи бакалавра

Для досягнення поставленої мети визначені такі задачі дослідження:

- розглянути методи ідентифікації рослин лікарського призначення за аналізом зображень;
- розглянути можливості, переваги та недоліки нейромережових засобів для ідентифікації об'єктів;
- спроектувати метод ідентифікації рослин лікарського призначення за аналізом зображень нейромережевими засобами;
- виконати програмну реалізацію методу;
- виконати дослідження спроектованого методу.

Розділ 1 Аналіз предметної області та постановка задачі

1.1 Огляд теоретичних підходів ідентифікації рослин лікарського призначення

Ідентифікація лікарських рослин за зображеннями є однією з провідних задач сучасної науки, що досліджується впродовж років [1]. Завдяки можливості автоматичного розпізнавання рослинних видів із фотознімків, зокрема зроблених на смартфон або інші мобільні пристрої, відкриваються нові перспективи для ботаніки, фармакології, екології та сільського господарства [2, 3]. Точне визначення виду рослини дозволяє не лише отримати коректну наукову інформацію, а й забезпечує безпечне застосування її у лікувальних цілях. Особливо актуальною ця задача стає в умовах біорізноманіття, де багато видів мають подібну морфологію, що ускладнює їх візуальне розрізнення без спеціальної підготовки. Це також сприяє збереженню рідкісних або зникаючих видів, які можуть бути помилково зібрані або знищені через неправильну ідентифікацію. Автоматизоване розпізнавання дозволяє швидко і точно ідентифікувати рослини навіть у польових умовах, що є важливим для науковців, лікарів-фармацевтів, агрономів та ентузіастів ботаніки. Крім того, такі технології значно знижують залежність від людського фактору, зменшуючи ризик помилок та підвищуючи загальну ефективність процесу дослідження або застосування лікарських рослин [4].

Лікарські рослини – це група видів, які містять біологічно активні речовини, що можуть використовуватись у медицині для профілактики або лікування різноманітних захворювань. Вони становлять основу для виготовлення багатьох фармакологічних препаратів, настоїв, відварів та екстрактів, широко застосовуються в народній і традиційній медицині, а також мають важливе значення у фітотерапії. Вони застосовуються як у традиційній, так і у сучасній фармакології. Ці рослини можуть бути як дикорослими, так і культивованими у спеціальних умовах, включаючи

домашні підвіконня, теплиці чи сільськогосподарські поля [5]. До дикорослих лікарських рослин можна віднести, наприклад, звіробій [6]. Ця рослина має виражені протизапальні та антисептичні властивості й широко використовується у народній медицині.

Також до дикорослих лікарських рослин відносяться валеріана, ромашка лікарська, подорожник тощо [7].

Вони поширені в лісах, луках, і навіть уздовж доріг. Часто саме такі рослини становлять основний інтерес для народної медицини, де знання про лікувальні властивості передаються з покоління в покоління [8, 9].

Окрему групу становлять культурні лікарські рослини, які спеціально вирощуються у фермерських господарствах або ботанічних садах з метою отримання стандартизованої лікарської сировини. Такими рослинами є ехінацея, календула, шавлія лікарська, алое [10].

Кімнатні лікарські рослини – це ще одна важлива категорія. Серед них можна згадати алое, каланхое, герань, лавр. Вони не тільки прикрашають оселі, але й мають корисні властивості: очищують повітря, знижують стрес, використовуються у вигляді соку чи настоянок для лікування простудних захворювань, запалень, опіків [11]. Через свою доступність в догляді кімнатні лікарські рослини є популярним засобом для домашньої фітотерапії [12].

Правильна ідентифікація лікарських рослин має вирішальне значення, адже плутанина між зовні подібними видами може призвести до небажаних наслідків при їхньому застосуванні. Наприклад, деякі отруйні рослини можуть мати схожі риси з корисними видами, що робить ручне розпізнавання складним завданням навіть для досвідченого спеціаліста [13].

Яскравим прикладом є черемша та конвалія, які є майже двійниками але черемша корисна а конвалія отруйна. Відмінності і схожість цих рослин добре видно з рисунку 1.1.

Таким чином, правильна ідентифікація лікарських рослин є важливою задля забезпеченні їхнього безпечного та ефективного використання.

Методи ідентифікації поділяються на ручні, напівавтоматичні та автоматизовані методи.



а)



б)

Рисунок 1.1 – Схожі рослини:

а) лікарська рослина «черемша» [14], б) отруйна рослина «конвалія» [15]

Ручна ідентифікація є традиційним методом, що базується на знаннях та кваліфікації фахівця. При ідентифікації рослин вона передбачає уважне вивчення морфологічних ознак рослини, таких як форма листків, розмір, колір, тип квітки, розташування плодів тощо. Для цього часто використовуються ботанічні атласи або довідники. Хоча такий підхід дозволяє точно класифікувати рослини за наявності відповідних знань, він є вкрай трудомістким, залежить від суб'єктивного досвіду людини та вимагає багато часу.

Напівавтоматичні методи передбачають участь як людини, так і технічних засобів. Наприклад, фахівець може зробити фотографію рослини за допомогою мобільного пристрою або камери, а потім використовувати комп'ютерні програми для аналізу зображення. Такі системи здатні виділяти певні параметри, зокрема форму листя, текстуру або колір, після чого користувач самостійно співвідносить отримані дані з базою знань. Цей підхід пришвидшує процес, але все ще вимагає активної участі людини.

Автоматизовані методи ідентифікації – це сучасні системи, які майже повністю виключають участь людини в процесі прийняття рішення.

Найефективнішими серед них є моделі на основі ШІ, зокрема глибокі згорткові нейронні мережі. Ці моделі можуть самостійно навчатися розпізнавати рослини за великою кількістю зображень, що охоплюють різні умови освітлення, фони та ракурси. Вони здатні враховувати як локальні, так і глобальні ознаки, що значно підвищує точність класифікації навіть у складних випадках.

Окремо варто виділити методи ідентифікації, що ґрунтуються на аналізі зображень. Із розвитком комп'ютерного зору цей підхід здобув особливу популярність, особливо в тих сферах, де об'єкти мають складну структуру, змінюються візуально залежно від умов або не мають маркування. Якщо раніше аналіз зображень здійснювався переважно за допомогою традиційних алгоритмів (наприклад, виявлення контурів, текстур, колірних гістограм), то нині перевага надається глибоким нейронним мережам, які здатні самостійно навчатися виділяти суттєві ознаки.

Таким чином, у порівнянні з іншими підходами, ідентифікація за аналізом зображень із використанням нейромережових засобів є найбільш доцільною в сучасних умовах. Її переваги полягають у високій точності, гнучкості, здатності до адаптації в різних умовах зйомки та мінімальній потребі в ручному втручанні під час класифікації. Це визначає нейромережові засоби потужним інструментарієм для ефективних, масштабованих і надійних систем ідентифікації.

1.2 Аналіз можливостей, переваг та недоліків нейромережових засобів для ідентифікації рослин лікарського призначення за аналізом зображень

Сучасні досягнення у сфері глибокого навчання зробили нейромережові моделі ключовим інструментом у задачах комп'ютерного зору, зокрема для автоматизованої ідентифікації лікарських рослин за зображеннями. Це зумовлено їх здатністю виявляти складні візуальні патерни, адаптуватися до нових даних і працювати в умовах високої варіативності. Серед основних

переваг нейромереж є можливість самостійного витягування ознак – текстур, форм, кольорових поєднань – без потреби у ручному конструюванні дескрипторів. Це дозволяє системам розпізнавати навіть морфологічно подібні види різних рослин [16, 17].

Методи ідентифікації можна умовно поділити на три основні групи - класичні методи комп'ютерного зору; машинне навчання; глибоке навчання [18].

Класичні методи передбачають ручне виділення морфологічних ознак (форма, контур, колір, текстура) і подальше застосування алгоритмів класифікації, таких як методи k-ближчих сусідів, дерева рішень чи підтримувальні векторні машини [19, 20]. Вони можуть бути ефективними у простих випадках, але потребують високоякісного зображення і точного налаштування параметрів [21].

Машинне навчання, зокрема алгоритми ансамблевого типу (Random Forest, XGBoost) [22], дозволяє автоматизувати процес виділення ознак і краще адаптуватися до складних залежностей у даних. Ці методи можуть бути дуже ефективними при наявності середньої кількості зразків і добре та гарно структурованих ознак [23].

Найперспективнішими є методи глибокого навчання, особливо згорткові нейронні мережі (CNN) [23]. Вони здатні автоматично виявляти найінформативніші ознаки зображень без участі людини. Архітектури CNN, такі як AlexNet, VGG, ResNet, EfficientNet, уже довели свою ефективність у численних завданнях класифікації зображень, зокрема в задачах ідентифікації лікарських рослин [24]. Крім того, гібридні підходи, які поєднують попередню обробку зображень із застосуванням CNN, дозволяють досягати ще кращих результатів [25, 26].

EfficientNet – це модель, що застосовує автоматичне масштабування параметрів архітектури, зберігаючи баланс між точністю та швидкістю. Завдяки своїй ефективності, вона добре підходить для використання в мобільних застосунках, зокрема у польових умовах для розпізнавання лікарських рослин.

Основними перевагами є : висока ефективність при зниженому споживанні ресурсів, підтримка масштабування (від EfficientNet-B0 до B7), добра продуктивність навіть на середньому обладнанні. А з недоліків можна вказати: потребує адаптації під специфічні види і обмеження при роботі з дуже великими наборами класів [27, 28].

Faster R-CNN – двоетапна модель, яка спочатку визначає потенційні області з об'єктами, а потім класифікує їх. Вона вирізняється високою точністю, що є критичним при Дан модель має наступні переваги: висока точність навіть у складних випадках, стійкість до хибних спрацьовувань.

Також як і у більшості моделей у Faster R-CNN є свої недоліки: високі вимоги до обчислювальних потужностей та доволі низька швидкість, особливо на дуже слабкому обладнанні [29, 30].

RetinaNet – модель, що базується на концепції фокальної втрати, що дозволяє ефективно працювати з незбалансованими даними. Вона забезпечує добрий баланс між точністю і швидкістю, що робить її доречною для практичних застосувань у польових умовах. Переваги даної моделі: гарний компроміс між продуктивністю та зокрема точністю та модель ефективна в умовах нерівномірного розподілу класів.

Недоліками є: нижча точність, ніж у двоетапних моделей, чутливість до фонових завад [31, 32].

Отже, серед різноманітних методів найбільшу точність та надійність демонструють нейромережеві засоби [33]. Грунтуючись на перевагах та недоліках моделей було обрано EfficientNet так, як дана модель найкраще підходить для поставленого завдання.

1.3 Аналіз інформаційного забезпечення предметної області

Інформаційне забезпечення в контексті розпізнавання лікарських рослин за допомогою ШІ охоплює широкий спектр ресурсів і засобів, які спрямовані на

підтримку збору, аналізу, навчання моделей та подальшого впровадження систем штучного інтелекту у практичні завдання ботаніки, медицини та фармації. Якісне та репрезентативне інформаційне наповнення є ключовою умовою для формування ефективних алгоритмів комп'ютерного зору, здатних з високою точністю ідентифікувати рослини за зовнішніми ознаками [34, 35].

Для практичного використання доступними є певна кількість програмних рішень для визначення рослин. Одною з таких програм є мобільний застосунок «Ідентифікатор рослини» [36] (рисунок 1.2).

В даного мобільного застосунку є ряд недоліків, а саме - відсутність пояснення для рослин; використання лише на android; погана оптимізація; велика похибка у визначенні рослин; потрібний доступ до інтернету.

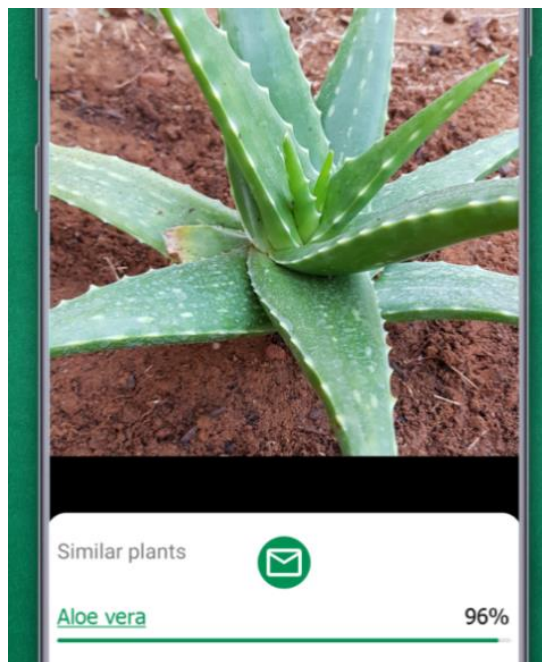


Рисунок 1.2 – Інтерфейс програми «Ідентифікатор рослини» [37]

Ще однією програмою для визначення рослин є Pl@ntNet [38] (рисунок 1.3).

В даному прикладі виконується передбачення рослин, але є деякі недоліки - складний інтерфейс; погана точність визначення рослин; необхідний постійний доступ до мережевих ресурсів.



Рисунок 1.3 – Інтерфейс веб-застосунку [38]

Отже, зробивши аналіз найпопулярніших програм для визначення рослин, можна зробити висновок, що такі застосунки користуються попитом. Спираючись на мінуси про які написано вище, було розроблено програму для визначення лікарських рослин з урахуванням усіх мінусів.

1.4 Мета та завдання кваліфікаційної роботи

Метою даної кваліфікаційної роботи є підвищення точності ідентифікації рослин лікарського призначення за аналізом зображень нейромережевими засобами.

Для досягнення поставленої мети визначені такі задачі дослідження:

- розглянути методи ідентифікації рослин лікарського призначення за аналізом зображень;
- розглянути можливості, переваги та недоліки нейромережових засобів для ідентифікації об'єктів;
- спроектувати метод ідентифікації рослин лікарського призначення за аналізом зображень нейромережевими засобами;
- виконати програмну реалізацію методу;
- виконати дослідження спроектованого методу.

