

DOI: <https://doi.org/10.15276/ict.03.2026.80>

УДК 004.8:004.932:632.4

Автоматизована ідентифікація захворювань рослин за цифровими зображеннями методами глибокого навчання

Кунуп Тетяна Василівна¹⁾

ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-0246-0951>; kunup.t.v@op.edu.ua. Scopus Author ID: 57189330720

Кравченко Олег Максимович¹⁾

ORCID: <https://orcid.org/0009-0006-6982-0965>; 10253024@stud.op.edu.ua

¹⁾ Національний університет «Одеська політехніка», пр. Шевченка, 1. Одеса, 65044, Україна

АНОТАЦІЯ

У статті представлено дослідження процесу розробки системи ідентифікації захворювань рослин із використанням алгоритмів машинного навчання. Метою роботи є автоматизація процесу визначення захворювань рослин за їхніми зовнішніми ознаками. Основним завданням дослідження є створення інтелектуального програмного забезпечення, здатного швидко та точно оцінювати стан рослини на основі її фотографії. У межах роботи розглянуто та реалізовано основні етапи створення системи розпізнавання захворювань рослин за зображеннями. Проведено аналіз наявних програмних рішень для визначення стану рослин, встановлено їхні переваги та недоліки, а також сформовано вимоги до функціональних можливостей і якісних характеристик розроблюваної системи. Увагу приділено згортковим нейронним мережам, принципам їхньої роботи із зображеннями, методам виділення характерних ознак та особливостям різних архітектур нейронних мереж. Для експериментального дослідження було навчено декілька моделей на наборах даних PlantVillage та PlantWild і проведено порівняння отриманих результатів за точністю класифікації. Для розробленої системи обрано модель, яка продемонструвала найвищу частку правильних передбачень під час тестування. Для незалежної оцінки її ефективності використано набір даних PlantDoc. Програмну систему ідентифікації захворювань рослин реалізовано у вигляді мобільного застосунку, що дає змогу користувачеві визначати можливе захворювання рослини на основі її фотографії. Розроблена в межах дослідження система може використовуватися як зручний інструмент для оперативного визначення стану рослин та попереднього виявлення ознак захворювань. Її застосування може допомогти працівникам фермерських господарств своєчасніше реагувати на потенційні проблеми та ефективніше вживати заходів для збереження врожаю.

Ключові слова класифікація зображень; ідентифікація захворювань рослин; згорткові нейронні мережі; глибоке навчання; PlantVillage; PlantWild; PlantDoc; штучний інтелект

Для цитування: Кунуп Т. В., Кравченко О. М. «Автоматизована ідентифікація захворювань рослин за цифровими зображеннями методами глибокого навчання». *Інформатика. Культура. Техніка.* 2026; Том 3 № 2(4): 1033–1046. DOI: <https://doi.org/10.15276/ict.03.2026.80>

Актуальність. Актуальність дослідження зумовлена необхідністю своєчасного виявлення захворювань рослин, які є однією з причин зниження врожайності та погіршення якості сільськогосподарської продукції. Традиційне діагностування стану рослин зазвичай потребує залучення кваліфікованих фахівців, проведення візуального огляду або лабораторних досліджень, що може бути трудомістким, тривалим і малодоступним для невеликих та віддалених господарств. У зв'язку з цим особливого значення набуває розроблення автоматизованих систем, здатних оперативно аналізувати стан рослини безпосередньо за її цифровим зображенням.

Мета і завдання дослідження. Метою дослідження є розробка та експериментальне дослідження інтелектуальної системи автоматизованої ідентифікації захворювань рослин за цифровими зображеннями із застосуванням методів машинного та глибокого навчання.

Для досягнення поставленої мети вирішено такі завдання дослідження.

Перше: Проаналізовано сучасні методи та програмні засоби автоматизованої ідентифікації захворювань рослин за зображеннями та досліджено можливості застосування методів машинного та глибокого навчання, зокрема згорткових нейронних мереж, для класифікації стану рослин.

Друге: Проаналізовано архітектури нейронних мереж, придатних для задачі розпізнавання захворювань рослин, та визначити моделі для подальшого експериментального порівняння.

Третє: Проаналізувати набори даних для навчання, валідації та тестування.

Постановка задачі. Для розв'язання поставленої задачі необхідно сформувати та підготувати набори зображень рослин, визначити класи захворювань, обрати декілька архітектур нейронних мереж і провести їх навчання та експериментальне порівняння.

Сучасні методи та програмні засоби автоматизованої ідентифікації захворювань рослин за зображеннями. Основним завданням системи є класифікація стану рослин за цифровими зображеннями листків або плодів.

Класифікація передбачає віднесення зображення до певного класу на основі характерних візуальних ознак, наприклад «здорове яблуко» або «виноград, уражений хибною борошнистою росою». Для реалізації такого підходу необхідно навчити модель автоматично аналізувати зображення та визначати відповідний клас. Тому важливим етапом розробки системи є аналіз методів і архітектур нейронних мереж, придатних для розв'язання задачі класифікації.

Сучасні методи ідентифікації захворювань рослин

Багатошаровий перцептрон (MLP) є базовою архітектурою штучних нейронних мереж, однак для обробки цифрових зображень більш ефективними є згорткові нейронні мережі.

Одним із основних інструментів машинного навчання для аналізу цифрових зображень є згорткові нейронні мережі (Convolutional Neural Networks, CNN). Їх архітектура спеціально орієнтована на обробку просторової структури зображення та автоматичне виділення характерних ознак.

Ключовою операцією в CNN є згортка, під час якої до зображення послідовно застосовується невеликий фільтр (ядро), наприклад розміром 5×5 пікселів. У процесі переміщення ядра по зображенню обчислюються значення, що відображають наявність певних локальних ознак. Завдяки цьому мережа може виявляти межі, текстури, контури та форми об'єктів.

Шари нейронної мережі, у яких виконуються операції згортки, називають згортковими шарами [1]. Схематичне представлення операції згортки з використанням ядра розміром 2×2 пікселі наведено на Рис. 1.

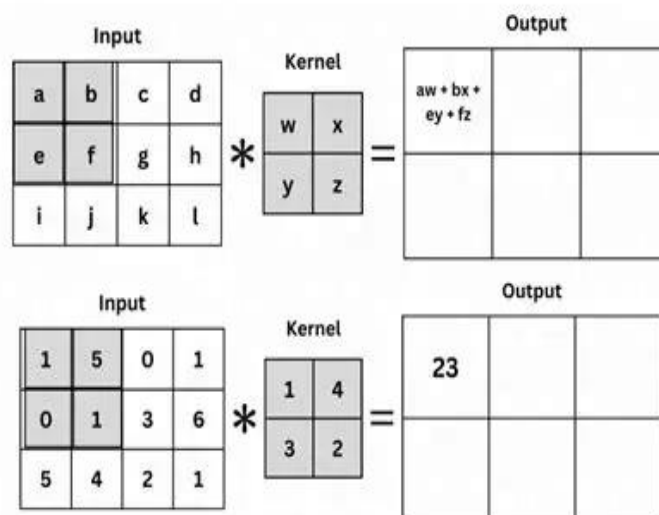


Рис. 1. Схеми операції згортки

Джерело: адаптовано авторами за [1]

Сучасні згорткові нейронні мережі можуть бути оптимізовані для використання на пристроях з обмеженими обчислювальними ресурсами, зокрема смартфонах, мікроконтролерах і безпілотних літальних апаратах. Завдяки здатності автоматично виділяти характерні візуальні ознаки CNN є придатними для побудови систем автоматизованого розпізнавання захворювань сільськогосподарських культур [1], [2].

На сьогодні розроблено значну кількість архітектур CNN, орієнтованих на різні вимоги до точності, швидкодії та обчислювальної складності. Однією з відомих архітектур є EfficientNet, представлена компанією Google у 2019 році. Її особливістю є використання

методу compound scaling, який передбачає узгоджене масштабування глибини мережі, ширини шарів та роздільної здатності вхідних зображень [3].

Іншим сімейством моделей, орієнтованим насамперед на мобільні та вбудовані системи, є MobileNet. Для зменшення кількості обчислень у цих мережах застосовуються depthwise separable convolutions. У MobileNetV2 було введено інвертовані залишкові блоки, що дозволяють підвищити ефективність обробки даних за меншої обчислювальної складності. MobileNetV3 додатково використовує механізм squeeze-and-excitation та функцію активації h-swish [4].