Розділ 2 Проектування методу ідентифікації рослин лікарського призначення за аналізом зображень нейромережевими засобами

2.1 Основна ідея методу

Загальна ідея методу ідентифікації рослин лікарського призначення за аналізом зображень нейромережевими засобами зображена на рисунку 2.1

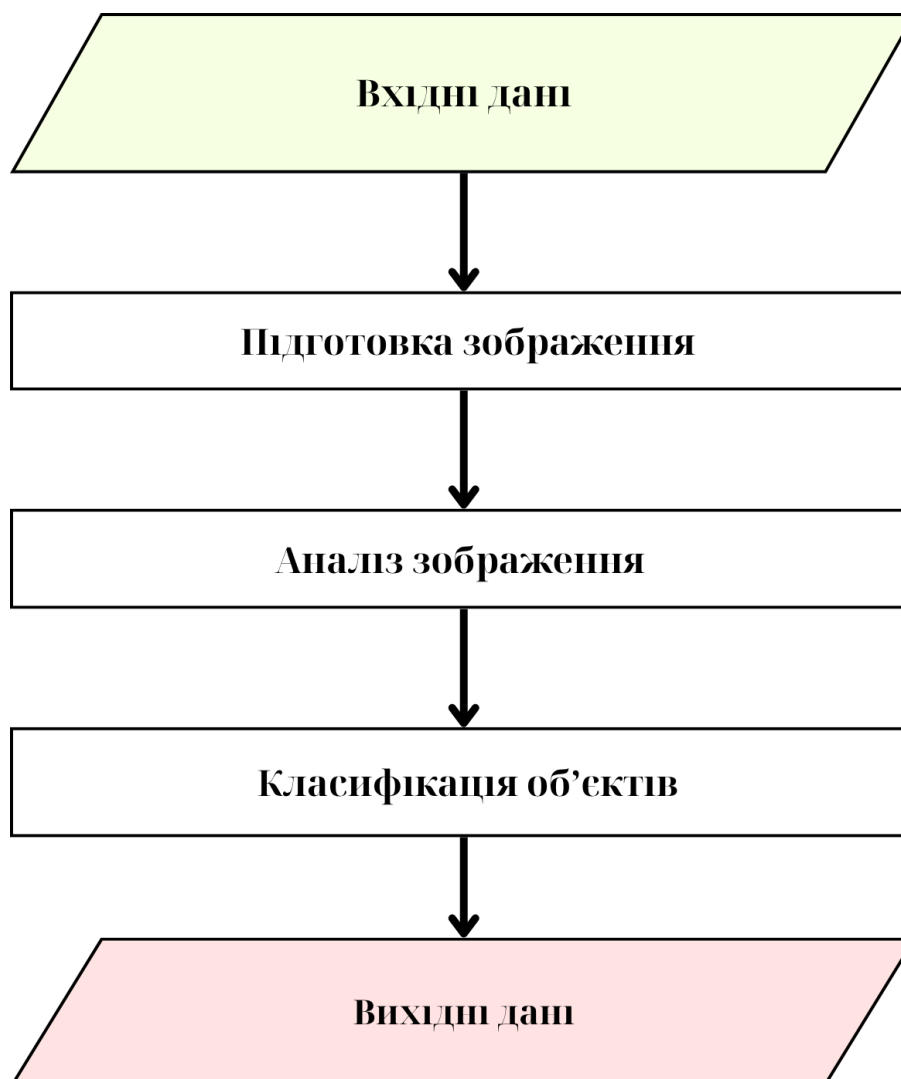


Рисунок 2.1 – Основна ідея методу

Запропонований підхід до розпізнавання лікарських рослин за зображеннями ґрунтується на багатокomпонентній структурі, яка охоплює кілька взаємопов'язаних кроків, а саме отримання вхідних даних, тобто зображень з

рослинами, підготовку та перетворення зображень, їх аналіз та отримання вихідних даних, у вигляді відомостей про вид рослини.

Вхідними даними є зображення лікарської рослини.

На етапі підготовки зображення виконується попередня обробка, а саме виконується покращення якості вхідних зображень. Зокрема, здійснюється вирівнювання яскравості, корекція контрасту, фільтрація шумів, а також обрізання фону чи зайвих частин кадру. Всі зображення масштабуються до єдиного розміру, що відповідає технічним вимогам нейронної мережі, яка застосовується в процесі розпізнавання.

На наступних кроках виконується аналіз зображення та класифікація об'єктів із використанням нейромережових засобів.

Отримані вихідні дані містять інтерпретовані результати з класифікованими об'єктами.

2.2 Архітектура нейронної мережі EfficientNetV2S

Суть методу ідентифікації рослин лікарського призначення за аналізом зображень нейромережовими засобами полягає у розпізнаванні цільових об'єктів на зображеннях, завантажених користувачем. Для реалізації цього завдання застосовуються нейронні мережі.

Для виявлення і класифікації об'єктів використовується нейронна мережа EfficientNetV2S [39].

Архітектура EfficientNetV2S побудована як послідовність етапів, кожен з яких відповідає за певний рівень обробки зображення. На початку модель використовує початковий згортковий шар (Stem) – 3×3 згортку з кроком 2, яка збільшує кількість каналів з 3 (кольорове RGB-зображення) до базового рівня для подальшої обробки.

У перших трьох етапах використовуються Fused-MBConv-блоки, що поєднують звичайну згортку та розширення каналів в одну операцію. Вони забезпечують ефективність на початкових рівнях моделі, де розміри тензора ще

великі. Ці блоки відзначаються стабільністю та швидкістю завдяки використанню нормалізації, активації Swish та залишкових з'єднань (residual connections).

Натомість у глибших шарах застосовуються MBConv-блоки, які базуються на інвертованій мобільній структурі. Їхня архітектура включає такі послідовні компоненти:

- 1×1 згортка для розширення каналів;
- глибинна згортка 3×3 або 5×5 (depthwise convolution);
- 1×1 згортка для стискання каналів;
- нормалізація і активація після кожного кроку;
- залишкові з'єднання (якщо дозволяє розмірність);
- опціонально – DropConnect для регуляризації.

Завершується модель головним блоком, який виконує GlobalAveragePooling2D, переводячи ознаки у вектор фіксованої довжини. Далі йде щільний (Dense) шар з активацією ReLU, іноді із застосуванням Dropout, і фінальний шар з Softmax-активацією, який повертає ймовірності належності зображення до кожного з класів. Архітектура EfficientNetV2S зображена на рисунку 2.2.

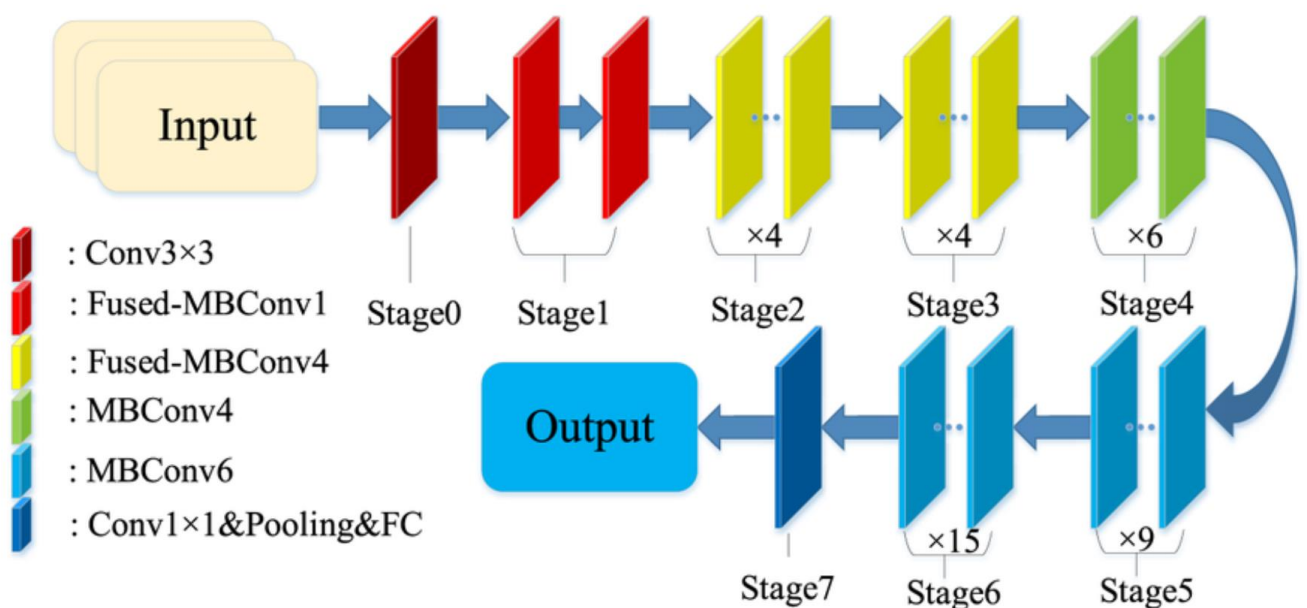


Рисунок 2.2 – Внутрішня структура EfficientNetV2S [40]

Нейромережеві засоби опрацьовують початкові дані та дозволяють отримати результат класифікації за видом лікарської рослини. Повна архітектура моделі зображена на рисунку 2.3:

- вхідний шар: зображення;
- `efficientnetv2s` (предназначена модель без верхньої частини);
- більшість шарів заморожено (`trainable=false`), останні 20 – навчаються;
- `globalaveragepooling2d` – агрегація ознак;
- `dense`-шар: 1024 нейрони, активація `relu`;
- `dense`-шар: 3 нейрони, активація `softmax` (для класифікації 3 класів).

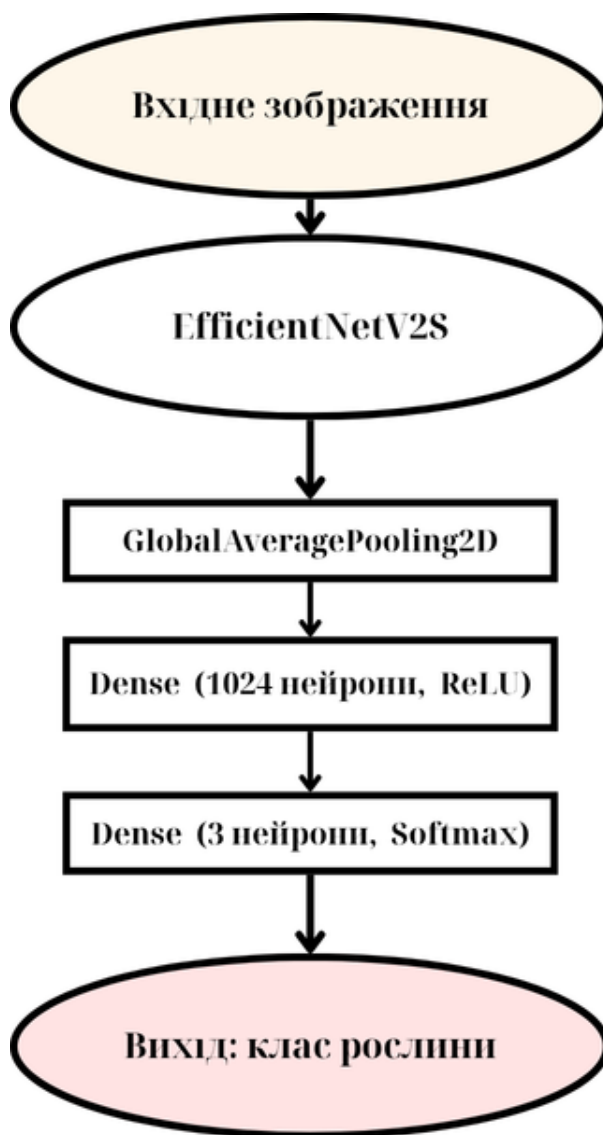


Рисунок 2.3 – Повна архітектура моделі

Шар GlobalAveragePooling2D, що агрегує просторову інформацію із тензора ознак у єдиний вектор, зменшуючи кількість параметрів і запобігаючи перенавчанню.

$$y_k = (1 / (H * W)) * \sum \sum x_{\{i,j,k\}} \quad (2.1)$$

де y_k – вихідне значення після операції середнього пулінгу для каналу k , H – висота просторового виміру вхідного тензора ознак, W – ширина просторового виміру вхідного тензора ознак, $x_{\{i,j,k\}}$ – значення елемента тензора ознак на позиції (i,j) в каналі k , i та j – індекси по висоті та ширині відповідно, які пробігають всі просторові координати.

Далі йде повнозв'язний (Dense) шар з 1024 нейронами та активацією ReLU, який забезпечує додаткову нелінійність і дозволяє моделі краще виокремлювати ознаки. Це сприяє підвищенню здатності мережі до узагальнення та покращенню якості класифікації на нових даних.

$$f(x) = \max(0, x) \quad (2.2)$$

де $f(x)$ – вихідне значення функції активації, x – вхідне значення (наприклад, з нейрону або шару мережі), $\max_{[0,x]}(0,x)$ означає вибір більшого з двох чисел – 0 або x .

Завершальний Dense-шар із 3 нейронами і функцією softmax відповідає за видачу ймовірностей належності зображення до кожного з 3 класів лікарських рослин. Це дозволяє моделі здійснювати багатокласову класифікацію, визначаючи найбільш ймовірний клас для кожного вхідного зображення.

$$\text{softmax}(z_i) = \exp(z_i) / \sum_{j=1}^3 \exp(z_j), \text{ для } i = 1,2,3 \quad (2.3)$$

де z_i значення (логіт) для класу i , $\exp(z_i)$ – експонента від z_i , $\sum_{j=1}^3 \exp(z_j)$, сума експонент всіх 3 класів.

2.3 Послідовність навчання нейронної мережі EfficientNetV2S

Для навчання нейронної мережі EfficientNetV2S використовувався датасет Plants Type Datasets [41], який доступний на платформі Kaggle. Цей датасет містить понад 2700 зображень 3 типів лікарських рослин. Кожен клас представлений великою кількістю знімків, зроблених у різних умовах (різне освітлення, ракурси, фон), що забезпечує високу різноманітність для навчання нейромереж. Використання невеликої кількості класів дозволило оптимізувати підготовку даних та сфокусуватися на побудові та навчанні нейромережевої моделі. Також було застосовано методи аугментації даних для покращення узагальнюючої здатності моделі та зменшення ризику перенавчання. Це дозволило моделі ефективно розпізнавати лікарські рослини навіть за наявності різних природних варіацій у зображеннях.

Процес навчання моделі EfficientNetV2S для ідентифікації рослин лікарського призначення починається із завантаження базової архітектури EfficientNetV2S без верхнього класифікаційного шару та з використанням попередньо навчених ваг. Процес навчання моделі зображено на рисунку 2.4.

Вхідний розмір зображень встановлено на 300×300 пікселів із трьома кольоровими каналами. Для адаптації моделі під конкретну задачу додаються додаткові шари: глобальний усереднюючий шар, повнозв'язний шар з 1024 нейронами з активацією ReLU та регуляризацією L2, а також шар Dropout із ймовірністю відключення 0.4 для запобігання перенавчанню. Вихідним шаром моделі є повнозв'язний шар з кількістю нейронів, що відповідає числу класів у датасеті, з активацією softmax для багатокласової класифікації.

На початковому етапі навчання заморожуються ваги базової моделі, що дозволяє тренувати лише додані шари, зберігаючи при цьому попередньо

навчені параметри EfficientNetV2S. Модель компілюється з функцією втрат категоріальної кросентропії, оптимізатором Adam із початковим коефіцієнтом навчання 0.001 та метрикою точності. Навчання триває до 15 епох із використанням механізмів ранньої зупинки, зменшення швидкості навчання при відсутності покращень і збереження найкращої моделі за результатами валідації.

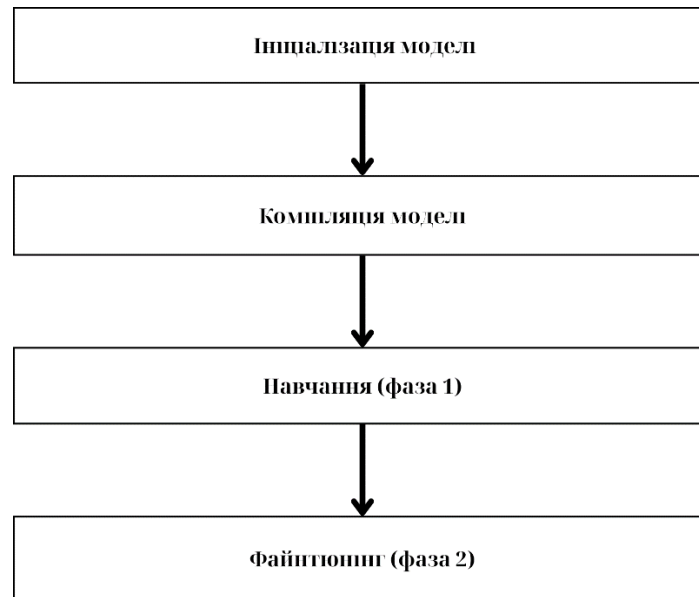


Рисунок 2.4 – Навчання моделі

Після завершення початкового навчання відбувається розморожування всіх шарів EfficientNetV2S і повторна компіляція моделі з оптимізатором Adam та значно зменшеним коефіцієнтом навчання 0.00001. Цей етап, відомий як fine-tuning, дозволяє тонко налаштувати ваги всієї мережі з урахуванням специфіки конкретного набору даних. Fine-tuning також триває до 15 епох із застосуванням тих же механізмів контролю навчання.

За результатами навчання модель оцінюється на валідаційному наборі, і виводиться точність класифікації. Найкраща модель зберігається у файл для подальшого використання. Такий поетапний підхід забезпечує збалансовану комбінацію швидкої адаптації нових шарів і гнучкого налаштування всієї архітектури, що підвищує точність, ефективність і стабільність ідентифікації рослин за зображеннями.

2.4 Загальна схема методу

Загальна структура та складові методу ідентифікації лікарських рослин за аналізом зображень із використанням нейромережі наведені на рисунку 2.5.

Покроковий підхід забезпечує високу точність і надійність ідентифікації рослин у різноманітних умовах зйомки.

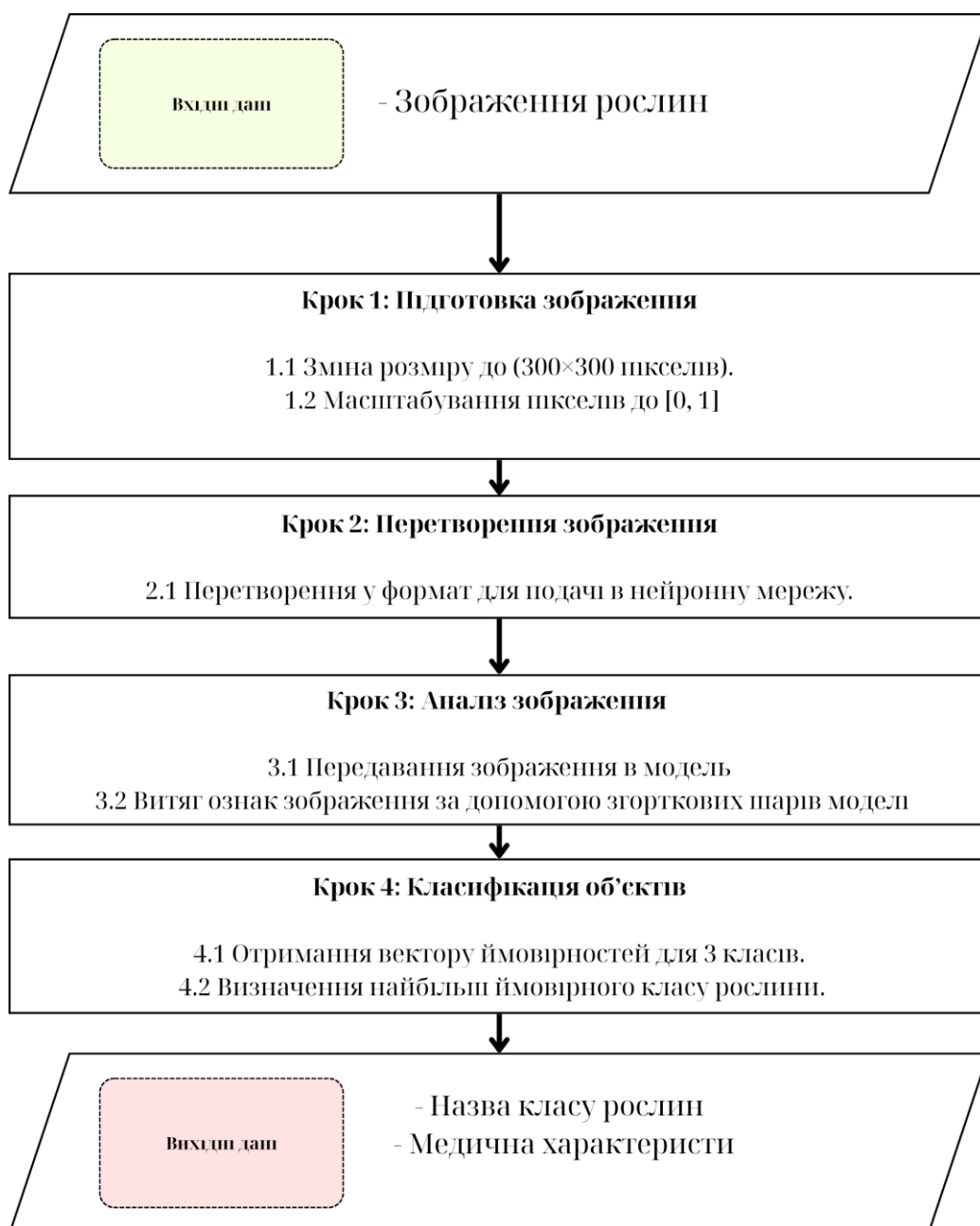


Рисунок 2.5 – Загальна схема методу

Основними кроками методу є:

- підготовка зображення;
- перетворення зображення;
- виявлення об'єктів;
- класифікація об'єктів.

Крок 1: Підготовка зображення.

У процесі підготовки зображень перед їх подачею до нейронної мережі виконується приведення всіх зразків до єдиного формату. Зображення масштабуються до розміру 300×300 пікселів, що відповідає вимогам вхідного шару моделі. Крім того, кожне зображення нормалізується – значення пікселів переводяться з діапазону $[0, 255]$ у $[0, 1]$. Це забезпечує стабільність обчислень, прискорює процес навчання моделі та сприяє кращому узагальненню результатів. Такий підхід до попередньої обробки є типовим для задач класифікації зображень із використанням згорткових нейронних мереж.

Крок 2: Перетворення зображення.

Наступним кроком йде перетворення зображення у формат, сумісний із вхідними вимогами нейронної мережі. Зокрема, зображення конвертується у числовий масив за допомогою бібліотеки NumPy, що забезпечує уніфіковане представлення даних для подальшої обробки. Для узгодження з вхідною структурою моделі, яка очікує вхід у форматі батчу (batch), до отриманого масиву додається додатковий вимір. Таким чином формується тензор з чотирма вимірами: кількість зразків, висота, ширина та кількість каналів. Це дозволяє моделі коректно інтерпретувати навіть окремі зображення як повноцінні вхідні пакети для обробки та класифікації. Це зображено на рисунку 2.6.

Крок 3: Аналіз зображення.

На 3 кроці підготовлене зображення, представлене у вигляді тензора, передається до вхідного шару нейронної мережі. Модель здійснює обробку зображення через послідовність згорткових, нормалізаційних і повнозв'язних шарів.

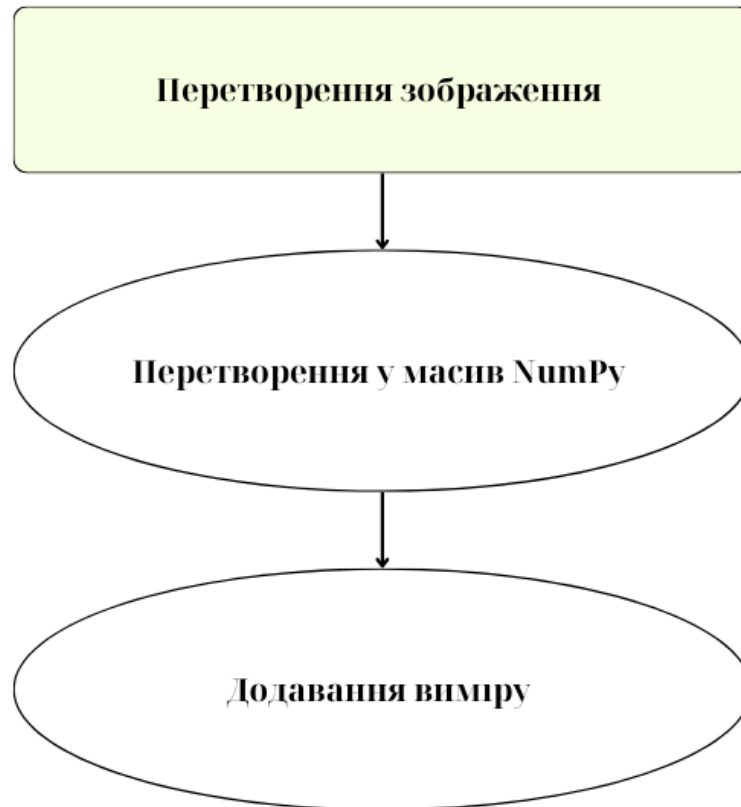


Рисунок 2.6 – Крок 2: Перетворення зображення

Крок 4: Класифікація об'єктів.

Після проходження зображення через шари нейронної мережі на вихідному шарі формується вектор ймовірностей, кожен елемент цього вектора відповідає одному з трьох можливих класів лікарських рослин. Для нормалізації значень і подання їх у вигляді ймовірностей використовується функція активації softmax.

Далі визначається індекс елемента з найвищою ймовірністю – саме він вказує на той клас, до якого, належить зображення з найбільшою впевненістю. Відповідний клас і є фінальним результатом класифікації. Даний етап зображено на рисунку 2.7.

Вхідний шар приймає підготовлене зображення. Далі EfficientNet виділяє релевантні ознаки, більшість її шарів заморожені, щоб зберегти набуті раніше знання, а верхні шари адаптуються під конкретне завдання класифікації. GlobalAveragePooling2D агрегує отримані ознаки у вектор фіксованої довжини, зменшуючи розмірність та запобігаючи переобученню. Dense шар з 1024

нейронами додає нелінійність і покращує здатність моделі виокремлювати особливості. Dropout шар випадково "вимикає" частину нейронів під час навчання, що підвищує узагальнюючу здатність мережі. Завершальний Dense шар із 3 нейронами і функцією softmax формує ймовірності належності до кожного з класів рослин. Таким чином, послідовна обробка шарами трансформує зображення у числовий опис, який використовується для точного визначення виду лікарської рослини.

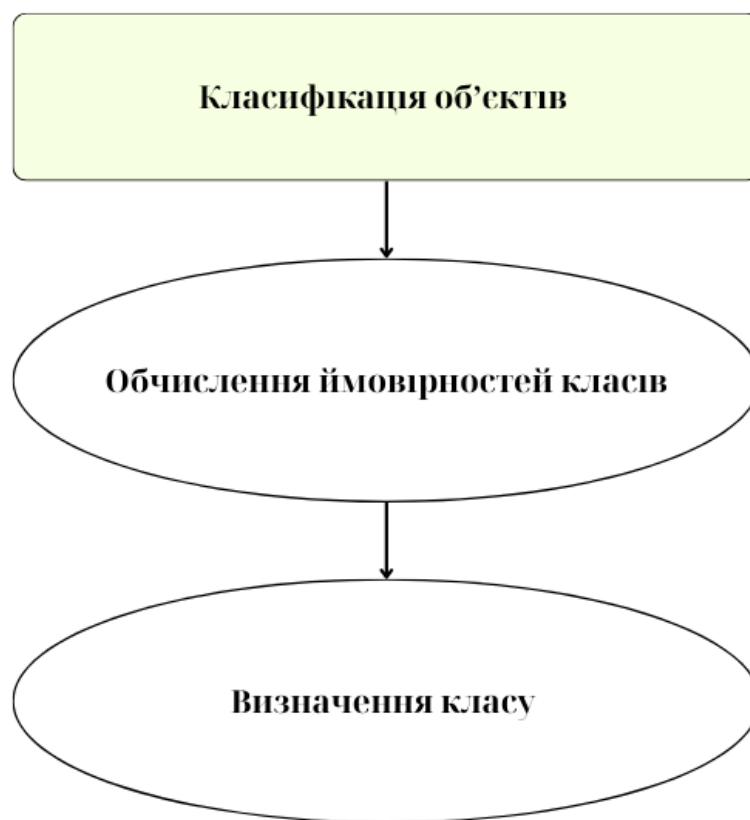


Рисунок 2.7 – Крок 4: Класифікація

Важливою особливістю реалізованої системи є її стійкість до зовнішніх змін, таких як освітлення, масштаб об'єкта чи варіації фону. Завдяки правильній попередній обробці даних та використанню методів регуляризації вдалося мінімізувати вплив цих факторів на кінцевий результат класифікації.

2.5 Критерії оцінювання точності

Для об'єктивного аналізу ефективності застосування нейромережових засобів у задачі ідентифікації рослин лікарського призначення було обрано набір загальноприйнятих кількісних метрик. Ці метрики дозволяють всебічно оцінити якість класифікації, враховуючи різні аспекти роботи моделі [42].

По-перше, метрики оцінюють правильність передбачень нейронної мережі, тобто наскільки часто модель дає вірні відповіді. По-друге, вони враховують повноту класифікації, що дозволяє визначити, як добре модель виявляє зразки певного класу. Такий підхід є важливим у задачах ідентифікації рослин, де пропуск важливих видів може мати негативні наслідки.

Загальний комплекс метрик забезпечує збалансовану оцінку роботи нейромережі, дозволяючи не тільки оцінити загальну точність, але й виявити можливі проблеми з хибними спрацьовуваннями або пропусками. Це дає змогу більш детально проаналізувати ефективність алгоритму і прийняти обґрунтовані рішення щодо його подальшого вдосконалення та оптимізації.

Таким чином, вибір кількісних метрик є ключовим етапом для комплексної оцінки точності ідентифікації лікарських рослин за допомогою нейромережових методів і сприяє підвищенню якості розпізнавання.

Усі обрані метрики оцінювання зображені на рисунку 2.8.

Точність класифікації (Accuracy).

Точність є базовим критерієм оцінювання і визначається як відношення кількості правильно класифікованих зображень до загальної кількості зображень у тестовій вибірці:

$$\text{Accuracy} = \frac{\text{TP} + \text{TN}}{\text{TP} + \text{TN} + \text{FP} + \text{FN}} \quad (2.4)$$

де TP – кількість істинно позитивних результатів, TN – істинно негативних, FP – хибно позитивних, FN – хибно негативних.

Високе значення точності свідчить про правильну роботу системи, однак

із дисбалансом класів ця метрика може бути недостатньо інформативною.