Для розгортання на мобільних пристроях особливо придатною є MobileNetV3-Small, яка характеризується невеликою кількістю параметрів, низькими вимогами до ресурсів і високою швидкістю інференсу, що дозволяє застосовувати її в системах реального часу [5].

Аналіз сучасних архітектур CNN показує, що вони дозволяють досягати компромісу між точністю класифікації, швидкістю та обчислювальними витратами. Це робить їх перспективним інструментом для задач комп'ютерного зору, зокрема автоматизованої діагностики стану рослин.

Ефективність навчання нейронних мереж значною мірою залежить від якості та різноманітності використаних наборів даних. Для задач ідентифікації захворювань рослин важливими є датасети, що містять зображення листя, плодів або інших частин рослин із різними проявами захворювань. Саме характеристики таких наборів даних визначають точність моделі, її узагальнювальну здатність і придатність до використання в реальних умовах.

Набір даних Набір даних PlantVillage є одним із найбільш відомих і широко використовуваних наборів зображень для дослідження методів автоматизованого розпізнавання захворювань рослин. Його особливістю є високий рівень стандартизації зображень: листя рослин фотографувалося в контрольованих умовах на однорідному фоні та за відносно стабільного освітлення. Набір містить понад 50 тис. зображень, що представляють 14 видів сільськогосподарських культур і сформовані у 38 класів, до яких належать як різні захворювання, так і здорові рослини.

Основними перевагами PlantVillage є висока якість зображень, чітке представлення характерних ознак захворювань та незначна кількість сторонніх об'єктів у кадрі. Завдяки цьому набір даних зручно використовувати для навчання, тестування та порівняння різних архітектур нейронних мереж. Водночас контрольовані умови знімання є також його суттєвим недоліком. Моделі, навчені переважно на таких зображеннях, можуть демонструвати високу точність під час тестування на аналогічних даних, але їхня ефективність часто знижується при використанні фотографій, отриманих у реальних польових умовах.

Інший підхід до формування даних використано в наборі PlantDoc, який орієнтований на розпізнавання захворювань рослин у більш природному середовищі. Він містить близько 2,6 тис. зображень, що охоплюють 13 видів рослин і до 17 класів захворювань. На відміну від PlantVillage, фотографії PlantDoc характеризуються різноманітністю умов знімання. На них можуть бути присутні складний природний фон, інші рослини, ґрунт, різне освітлення, тіні, часткове перекриття листя, а також відмінності в масштабі та ракурсі об'єктів.

Важливою особливістю PlantDoc є наявність анотацій обмежувальних рамок (bounding boxes). Така розмітка дозволяє використовувати набір не лише для класифікації зображень, але й для задач виявлення об'єктів (Object Detection), тобто визначення розташування ураженої рослини або її частини безпосередньо на зображенні. Водночас PlantDoc має значно меншу кількість зображень порівняно з PlantVillage, а нерівномірне представлення окремих класів може ускладнювати процес навчання моделей глибокого навчання.

Таким чином, PlantVillage і PlantDoc представляють два різні підходи до формування наборів даних. PlantVillage забезпечує стандартизовані та якісні зображення, що є зручними для початкового навчання та оцінювання моделей, тоді як PlantDoc дає можливість перевірити їхню роботу в умовах, наближених до реального сільськогосподарського середовища. Спільне використання цих наборів дозволяє більш об'єктивно оцінити не лише

точність моделі, але й її здатність узагальнювати отримані знання на зображення з різними умовами знімання.

Для систематизації наведених відомостей та порівняння наборів даних за основними характеристиками в Таблиці 1 представлено узагальнені параметри PlantVillage, PlantDoc та PlantSeg.

PlantSeg – сучасний набір для сегментації захворювань у природних умовах із детальними масками уражених ділянок. PlantSeg містить понад 11 400 зображень 115 різних хвороб рослин із різних середовищ, кожне з яких анотовано відповідною міткою сегментації для хворих частин [9].