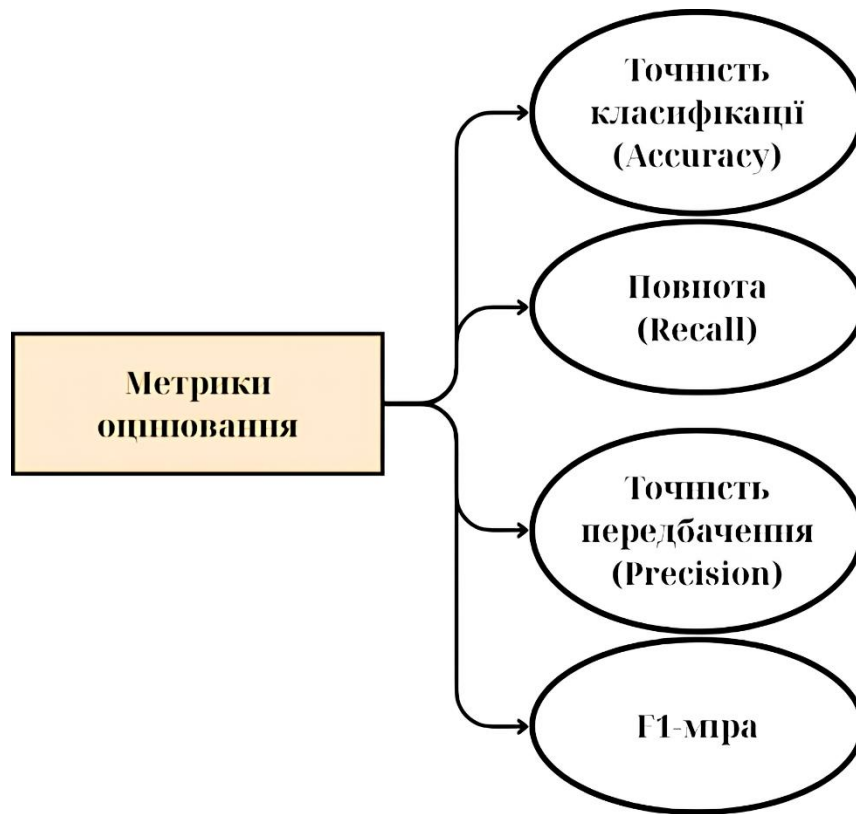


Рисунок 2.8 – Метрики оцінювання

Повнота (Recall).

Повнота характеризує здатність моделі виявляти всі позитивні приклади певного класу:

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP+FN} \quad (2.5)$$

де TP – кількість істинно позитивних результатів, FN – хибно негативних. Цей показник особливо важливий, коли критичним є недопущення пропуску рідкісних або важливих екземплярів – наприклад, рослин із рідкісними або цінними лікувальними властивостями.

Точність передбачення (Precision).

Точність передбачення показує, яка частка об'єктів, ідентифікованих як

позитивні, дійсно є такими:

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP+FP} \quad (2.6)$$

де TP – кількість істинно позитивних результатів, FP – хибно позитивних.

Ця метрика важлива для зменшення кількості хибних позитивних результатів, що може запобігти помилковій ідентифікації непотрібних або шкідливих рослин як лікарських.

F1-міра (F1 Score).

F1-міра є гармонійним середнім між Precision та Recall і використовується для комплексного оцінювання балансу між цими двома показниками:

$$F1 = 2 * \frac{\text{Precision} \cdot \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \quad (2.7)$$

де Precision – відношення кількості правильно передбачених позитивних випадків до загальної кількості передбачених позитивних випадків, Recall – відношення кількості правильно передбачених позитивних випадків до загальної кількості фактичних позитивних випадків.

Цей показник особливо актуальний при наявності нерівномірного розподілу класів у наборі даних.

Остаточна оцінка ефективності моделі здійснювалася на незалежному тестовому наборі зображень, які не використовувалися під час навчання та валідації. Це забезпечило об'єктивність і узагальненість результатів.

Таким чином, застосування комплексу метрик дозволило не лише оцінити загальну точність, але й глибше проаналізувати специфіку помилок, що дало змогу обґрунтовано зробити висновки щодо ефективності застосованих нейромережевих методів для ідентифікації рослин лікарського призначення. Це показує надійність і практичну цінність розробленого методу, а також його потенціал для використання у реальних умовах досліджень і практичної

діяльності. Водночас результати оцінювання точності відкривають можливості для подальшого вдосконалення моделі і розширення застосування на більші набори даних та інші види рослин.

2.6 Висновки до розділу 2

Спроектовано метод ідентифікації лікарських рослин за зображеннями. Для реалізації було обрано архітектуру EfficientNetV2S, яка поєднує компактність, глибину та підтримку transfer learning – що дозволило адаптувати модель до специфіки датасету.

Описано загальну ідею методу та архітектуру EfficientNetV2S з покроковою реалізацією.

Наведено послідовність навчання нейронної мережі на масштабованих зображеннях з датасету Plants Type Datasets.

Описано загальну схему спроектованого методу та визначено критерії оцінювання точності спроектованого методу, а саме точність класифікації (Accuracy), повнота (Recall), точність передбачення (Precision), 1-міра (F1 Score).

Розділ 3 Експериментальне тестування методу ідентифікації рослин лікарського призначення за аналізом зображень нейромережевими засобами

3.1 Функціональне призначення та структура програмних складових

Програмна система для ідентифікації лікарських рослин реалізована у вигляді єдиного Python-скрипта, що об'єднує кілька взаємопов'язаних функціональних модулів, які забезпечують комплексний цикл роботи – від завантаження та попередньої обробки зображень до побудови, навчання нейронної мережі та інтерактивної взаємодії з користувачем через графічний інтерфейс. Для реалізації використано сучасні бібліотеки машинного навчання, роботи з графікою та побудови інтерфейсів: TF, Keras, PIL (Pillow) та Tkinter. Такий підхід забезпечує ефективність, зручність та гнучкість системи.

Основний функціонал починається з модуля завантаження даних, реалізованого у вигляді функції `load_datasets()`. Для тренувального датасету застосовуються різноманітні техніки аугментації зображень: випадкове обертання, зсуви по горизонталі і вертикалі, масштабування та горизонтальне віддзеркалення. Це підвищує різноманітність тренувальних даних, зменшує ризик перенавчання та покращує здатність моделі до узагальнення. Всі зображення нормалізуються через спеціальну функцію `preprocess_input`, що підводить піксельні значення до стандартного діапазону, оптимального для EfficientNetV2S. За рахунок поділу на окремі набори даних система може ефективно контролювати процес навчання та оцінювати моделі.

Побудова нейронної мережі виконується функцією `build_model()`, яка використовує сучасну архітектуру EfficientNetV2S із попередньо натренованими вагами на наборі. Ця модель визнана однією з найбільш ефективних у задачах комп'ютерного зору, що забезпечує високу точність класифікації. У процесі ініціалізації шари базової мережі спочатку заморожуються, щоб зосередити навчання на додаткових шарах, які відповідають за класифікацію конкретних класів лікарських рослин (у даному випадку 3 класів). До базової моделі

додається глобальний шар агрегації ознак `GlobalAveragePooling2D`, який трансформує просторові карти активацій у вектор ознак, після чого слідує два повнозв'язних (`Dense`) шари. Перший шар має функцію активації `ReLU` та `L2`-регуляризацію, що допомагає уникнути перенавчання, а також дропаут для випадкового вимкнення частини нейронів під час тренування, що підвищує стабільність. Останній шар із функцією активації `softmax` формує ймовірнісне розподілення по класах. Модель компілюється з використанням кросентропії як функції втрат та оптимізатора `Adam` з адаптивним кроком навчання.

Інтерфейс користувача реалізований у класі `PlantClassifierApp`, що забезпечує інтерактивну взаємодію з кінцевим користувачем. При запуску створюється вікно із фоновим зображенням та розташованими елементами керування – кнопками для вибору зображення та запуску класифікації, полями для відображення передбаченого класу та медичної інформації про рослину. Під час ініціалізації відбувається завантаження існуючої моделі у разі її наявності, або запускається процес навчання з нуля із подальшим збереженням найкращої моделі. Навчання проходить у два етапи: спершу з замороженим базовим блоком `EfficientNetV2S`, що дозволяє швидко адаптувати верхні шари, а потім – розморожуванням для тонкого налаштування всієї мережі, що підвищує якість класифікації. Для покращення процесу навчання застосовуються зворотні зв'язки у вигляді колбеків – `EarlyStopping` для зупинки тренування при відсутності покращення, `ReduceLROnPlateau` для адаптивного зменшення швидкості навчання та `ModelCheckpoint` для збереження найкращої моделі.

Завантаження зображення для класифікації відбувається через його додавання саме через стандартне діалогове вікно. Початкове вікно програми та інші елементи зображено на рисунку 3.1. Після чого вибране фото відображається у вікні програми.

Це дозволяє користувачу легко перевірити правильність вибору зображення перед запуском аналізу. Крім того, такий підхід покращує зручність взаємодії з інтерфейсом та знижує ймовірність помилок при використанні.

Інтуїтивно зрозумілий процес завантаження сприяє доступності застосунку навіть для користувачів без технічного досвіду.

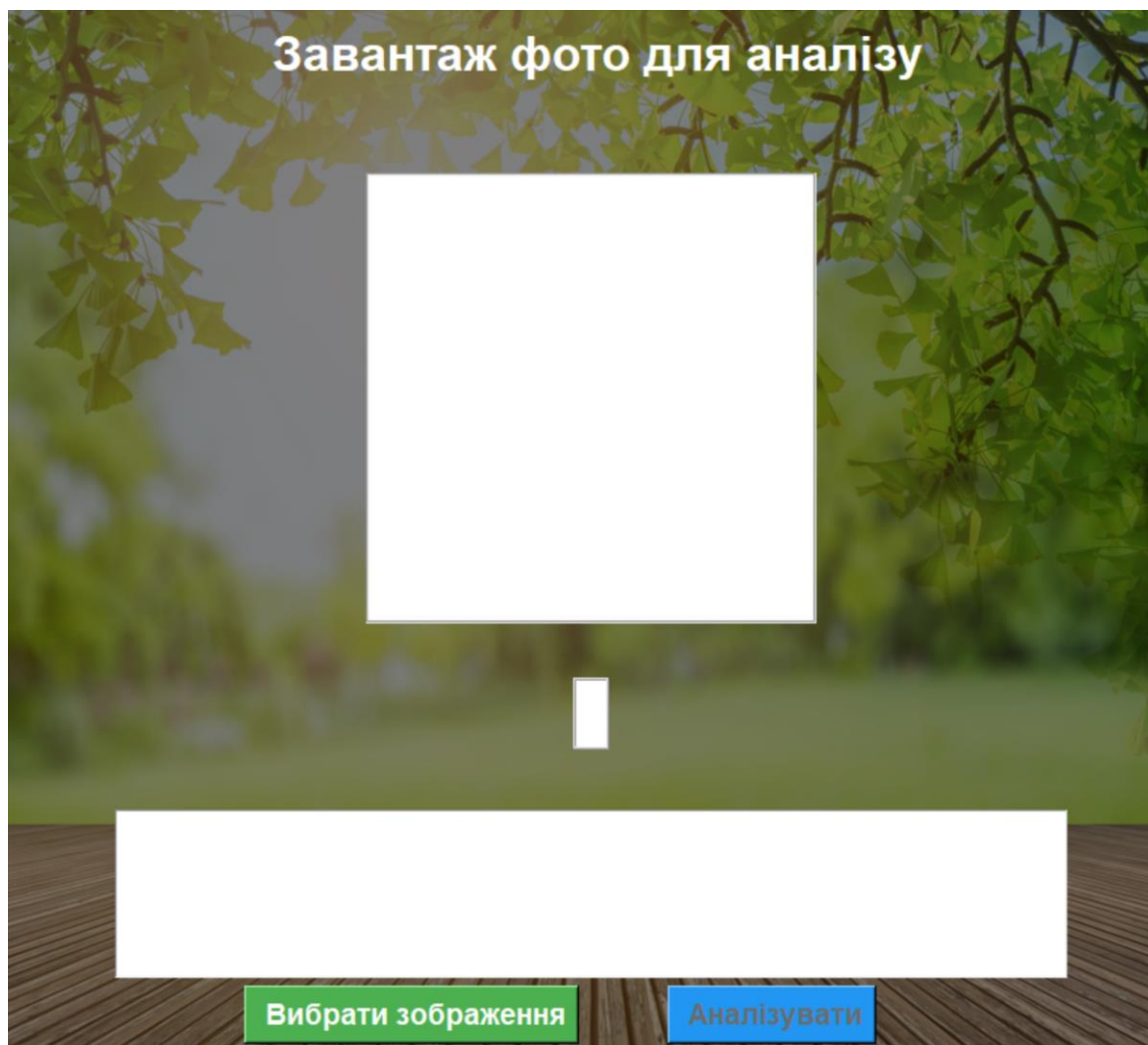


Рисунок 3.1 – Головне вікно програми

Після натискання кнопки «Аналізувати» оброблене зображення передається на вхід нейронній мережі для подальшої обробки. Мережа проводить послідовний аналіз вхідних даних, вилучає характерні ознаки рослини та на основі отриманої інформації прогнозує її клас – конкретний вид лікарської рослини. Цей процес відбувається автоматично і забезпечує швидке та точне визначення виду.

Після того, як нейронна мережа робить свій прогноз, результат відображається у вигляді текстового повідомлення, яке містить назву

визначеного виду рослини. Окрім цього, система також демонструє додаткову корисну інформацію про медичні властивості цієї рослини, яка зберігається у спеціальному словнику MEDICINAL_INFO. Такий підхід дозволяє не лише ідентифікувати рослину, але й надати користувачу важливі відомості про її застосування у медицині. Усі ці етапи роботи представлені на рисунку 3.2.



Рисунок 3.2 – інтерфейс програми

Архітектура системи орієнтована на зручність інтеграції і модульність. Основний клас PlantClassifierApp інкапсулює ключові компоненти – модель, шляхи до зображень, елементи GUI і логіку подій. Водночас функції

`load_datasets()` та `build_model()` виконують допоміжні завдання підготовки даних і конфігурації моделі, що робить код більш читабельним і гнучким. Такий підхід дозволяє підтримувати систему, оновлювати модель або інтерфейс незалежно один від одного, а також легко масштабувати програму у разі необхідності.

Загалом, програма поєднує сучасні методи машинного навчання та зручний користувачький інтерфейс, що забезпечує ефективне, швидке та інтуїтивне визначення лікарських рослин за фотографіями. Система має високу точність класифікації та може використовуватись як корисний інструмент для фахівців у сфері ботаніки, фармакології та для широкого кола користувачів, зацікавлених у медичному застосуванні рослин.

Список основних використаних бібліотек та їх роль:

- `os` – робота з файловою системою, обробка шляхів до даних і моделей;
- `numpy` – обробка числових масивів, підготовка даних для моделі;
- `tensorflow`, `keras` – побудова, тренування, збереження та завантаження глибокої нейронної мережі;
- `PIL (Pillow)` – обробка, редагування та відображення зображень у графічному інтерфейсі.
- `tkinter` – реалізація графічного інтерфейсу користувача;
- `ImageDataGenerator` – створення аугментованих та нормалізованих наборів зображень для тренування;
- `load_model` – завантаження збереженої навченої моделі Keras;
- `EarlyStopping`, `ReduceLROnPlateau` – оптимізація процесу навчання для запобігання перенавчанню та автоматичного підбору параметрів навчання;
- `ModelCheckpoint` – автоматичне збереження найкращої версії моделі під час тренування для подальшого використання або відновлення.

Таким чином, структура програми побудована таким чином, що забезпечує високу продуктивність, гнучкість налаштувань, а також зручність і наочність для користувача, що робить систему придатною для практичного застосування у задачах ідентифікації лікарських рослин за зображеннями.

3.2 Особливості реалізації програмних складових

Для реалізації програми ідентифікації лікарських рослин обрано створення віконного застосунку. Мова програмування для розробки програми обрана Python. Для написання коду обрано середовище розробки VS Code, з багатьма корисними інструментами для програмування на Python.

Програмне забезпечення, призначене для класифікації рослин за зображеннями, використовує спеціалізовані бібліотеки, що забезпечують розробку неймережових моделей, обробку зображень, створення графічних інтерфейсів та візуалізацію результатів. Ключовою бібліотекою для реалізації штучних нейронних мереж є TensorFlow з інтегрованим Keras API, що дозволяє конструювати та навчати глибокі згорткові мережі. Зокрема, у проєкті використано модель EfficientNetV2S, адаптовану до конкретної задачі через точне налаштування на спеціалізованому наборі даних. Keras також дозволяє компілювати модель, під'єднувати функції втрат та оптимізатори, а також контролювати якість навчання за допомогою функцій зворотного виклику, як-от EarlyStopping, ReduceLROnPlateau та інші.

Модуль ImageDataGenerator застосовується для попередньої обробки зображень, дозволяючи змінювати їх розмір, нормалізувати та випадково трансформувати для покращення узагальнюючої здатності моделі. Безпосереднє завантаження та конвертація зображень для класифікації виконується за допомогою бібліотеки PIL (Pillow), яка спрощує роботу з графічними файлами у форматах JPEG, PNG та інших.

Графічний інтерфейс реалізований з використанням стандартної бібліотеки Tkinter, яка надає можливість створення вікон, кнопок, текстових полів, вставляти зображення та обробляти події користувача. Для зрозумілого відображення результатів також застосовується ImageTk: модуль для інтегрування зображень PIL в елементи Tkinter.

Для оцінки точності та якості класифікації було використано бібліотеку

scikit-learn, що включає в себе функції `accuracy_score`, `classification_report` та `precision_recall_fscore_support`, які обчислюють основні метрики класифікації.

Окрім базових складників, програмне забезпечення вдається до додаткових інструментів для організації та вдосконалення робочого процесу. Зокрема, для оперування з файловою структурою, приєднання шляхів до зображень та моделі використовуються стандартні модулі Python, на зразок `os`, `pathlib` та `shutil`. Це надає гнучкість у процесах завантаження та зберігання файлів, а також сприяє масштабуванню застосунку для більших масивів даних. За необхідності покращення моделі, перенавчання з використанням нових даних, система може бути адаптована до циклічного навчання чи поступового оновлення вагових коефіцієнтів.

3.3 Дослідження методу

3.3.1 Оціночний набір даних

Для перевірки точності та надійності розробленої нейромережевої моделі було використано структурований набір зображень лікарських рослин [41], який містить 3 категорії (класи), кожна з яких відповідала певному виду рослини.

Датасет для ідентифікації лікарських рослин обраний саме: `Plants Type Datasets`, який є у вільному доступі.

Також у складі датасету доступний частковий код нейронної мережі для класифікації рослин, що значно спрощує процес побудови моделі. Отже, для створення віконної реалізації методу ідентифікації рослин лікарського призначення за аналізом зображень нейромережевими засобами, використовувалася мова програмування Python у середовищі програмування VS Code. Також обрано датасет: `Plants Type Datasets`.

Усі наявні зображення були заздалегідь розсортовані по відповідних підкаталогах згідно з їхніми класами, що забезпечило коректне та якісне формування навчального та тестового середовища. Дані було розподілено на дві

підмножини а саме:

- Train_Set_Folder – навчальна вибірка;
- Validation_Set_Folder – валідаційна вибірка.

На першому етапі базова частина моделі була заморожена. Модель навчалася протягом 15 епох зі швидкістю навчання 0.001. Застосовувалися колбеки EarlyStopping, ModelCheckpoint та ReduceLROnPlateau для збереження найкращої моделі та контролю швидкості навчання.

На другому етапі базу розморозили та провели донавчання з меншою швидкістю – 0.00001. Модель знову тренувалась 15 епох з тими самими колбеками. Дані проходили стандартну попередню обробку, включаючи масштабування та аугментацію.

3.3.2 Тестування методу

Для об'єктивного аналізу ефективності застосування НЗ у задачі ідентифікації рослин лікарського призначення використовувався комплекс кількісних метрик, що дозволяють всебічно охарактеризувати роботу моделі:

- Точність класифікації (Accuracy);
- Повнота (Recall);
- Точність передбачення (Precision);
- F1-міра (F1 Score).

Після навчання моделі на навчальній вибірці, вона була протестована на валідаційній вибірці.

Для навчальної вибірки Precision становить від 0,99 до 1,00, Recall становить від 0,98 до 1,00, F1 Score становить 0,99, підтверджені зразки становлять від 99 до 100.

Результати класифікації на навчальній вибірці трьох класів лікарських рослин (aloevera, ginger, curcuma) наведено в таблиці 3.1:

Таблиця 3.1 – Результати класифікації на навчальній вибірці

Клас	Precision	Recall	F1 Score	Підтверджених зразків
Aloevera	1,00	0,98	0,99	100
Ginger	0,99	1,00	0,99	99
Curcuma	0,99	1,00	0,99	100

Результати класифікації на навчальній вибірці також зображені на рисунку 3.3.

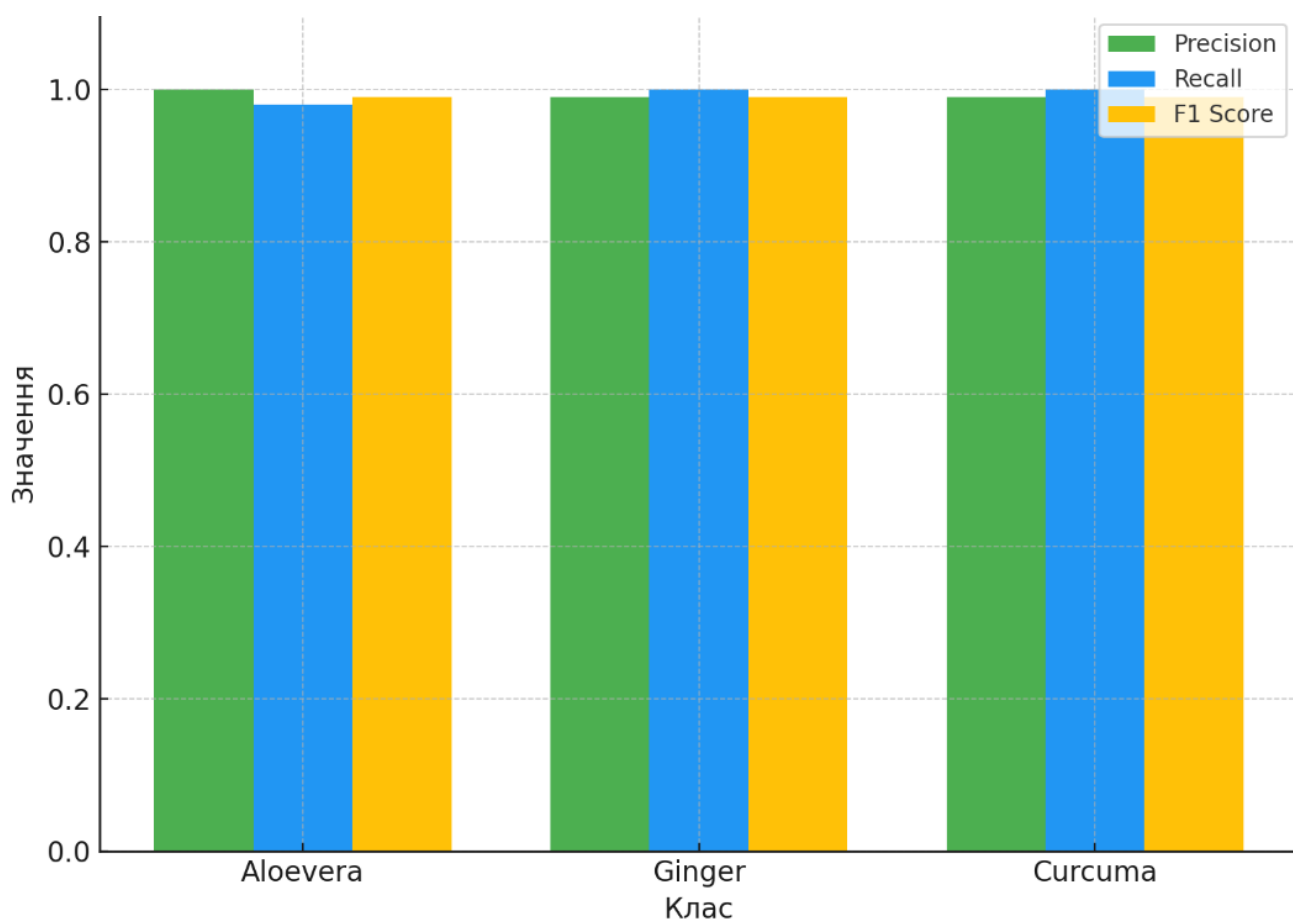


Рисунок 3.3 – Результати класифікації на навчальній вибірці

З наведених метрик видно, що:

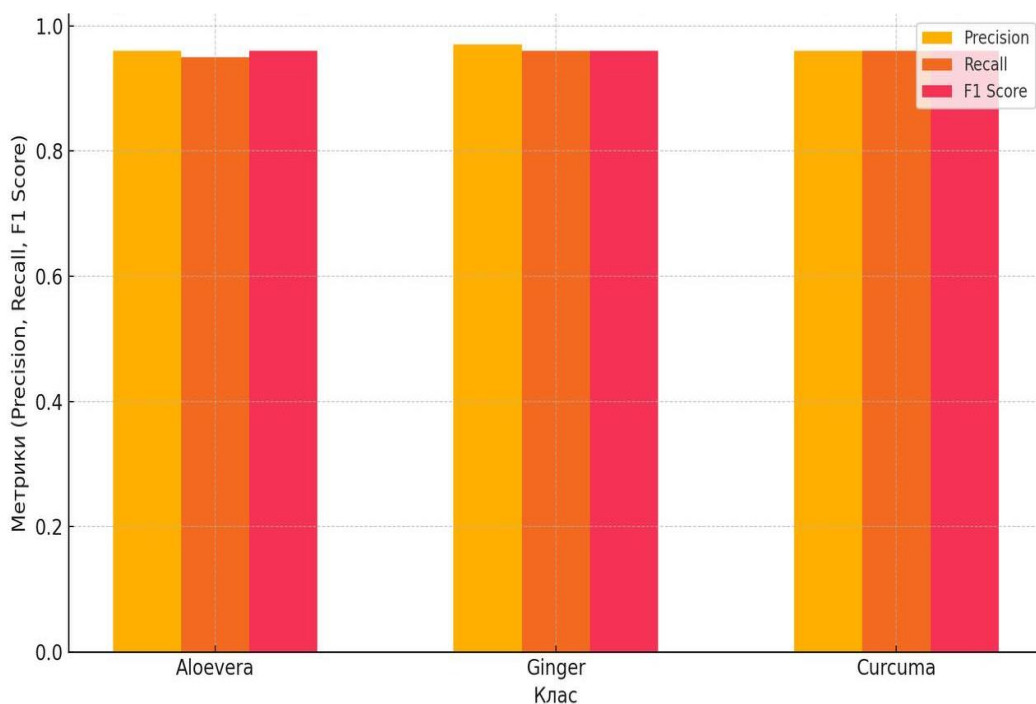
- Клас Curcuma був ідентифікований без жодної помилки (Recall = 1,00).
- F1-міра 0,99 для всіх класів, що підтверджує збалансованість між precision та recall.

Результати класифікації на валідаційній вибірці трьох класів лікарських рослин наведено в таблиці 3.2:

Таблиця 3.2 – Результати класифікації на валідаційній вибірці

Клас	Precision	Recall	F1 Score	Підтверджених зразків
Aloevera	0,96	0,95	0,96	97
Ginger	0,97	0,96	0,96	90
Curcuma	0,96	0,96	0,96	93

Результати класифікації на валідаційній вибірці також зображені на рисунку 3.4.



Рисунку 3.4 – Результати класифікації на валідаційній вибірці

Для валідаційної вибірки Precision становить від 0,96 до 0,97, Recall становить від 0,95 до 0,96, F1 Score становить 0,96, підтверджені зразки становлять від 90 до 97.

3.4.3 Оцінювання точності ідентифікації рослин лікарського призначення за аналізом зображень нейромережевими засобами

Для незалежної перевірки було проведено тестування на незалежній тестовій вибірці Ind.test [41], яка містить 300 зображень з різними умовами зйомки, що імітують реальні ситуації застосування системи. Результати тестування за метриками оцінювання представлені в таблиці 3.3.

Таблиця 3.3 – Результати тестування на незалежній тестовій вибірці

Вибірка	Accurasy, %	Precision	Recall	F1-міра
Ind.test	93,5	0,88	0,87	0,87

Результати тестування на незалежній тестовій вибірці також зображені на рисунку 3.5.

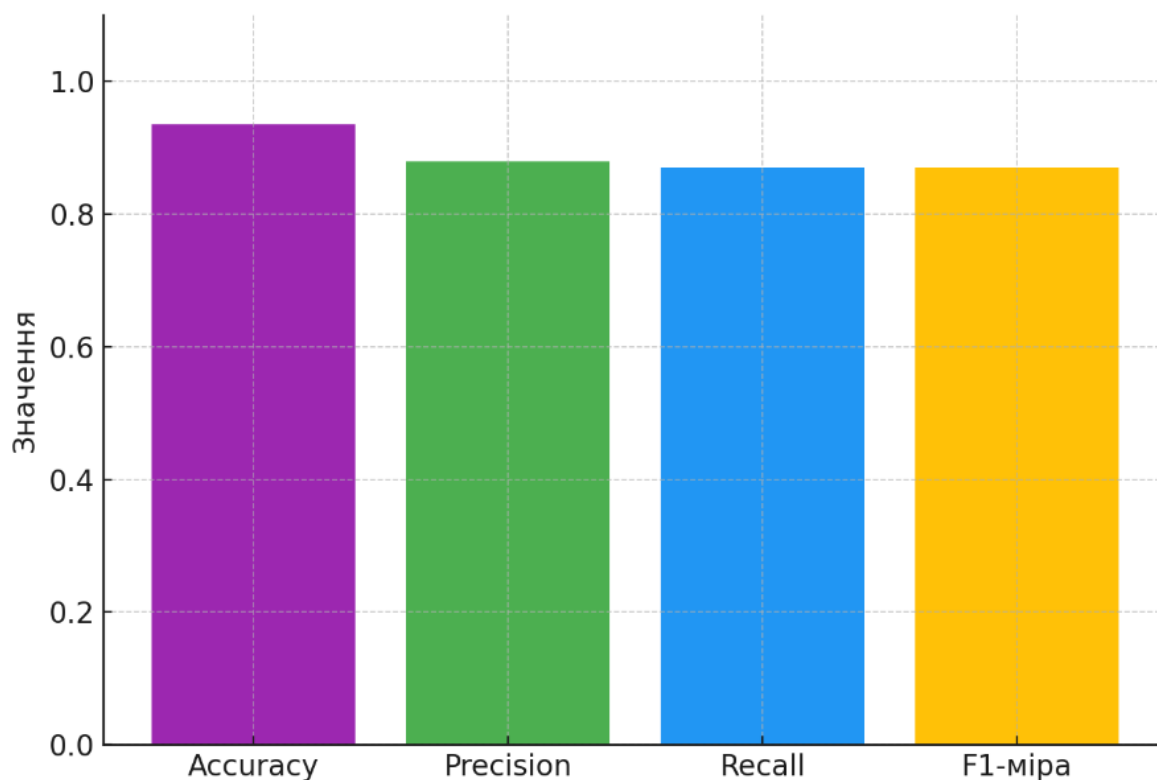


Рисунок 3.5 – Результати тестування на незалежній тестовій вибірці

Порівняння результатів тестування на навчальній, валідаційній та незалежній тестовій вибірці представлені у таблиці 3.4.

Таблиця 3.4 – Результати тестування

Вибірка	Accuracy, %	Precision	Recall	F1-міра
Train	99,58	0,99	0,99	0,99
Valid	98,60	0,96	0,96	0,96
Ind.test	93,5	0,88	0,87	0,87

Результати тестування вибірок також зображені на рисунку 3.6.

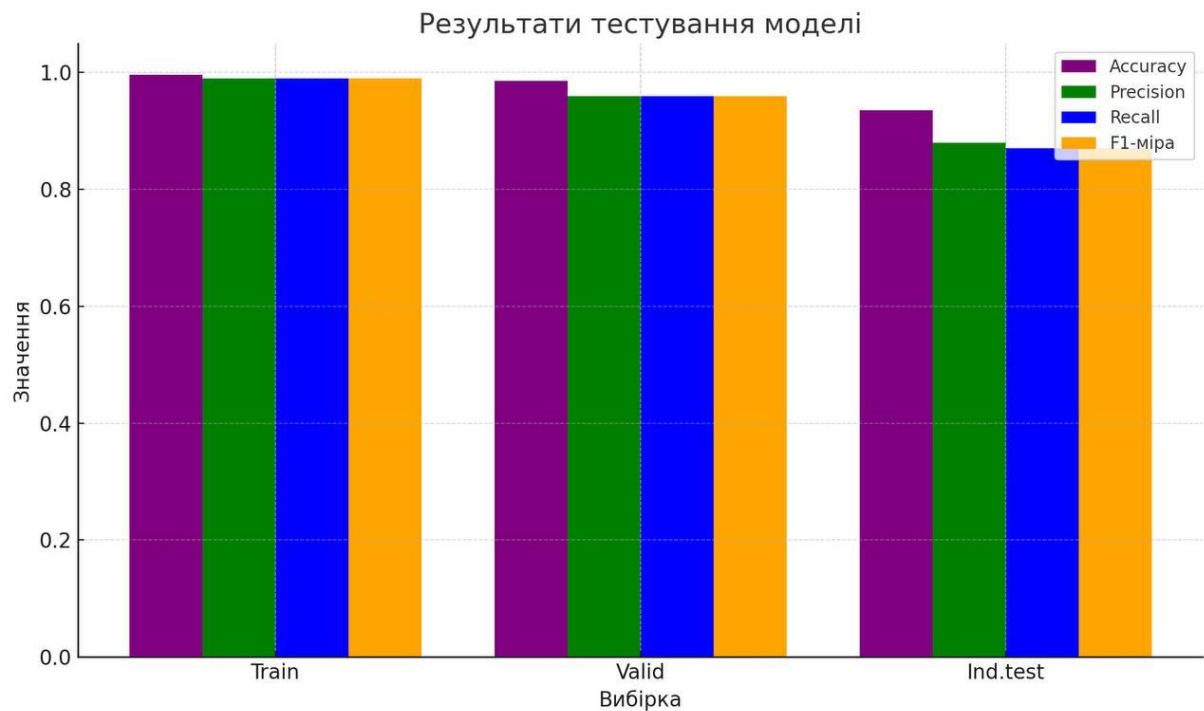


Рисунок 3.6 – Результати тестування вибірок

Для оцінювання точності спроектованого методу проведено порівняння з дослідженнями, що використовують модель EfficientNet-B3 [43].

Результати порівняння наведені у таблиці 3.5.

Результати порівняльного тестування також зображені на рисунку 3.7.

Таблиця 3.5 – Порівняльне тестування

Метод	Accuracy,%	Precision	Recall	F1-міра
Спроектований метод	98,6	0,96	0,96	0,96
Дослідження, що використовують модель EfficientNet-B3 [43]	96,8	0,95	0,94	0,95

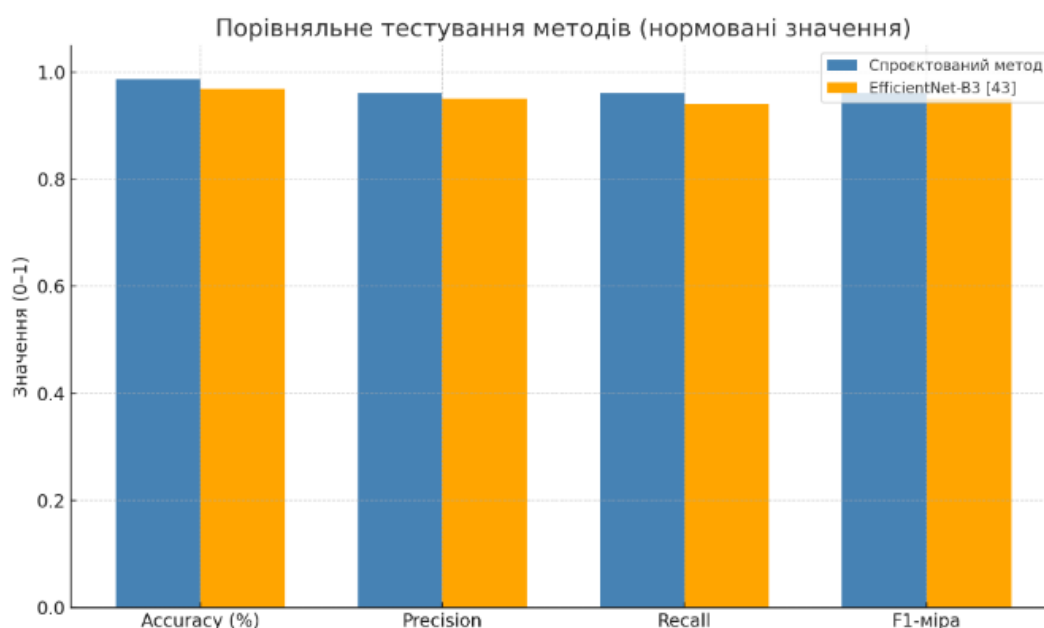


Рисунок 3.7 – Результати порівняльного тестування

Середнє значення точності класифікації (Accuracy) у спроектованому методі становить 98,6 %, що майже на 1,8 % вище, ніж у дослідженнях із використанням моделі EfficientNet-B3, де ця метрика досягає 96,8 %, precision у спроектованому методі становить 0,96, що є більшим ніж у дослідженнях із використанням моделі EfficientNet-B3 де цей показник становить 0,95. Тому у спроектованому методі точність є вищою. Recall і F1 Score у спроектованому методі також вищі аніж у дослідженнях із використанням моделі EfficientNet-B3.

3.5. Висновки до розділу 3

Виконано дослідження точності методу ідентифікації лікарських рослин за зображеннями з використанням нейронних мереж.

Виконано програмну реалізацію методу на мові програмування Python та фреймворку TensorFlow із застосуванням архітектури EfficientNetV2S.

Проведено дослідження методу. Для навчання та валідації спроектованого методу використовувалася Plants Type Datasets, що містить понад 2700 зображень. Навчальна та валідаційна вибірки формувалися у співвідношенні 70/30.

Для навчальної вибірки метрики оцінювання становили Precision – від 0,99 до 1,00, Recall – від 0,98 до 1,00, F1 Score – 0,99, для кількості підтверджених зразків становлять від 99 до 100.

Для валідаційної вибірки метрики оцінювання становили Precision – від 0,96 до 0,97, Recall – від 0,95 до 0,96, F1 Score – 0,96, для кількості підтверджених зразків становлять від 90 до 97.

Перевірки проводилася на незалежній тестовій вибірці Ind.test, яка містить ~300 зображень з різними умовами зйомки, що імітують реальні ситуації застосування системи.

Для незалежної тестової вибірки метрики оцінювання становили Precision – 0,88, Recall – 0,87, F1 Score – 0,87.

Для оцінювання точності спроектованого методу проведено порівняння з дослідженнями, що використовують модель EfficientNet-B3.

Середнє значення точності класифікації (Accuracy) у спроектованому методі становить 98,6 %, що майже на 1,8 % вище, ніж у дослідженнях із використанням моделі EfficientNet-B3, де ця метрика досягає 96,8 %, precision у спроектованому методі становить 0,96, що є більшим ніж у дослідженнях із використанням моделі EfficientNet-B3 де цей показник становить 0,95. Тому у спроектованому методі точність є вищою. Recall і F1 Score у спроектованому методі також вищі аніж у дослідженнях із використанням моделі EfficientNet-B3.

Загальні висновки

У процесі виконання кваліфікаційної роботи бакалавра було успішно досягнуто мету, визначену на етапі постановки задачі, а саме – підвищення точності ідентифікації рослин лікарського призначення за аналізом зображень нейромережевими засобами.

Для досягнення поставленої мети були виконані такі завдання:

- розглянуто методи ідентифікації рослин лікарського призначення за аналізом зображень;
- розглянуто можливості, переваги та недоліки нейромережових засобів для ідентифікації об'єктів;
- спроектовано метод ідентифікації рослин лікарського призначення за аналізом зображень нейромережевими засобами;
- виконано програмну реалізацію методу;
- виконано дослідження спроектованого методу.

Спроектовано метод ідентифікації лікарських рослин за зображеннями. Для реалізації було обрано архітектуру EfficientNetV2S, яка поєднує компактність, глибину та підтримку transfer learning – що дозволило адаптувати модель до специфіки датасету.

Описано загальну ідею методу та архітектуру EfficientNetV2S з покроковою реалізацією. Наведено послідовність навчання нейронної мережі на масштабованих зображеннях з датасету Plants Type Datasets.

Описано загальну схему спроектованого методу та визначено критерії оцінювання точності спроектованого методу, а саме точність класифікації (Accuracy), повнота (Recall), точність передбачення (Precision), 1-міра (F1 Score).

Виконано програмну реалізацію методу на мові програмування Python та фреймворку TensorFlow із застосуванням архітектури EfficientNetV2S.

Проведено дослідження методу. Для навчання та валідації спроектованого методу використовувався Plants Type Datasets, що містить понад 2700 зображень. Навчальна та валідаційна вибірки формувалися у співвідношенні 70/30.

Для навчальної вибірки метрики оцінювання становили Precision – від 0,99 до 1,00, Recall – від 0,98 до 1,00, F1 Score – 0,99, для кількості підтверджених зразків становлять від 99 до 100.

Для валідаційної вибірки метрики оцінювання становили Precision – від 0,96 до 0,97, Recall – від 0,95 до 0,96, F1 Score – 0,96, для кількості підтверджених зразків становлять від 90 до 97.

Для незалежної тестової вибірки Ind.test, яка містить ~300 зображень з різними умовами зйомки, що імітують реальні ситуації застосування системи. Для незалежної тестової вибірки метрики оцінювання становили Precision – 0,88, Recall – 0,87, F1 Score – 0,87.

Для оцінювання точності спроектованого методу проведено порівняння з дослідженнями, що використовують модель EfficientNet-B3.

Середнє значення точності класифікації (Accuracy) у спроектованому методі становить 98,6 %, що майже на 1,8 % вище, ніж у дослідженнях із використанням моделі EfficientNet-B3, де ця метрика досягає 96,8 %, precision у спроектованому методі становить 0,96, що є більшим ніж у дослідженнях із використанням моделі EfficientNet-B3 де цей показник становить 0,95. Тому у спроектованому методі точність є вищою. Recall і F1 Score у спроектованому методі також вищі аніж у дослідженнях із використанням моделі EfficientNet-B3.

Перелік посилань

1. Plant image recognition with deep learning: A review / Y. Chen et al. *Computers and Electronics in Agriculture*. 2023. Vol. 212. P. 108072. URL: <https://doi.org/10.1016/j.compag.2023.108072>.

2. Application of Computer Vision and Machine Learning for Digitized Herbarium Specimens: A Systematic Literature Review. arXiv.org. URL: <https://arxiv.org/abs/2104.08732>

3. Buzun A., Bogach V. L'INITIATIVE FARM: POSSES D'SOUTIEN SCIENTIFIQUE EN UKRAINE / FARM - ІНІЦІАТИВА: НАУКОВИЙ СУПРОВІД В УКРАЇНІ Actual priorities of modern science, education and practice. Proceedings of the XII International Scientific and Practical Conference. Paris, France. 2022. Pp. 871-873. DOI: 10.46299/ISG.2022.1.12

4. A network perspective for sustainable agroecosystems / W. J. Allen та ін. *Trends in Plant Science*. 2022. URL: <https://doi.org/10.1016/j.tplants.2022.04.002>

5. Лікарські рослини – Вікіпедія. Вікіпедія. URL: https://uk.wikipedia.org/wiki/Лікарські_рослини

6. Звіробій – Вікіпедія. Вікіпедія. URL: <https://uk.wikipedia.org/wiki/Звіробій>

7. Chamomile: Usefulness and Safety. NCCIH. URL: <https://www.nccih.nih.gov/health/chamomile>

8. Збірник методологічних та дидактичних авторських розробок учасників Всеукраїнського семінару-практикуму для голів обласних методичних об'єднань біологічного напрямку з теми «Сучасні методи навчання у процесі викладання біології» (Великий біологічний колоквіум). [за заг. редакцією доктора педагогічних наук, професора В.В. Вербицького] Серія: Біологічні науки - 2022. – К.:“НЕНЦ”, с. 229.

9. Лікарські рослини | Herbs-ua. Еко продукти від магазину здорового харчування Herbs – купити натуральні органічні продукти. URL: <https://herbs-ua.com/2024/09/12/likarski-roslyny/>.

10. Алое – Вікіпедія. Вікіпедія. URL: <https://uk.wikipedia.org/wiki/Алое>.
11. Looking beyond the Lamppost: Population-Level Primary Prevention of Breast Cancer / G. M. McLoughlin та ін. *International Journal of Environmental Research and Public Health*. 2020. Т. 17, № 23. С. 8720. URL: <https://doi.org/10.3390/ijerph17238720>.
12. Лікарські та корисні властивості декоративно-листяних кімнатних рослин - експерти Украфлора. Доставка букети, рослини і квіти в Києві. Купити квіти з доставкою за вигідними цінами в магазині квітів Украфлора. URL: <https://ukraflora.ua/blog/likarski-ta-korisni-vlastivosti-dekorativno-listyanih-kimnatnih-roslin-280/>.
13. Natural Medicinal Herbs. www.naturalmedicinalherbs.net URL: <https://www.naturalmedicinalherbs.net/uk/>.
14. Beulah Jabaseeli N., Umanandhini D. Medicinal plant species detection by comparison review. *Journal of the Saudi Society of Agricultural Sciences*. 2024. URL: <https://doi.org/10.1016/j.jssas.2024.09.005>
15. Часник ведмежий – Вікіпедія. URL: https://uk.wikipedia.org/wiki/Часник_ведмежий.
16. Plant image recognition with deep learning: A review / Y. Chen et al. *Computers and Electronics in Agriculture*. 2023. Т. 212. С. 108072. URL: <https://doi.org/10.1016/j.compag.2023.108072>.
17. Zhao J., Li J., Zeng D., et al. Image-based plant disease recognition: From traditional machine learning to deep learning. *Frontiers in Plant Science*. 2022. Т. 13. URL: <https://www.frontiersin.org/articles/10.3389/fpls.2022.787527/full>
18. LeCun Y., Bengio Y., Hinton G. Deep learning. *Nature*. 2015. Vol. 521, no. 7553. P. 436–444. URL: <https://doi.org/10.1038/nature14539>.
19. Lu J., Tan L., Jiang H. Review on Convolutional Neural Network (CNN) Applied to Plant Leaf Disease Classification. *Agriculture*. 2021. Vol. 11, no. 8. P. 707. URL: <https://doi.org/10.3390/agriculture11080707>.
20. Design and field experiment of precise control and monitoring system for a solid fumigant sterilizer based on IoT / H. Ma et al. *Computers and Electronics in*

Agriculture. 2021. Vol. 189. P. 106387.
URL: <https://doi.org/10.1016/j.compag.2021.106387>.

21. Payong A. Image Classification Without Neural Networks: A Practical Guide. DigitalOcean | Cloud Infrastructure for Developers.
URL: <https://www.digitalocean.com/community/tutorials/image-classification-without-neural-networks>.

22. Daou A., Alany R. G., Calabrese G. Formulation of Boron Encapsulated Smart Nanocapsules for Targeted Drug Delivery to the Brain. *Applied Sciences*. 2021. Vol. 11, no. 22. P. 10738. URL: <https://doi.org/10.3390/app112210738>.

23. Imani M., Beikmohammadi A., Arabnia H. R. Comprehensive Analysis of Random Forest and XGBoost Performance with SMOTE, ADASYN, and GNUS Under Varying Imbalance Levels. *Technologies*. 2025. T. 13, № 3. C. 88. URL: <https://doi.org/10.3390/technologies13030088>.

24. Nugraha G. S., Darmawan M. I., DwiYansaputra R. Comparison of CNN's Architecture GoogleNet, AlexNet, VGG-16, Lenet -5, Resnet-50 in Arabic Handwriting Pattern Recognition. *Kinetik: Game Technology, Information System, Computer Network, Computing, Electronics, and Control*. 2023. URL: <https://doi.org/10.22219/kinetik.v8i2.1667>

25. Pushpa B. R., Jyothsna S., Lasya S. HybNet: A hybrid deep models for medicinal plant species identification. *MethodsX*. 2025. T. 14. C. 103126. URL: <https://doi.org/10.1016/j.mex.2024.103126>.

26. Advancements in Medicinal Plant Identification Using Deep Learning Techniques: A Comprehensive Review / T. P. Tran et al. *Vietnam Journal of Computer Science*. 2025. URL: <https://doi.org/10.1142/s2196888825300017>.

27. EfficientNet – Вікіпедія. URL: <https://en.wikipedia.org/wiki/EfficientNet>.

28. P P. What is EfficientNet? The Ultimate Guide. Roboflow Blog. URL: <https://blog.roboflow.com/what-is-efficientnet/>.

29. Виявлення об'єктів – Вікіпедія. URL: https://uk.wikipedia.org/wiki/Виявлення_об%27єктів.

30. Gad A. F. Faster R-CNN Explained for Object Detection Tasks. DigitalOcean | Cloud Infrastructure for Developers. URL: <https://www.digitalocean.com/community/tutorials/faster-r-cnn-explained-object-detection>.
31. Papers with Code - RetinaNet Explained. The latest in Machine Learning | Papers With Code. URL: <https://paperswithcode.com/method/retinanet>.
32. RetinaNet Advanced Computer Vision. Analytics Vidhya. analyticsvidhya URL: <https://www.analyticsvidhya.com/blog/2022/09/retinanet-advanced-computer-vision/>.
33. Zhang Z., Cui P., Zhu W. Deep Learning on Graphs: A Survey. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*. 2020. C. 1. URL: <https://doi.org/10.1109/tkde.2020.2981333>.
34. Yin H., Yi W., Hu D. Computer vision and machine learning applied in the mushroom industry: A critical review. *Computers and Electronics in Agriculture*. 2022. T. 198. C. 107015. URL: <https://doi.org/10.1016/j.compag.2022.107015>.
35. Mulugeta A. K., Sharma D. P., Mesfin A. H. Deep learning for medicinal plant species classification and recognition: a systematic review. *Frontiers in Plant Science*. 2024. T. 14. URL: <https://doi.org/10.3389/fpls.2023.1286088>.
36. Perfect tools. Ідентифікатор рослини з фото – Додатки в Google Play. Android Apps on Google Play. URL: <https://play.google.com/store/apps/details?id=com.perfecttools.plantsidentifier&hl=uk&pli=1>.
37. Ідентифікуйте, досліджуйте та діліться своїми спостереженнями диких рослин. Pl@ntNet identify. URL: <https://identify.plantnet.org/uk/k-world-flora/identify#collapse-results>.
38. Sarkar A. EfficientNetV2—faster, smaller, and higher accuracy than Vision Transformers. Medium. URL: <https://medium.com/data-science/efficientnetv2-faster-smaller-and-higher-accuracy-than-vision-transformers-98e23587bf04>.
39. Image Classification Plants Classifier. Kaggle. www.kaggle.com URL: <https://www.kaggle.com/code/grazynah/image-classification-plants-classifier>.

40. Huang Z., Jiang X., Huang S., Yang S. An efficient convolutional neural network-based diagnosis system for citrus fruit diseases. *Frontiers in Genetics*, 2023. Vol. 14, Article 1234567. URL: https://www.researchgate.net/figure/Structure-of-EfficientNetV2-S_fig3_373371329.

41. Plants Type Datasets. Kaggle. www.kaggle.com URL: <https://www.kaggle.com/datasets/yudhaislamisulistya/plants-type-datasets>.

42. Metrics and scoring: quantifying the quality of predictions. scikit-learn. URL: https://scikit-learn.org/stable/modules/model_evaluation.html#classification-metrics.

43. Srivastava A., Mall A. K., Kumar A. V. VedaRoot — вебзастосунок для виявлення цілющих рослин. *International Journal of Scientific Research and Engineering Development*, 2025. Т. 8, № 3, С. 514–519. URL: <https://ijsred.com/volume8/issue3/IJSRED-V8I3P72.pdf>.

ДОДАТКИ

Додаток А

Програмні коди

Вихідний код, використаний у дослідженні, доступний у репозиторії GitHub: https://github.com/ddhorban/AI_Plant (дата звернення: 14.05.2025).

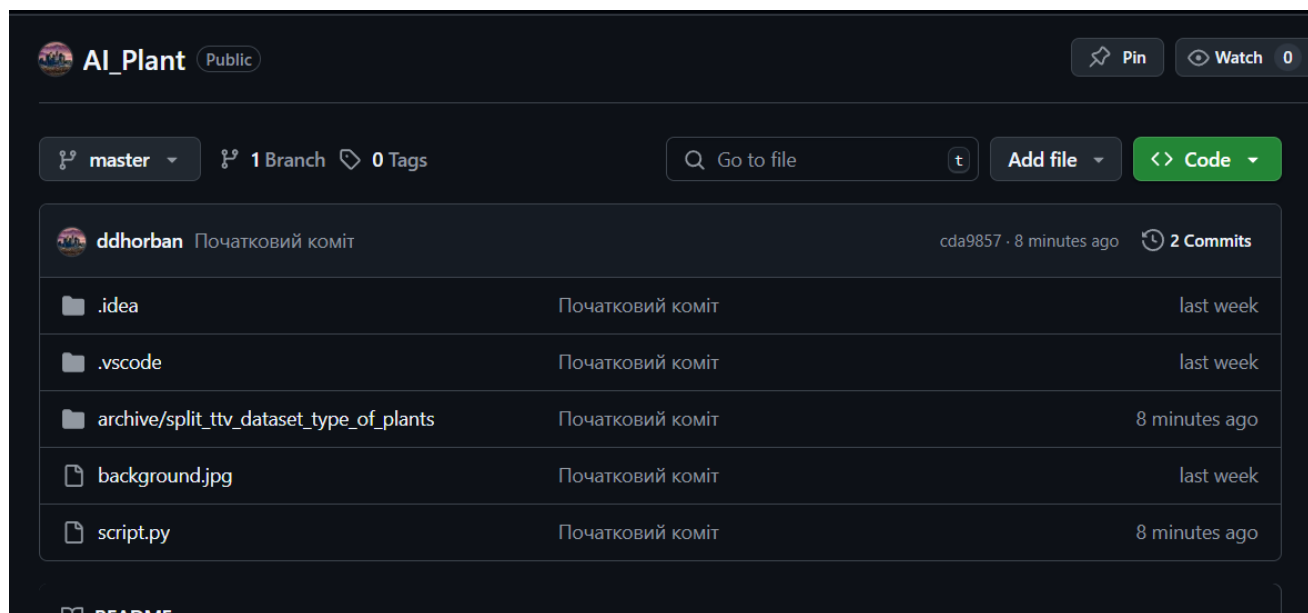


Рисунок А.1 – Головна сторінка репозиторію

Структура репозиторію наступна:

- Датасет (archive) для навчання і тестування. Містить зображення для навчання та тестування методу;
- Script.py – програмний код методу;
- Background.jpg – фонове зображення головної сторінки
- Good_model.h5 – натренована модель.

Додаток Б

Презентаційний матеріал



КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА БАКАЛАВРА

Метод ідентифікації рослин лікарського призначення за аналізом зображень нейромережевими засобами

Виконав:

студент 4 курсу, група КН-21-2

Дмитро Горбань

Керівник:

Олександр Пасічник



[1]

Актуальність

- *Особливу цінність це має у галузі фітотерапії, де правильне розпізнавання лікарських рослин напряму впливає на ефективність лікування та безпеку застосування рослинної сировини. Через велику кількість видів і подібність зовнішніх ознак, ручне визначення рослин часто є складним та вимагає високої кваліфікації. У зв'язку з цим виникає потреба у створенні автоматизованих рішень, які допоможуть ідентифікувати лікарські рослини за візуальними характеристиками.*

[2]

Об'єкт і предмет дослідження

- **Об'єкт дослідження**
- Процес ідентифікації рослин лікарського призначення на зображеннях
- **Предмет дослідження**
- Нейромережеві методи та технології для ідентифікації рослин лікарського призначення за аналізом зображень.

[3]

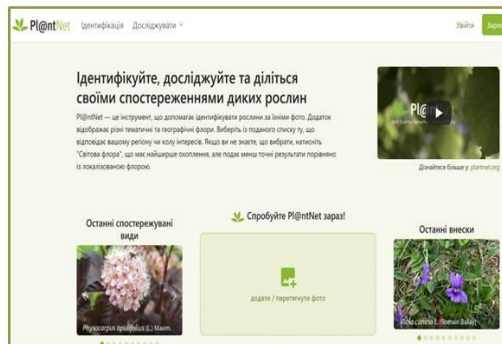
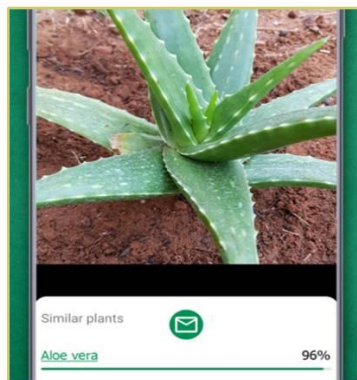
Мета і задачі роботи

- *Метою даної кваліфікаційної роботи є підвищення точності ідентифікації рослин лікарського призначення за аналізом зображень нейромережевими засобами*
- *Для досягнення поставленої мети були виконані такі завдання:*
- *розглянуто методи ідентифікації рослин лікарського призначення за аналізом зображень;*
- *розглянуто можливості, переваги та недоліки нейромережових засобів для ідентифікації об'єктів;*
- *спроектовано метод ідентифікації рослин лікарського призначення за аналізом зображень нейромережевими засобами;*
- *виконано програмну реалізацію методу;*
- *виконано дослідження спроектованого методу.*

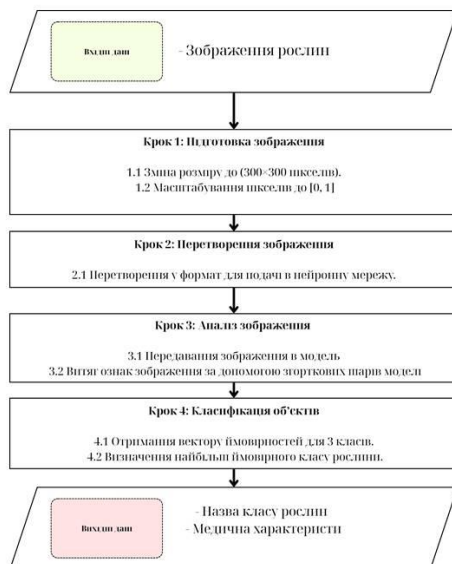


[4]

Аналіз інформаційного забезпечення



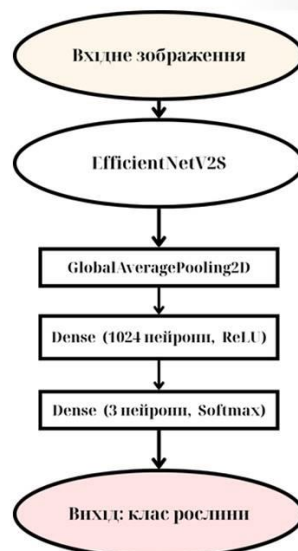
5



*Схема методу
автоматизованого
визначення лікарських
рослин засобами
нейронних мереж
глибокого навчання*

6

Схема архітектури нейроної мережі



[7]

Датасет Plants Type Datasets

Для навчання та валідації спроектованого методу використовувалася Plants Type Datasets, що містить понад 2700 зображень. Навчальна та валідаційна вибірки формувалися у співвідношенні 70/30.



[8]

Результати класифікації на навчальній виборці



Клас	Precision	Recall	F1 Score	Підтверджених зразків
Aloe vera	1,00	0,98	0,99	100
Ginger	0,99	1,00	0,99	99
Curcuma	0,99	1,00	0,99	100

9

Результати тестування

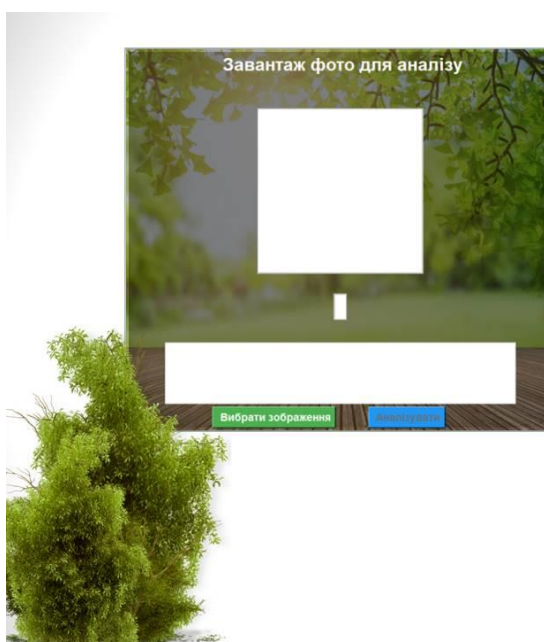
Вибірка	Ассурасу, %	Precision	Recall	F1-міра
Train	99,58	99	0,99	0,99
Valid	98,60	0,96	0,96	0,96
Ind.test	93,50	0,88	0,87	0,87

10

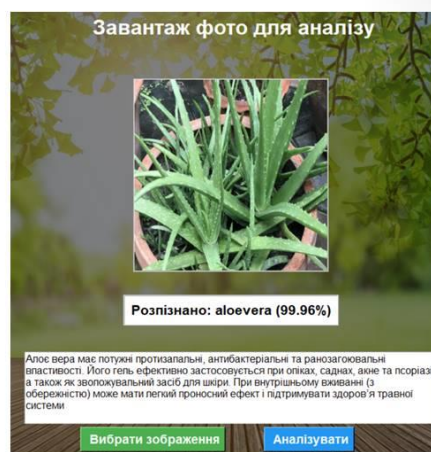
Порівняльне тестування

Метод	Асcuracy,%	Precision	Recall	F1-міра
Спроектований метод	98,6	0,96	0,96	0,96
Дослідження, що використовують модель EfficientNet-B3	96,8	0,95	0,94	0,95

{ 11 }



Робота програми



{ 12 }

Висновки

У процесі виконання кваліфікаційної роботи бакалавра було успішно досягнуто мету, визначену на етапі постановки задачі, а саме – підвищення точності ідентифікації рослин лікарського призначення за аналізом зображень нейромережевими засобами.

- *Спроектований метод використовує архітектуру EfficientNetV2S, яка поєднує компактність, глибину та підтримку transfer learning - що дозволило адаптувати модель до специфіки датасету.*

[13]

- *Для оцінювання точності спроектованого методу проведено порівняння з дослідженнями, що використовують модель EfficientNet-B3.*
- *Середнє значення точності класифікації (Accuracy) у спроектованому методі становить 98,6 %, що майже на 1,8 % вище, ніж у дослідженнях із використанням моделі EfficientNet-B3, де ця метрика досягає 96,8 %, precision у спроектованому методі становить 0,96, що є більшим ніж у дослідженнях із використанням моделі EfficientNet-B3 де цей показник становить 0,95. Тому у спроектованому методі точність є вищою. Recall і F1 Score у спроектованому методі також вищі аніж у дослідженнях із використанням моделі EfficientNet-B3.*

[14]



ДЯКУЮ ЗА УВАГУ!



{ 15 }

Anti-Plagiarism (UA) v-15.281 Educational

The maximum coincidence with one document 4.0%

Dictionary check: en_US, ru_RU, ua_UA. **Errors in the documents: 13%**

ID: 247070 Title: КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА БАКАЛАВРА на тему Метод ідентифікації рослин лікарського призначення за аналізом зображень нейромережевими засобами Added in a DB: 2025-06-19 Authors: Дмитро ГОРБАНЬ Heads: Олександр ПАСІЧНИК Consultants: Opponents:	Document		Sum coincidence on the DB	
	Symbols	Lexemes	Symbols	Lexemes
	53061	759	3292 (6%)	47 (6%)

Plagiarism sources

ID	Description	Plagiarism presence in the document	
		Symbols	Lexemes

Протокол аналізу звіту подібності науковим керівником

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

Автор: Дмитро ГОРБАНЬ

Співавтор:

Назва: КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА БАКАЛАВРА на тему Метод ідентифікації рослин лікарського призначення за аналізом зображень нейромережевими засобами

Науковий керівник: Олександр ПАСІЧНИК, к.т.н., доцент

Підрозділ: Кафедра комп'ютерних наук

Коефіцієнт подібності 1: 9.1%

Коефіцієнт подібності 2: 3.1%

Мікропробіли: 0

Заміна букв: 1

Інтервали: 0

Білі знаки: 2

Дата створення звіту: 2025-06-20 03:25:02.0

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:

2025-06-20

Дата

експерт

П.О. Петровський Р.Р.

РІШЕННЯ ЕКСПЕРТНОЇ КОМІСІЇ КАФЕДРИ КОМП'ЮТЕРНИХ НАУК

ПРО ДОПУСК КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ РОБОТИ ДО ЗАХИСТУ

Назва кваліфікаційної роботи - Метод ідентифікації рослин лікарського призначення за аналізом зображень нейромережжевими засобами

Автор студент групи КН-21-2 Дмитро Горбань

Освітня програма Комп'ютерні науки

Рівень вищої освіти перший (бакалаврський)

Спеціальність 122 – Комп'ютерні науки

Науковий керівник: к.т.н., доц. каф. комп'ютерних наук Олександр Пасічник

На основі аналізу кваліфікаційної роботи на дотримання вимог академічної доброчесності (у т.ч. відсутності ознак академічного плагіату) з урахуванням результатів перевірки роботи спеціалізованим програмними засобами комісія зробила такий висновок:

№	Висновок	Позначка про відповідність
1	Ознаки академічного плагіату	
1.1	Запозичення, виявлені в роботі, є законними і не є академічним плагіатом (далі – зазначаються підстави віднесення запозичень до правомірних, якщо потрібно). Робота приймається до захисту.	<i>відповідає</i>
1.2	Виявлені запозичення не є академічним плагіатом, розміщені в розділах, які не описують безпосередньо авторське дослідження, але кількість цитат перевищує обсяг, виправданий поставленою метою роботи (далі – зазначаються детальні та аргументовані підстави віднесення запозичень до правомірних). Робота приймається до захисту, але має бути відкоригована.	
1.3	Виявлені запозичення не є академічним плагіатом, але частково розміщені в розділах, які описують безпосередньо авторське дослідження, а кількість цитат перевищує обсяг, виправданий поставленою метою роботи. Робота може бути допущена до захисту після того як буде відкоригована та доопрацьована і успішно пройде повторну перевірку на академічний плагіат.	
1.4	Робота містить навмисні текстові спотворення, передбачувані спроби укриття текстових запозичень або інші прояви академічного плагіату. Робота містить фабрикацію або фальсифікацію даних. Робота не допускається до захисту.	
2	Інші види порушень академічної доброчесності	<i>відсутні</i>

Підтвердження:

Запозичення, виявлені в роботі Дмитра Горбаня, не є плагіатом, оскільки: запозичення розміщені в розділі огляду існуючих підходів, не описують безпосередньо авторську роботу і не стосуються її результатів; усі запозичення фрагментарні; до запозичень входять фрагменти, які не мають авторства і містять поширені конструкції та загальновідомі терміни, скорочення. Рівень подібності не перевищує допустимої межі. Таким чином, робота є законною та приймається до захисту.

Обсяг запозичень, визначений системами виявлення збігів/ідентичності/схожості:

- за системою Anti-Plagiarism: 4%;

- за системою StrikePlagiarism КП1: 9,1, КП2: 3,1%.

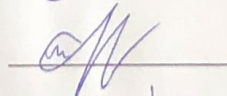
20.06.2025

Завідувач кафедри



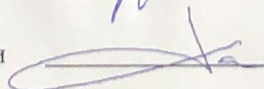
Олександр БАРМАК

Гарант освітньої програми



Олександр МАЗУРЕЦЬ

Керівник кваліфікаційної роботи



Олександр ПАСІЧНИК



ХМЕЛЬНИЦЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
МОН УКРАЇНИ

Кафедра комп'ютерних наук



ВІДГУК НАУКОВОГО КЕРІВНИКА на кваліфікаційну роботу бакалавра

студента *гр. КН-21-2 Дмитра Горбаня*

за темою Метод ідентифікації рослин лікарського призначення за аналізом зображень нейромережесевими засобами

1. Актуальність теми

Особливу цінність це має у галузі фітотерапії, де правильне розпізнавання лікарських рослин напряму впливає на ефективність лікування та безпеку застосування рослинної сировини. Через велику кількість видів і подібність зовнішніх ознак, ручне визначення рослин часто є складним та вимагає високої кваліфікації. У зв'язку з цим виникає потреба у створенні автоматизованих рішень, які допоможуть ідентифікувати лікарські рослини за візуальними характеристиками.

Методи комп'ютерного зору, а також нейромережесеві моделі, дають змогу ефективно аналізувати зображення й точно розпізнавати види рослин. Розробка системи, що виконує таку ідентифікацію, дозволить значно спростити процес збору та класифікації зразків, підвищити точність у визначенні видів і сприятиме впровадженню цифрових технологій у фармацевтичну галузь, біологію та сільське господарство.

2. Відповідність роботи предметній області Стандарту спеціальності 122 Комп'ютерні науки

За стандартом, а саме описом предметної області, об'єктами вивчення та діяльності є математичні, інформаційні, імітаційні моделі реальних явищ, об'єктів, систем і процесів та методи і технології отримання, зберігання, обробки, передачі та використання інформації. Метою роботи саме є підвищення точності ідентифікації рослин лікарського призначення за аналізом зображень нейромережесевими засобами. При вирішенні поставленої задачі використано математичні моделі, методи та алгоритми розв'язання теоретичних і прикладних задач, що виникають при розробці інформаційних технологій. Тому результати виконання кваліфікаційної роботи бакалавра відповідають стандарту бакалавра спеціальності 122 – Комп'ютерні науки.

3. Професійні та особистісні якості бакалавра

При виконанні кваліфікаційної роботи бакалавра Дмитро Горбань проявив себе кваліфікованим фахівцем та дисциплінованим студентом, вчасно виконуючи поставлені

етапи дослідження, виявив достатні для одержання успішного результату компетентності.

4. Ступінь самостійності під час виконання кваліфікаційної роботи

Одержані в роботі результати є наслідком особистої діяльності студента, який самостійно виконував всі поставлені задачі.

5. Ступінь оволодіння методами дослідження

При реалізації кваліфікаційної роботи показав достатній рівень компетентностей та володіння необхідними інструментами та обладнанням, методами, методиками та технологіями предметної області комп'ютерних наук.

6. Повнота та якість розкриття теми роботи

Тема роботи в повній мірі обгрунтована й розкрита, проведено аналіз актуальності та відомих досліджень в межах обраної теми, поставлені завдання, які у роботі виконані, та виконано експериментальне тестування спроектованого метода.

7. Логічність, послідовність, аргументованість, літературна грамотність викладення матеріалу

Структура роботи та послідовність викладення логічні та відповідають поставленій меті. Викладення матеріалу послідовне, аргументоване, літературно грамотне.

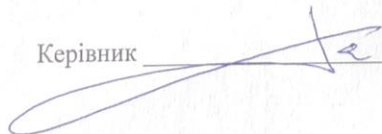
8. Можливість практичного застосування кваліфікаційної роботи бакалавра, окремих її частин

Спроектований метод та його програмна реалізація може бути використана на етапах збору та обробки рослин лікарського призначення у фармакологічній службі та системі медичного забезпечення.

9. Висновок про можливість допуску кваліфікаційної роботи бакалавра до захисту, на яку оцінку заслуговує робота

Враховуючи високий рівень виконання та забезпечення усіх необхідних вимог, робота може бути допущена до захисту. Рекомендована оцінка «добре».

Керівник



к.т.н., доц. каф. КН Олександр ПАСІЧНИК



ХМЕЛЬНИЦЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
МОН УКРАЇНИ



Кафедра комп'ютерних наук

РЕЦЕНЗІЯ

на кваліфікаційну роботу бакалавра

студента *гр. КН-21-2 Горбаня Дмитра*

за темою: Метод ідентифікації рослин лікарського призначення за аналізом зображень нейромережевими засобами

1. Актуальність обраної теми

Це має особливе значення у сфері фітотерапії, де точне визначення лікарських рослин безпосередньо впливає на ефективність лікувальних засобів та безпеку використання рослинної сировини. Через велику різноманітність видів і схожість їхніх зовнішніх ознак ручна ідентифікація рослин часто є складним завданням, що потребує високої фахової підготовки. Тому актуальною є розробка автоматизованих рішень, здатних розпізнавати лікарські рослини за візуальними параметрами. Застосування методів комп'ютерного зору та нейронних мереж дає змогу ефективно аналізувати зображення і з високою точністю визначати види рослин. Створення системи для такої ідентифікації дозволить значно полегшити процес збору та класифікації зразків, підвищити достовірність визначення видів.

2. Повнота розкриття мети та завдань роботи

Мета роботи розкрита повністю, всі завдання виконані.

3. Зміст кожного розділу роботи

В першому розділі виконано аналіз сучасних підходів до вирішення завдань предметної області та сучасного стану. Визначено мету роботи та виконано постановку завдань. В другому розділі спростовано метод ідентифікації рослин лікарського призначення за аналізом зображень нейромережевими засобами. Визначено критерії оцінки точності. В третьому розділі виконано експериментальне тестування методу та виконано оцінку точності ідентифікації.

4. Оцінка розробленого методу та його практична цінність

Розроблений метод ідентифікації рослин лікарського призначення за аналізом зображень нейромережевими засобами у сфері фармакології та медичного забезпечення.

5. Якість оформлення кваліфікаційної роботи бакалавра

Структура роботи та послідовність викладення логічні та відповідають поставленій меті. Викладення матеріалу послідовне, аргументоване, літературно грамотне.

6. Недоліки кваліфікаційної роботи бакалавра

В роботі є некоректне оформлення формул (розділ 2). Відсутні графіки навчань нейромережі. Зазначені зауваження є несуттєвими, а сама робота цілісною та завершеною.

7. Загальний висновок (допускається чи не допускається до захисту), та оцінка на яку заслуговує кваліфікаційна робота.

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

Рецензент

Друж К. Ф. - м. н., доц. Наталія ЯРЕЦЬКА