Узагальнюючи наведене, слід зазначити, що сучасні набори даних, які використовуються для ідентифікації захворювань рослин, істотно відрізняються між собою за кількістю зображень, способом їх анотування та умовами, у яких ці зображення були отримані. Лабораторні датасети, до яких належить PlantVillage, характеризуються високою якістю, однорідністю та стандартизованими умовами знімання, що спрощує процес навчання і первинного тестування моделей. Водночас польові набори даних, такі як PlantWild, PlantSeg і PlantDoc, містять зображення, отримані у складніших природних умовах, і тому дають змогу оцінювати стійкість моделей до змін фону, освітлення, ракурсу та інших зовнішніх факторів. Застосування великих і різноманітних за своїми характеристиками наборів даних є важливою передумовою підвищення точності, узагальнювальної здатності та надійності систем автоматизованої діагностики захворювань рослин [8], [9], [10]. Порівняння за основними класифікаційними ознаками наборів даних у Таблиці 1.

Таблиця 1. Порівняння за основними класифікаційними ознаками наборів даних PlantVillage, PlantDoc та PlantSeg

Критерій порівняння	Набір даних PlantVillage	Набір даних PlantDoc	Набір даних PlantSeg
Загальний обсяг вибірки	≈54000-61000 зображень	≈2500-2600 зображень	≈11 400 зображень
Специфіка фону кадру	Однорідний нейтральний фон	Складний природний фон	Різнорманітний природний фон, реальні польові умови
Цільове призначення	Тестування алгоритмів, створення базових моделей; класифікація захворювань рослин за зображеннями листя	Класифікація та детекція захворювань у реальних умовах	Сегментація уражених ділянок та ідентифікація захворювань рослин
Тип розмітки даних	Мітки класів (здорове листя / тип захворювання)	Мітки класів та обмежувальні рамки (bounding boxes)	Піксельні маски сегментації уражених ділянок та мітки класів
Основні метрики оцінювання ефективності моделей	Точність, рецизійність, повнота, F1-міра (≈95–99%)	mAP повнота, F1-міра (≈70–90%) залежно від моделі та постановки задачі	IoU, mIoU, Dice, точність, повнота
Придатність до використання в польових умовах без додаткової адаптації	Низька	Висока	Висока
Сфера оптимального використання	Навчання та тестування моделей класифікації захворювань у контрольованих умовах	Навчання та оцінювання моделей класифікації й детекції захворювань у реальних умовах	Навчання та оцінювання моделей сегментації уражених ділянок рослин у природних умовах

Джерело: адаптовано авторами за [7]

На сьогодні розроблення програмних засобів для автоматизованої ідентифікації захворювань рослин є достатньо поширеним напрямом досліджень, у межах якого вже створено низку програмних рішень, доступних для практичного використання.

Одним із найбільш відомих мобільних застосунків для діагностики стану рослин є Plantix, розроблений німецькою компанією PEAT GmbH для операційної системи Android у 2015 році. З моменту запуску застосунків набув значного поширення та був завантажений у Google Play понад 10 мільйонів разів. У його основі використовуються алгоритми глибокого навчання, які дають змогу аналізувати зображення рослин і визначати можливі ознаки захворювань. Користувач може сфотографувати рослину, після чого система виконує аналіз її стану та формує рекомендації щодо подальшого догляду і лікування. Час обробки одного зображення становить близько 1,7 секунди, а система здатна розпізнавати понад 780 захворювань для 82 видів сільськогосподарських культур.

Ще одним поширеним мобільним рішенням у сфері рослинництва є Agrio, розроблений ізраїльською компанією Saillog Ltd у 2017 році. Кількість його завантажень у Google Play перевищує 500 тисяч. Подібно до Plantix, застосунк Agrio забезпечує ідентифікацію захворювань рослин за фотографіями та підтримує розпізнавання близько 500 хвороб. Крім цього, програма містить бібліотеку рекомендацій щодо лікування та догляду за рослинами, а також може інформувати користувачів про поширення захворювань і шкідників у певному регіоні. Водночас швидкість аналізу зображень у Agrio є нижчою порівняно з Plantix.

Недоліками Agrio є менша кількість підтримуваних захворювань і необхідність платної підписки для доступу до повного функціоналу.

У сучасних дослідженнях запропоновано значну кількість моделей нейронних мереж, орієнтованих на підвищення точності автоматизованого розпізнавання захворювань рослин. Одним із таких рішень є модель ConViT-X, яка має відносно компактну архітектуру та поєднує можливості згорткових нейронних мереж і візуальних трансформаторів. Такий підхід дає змогу одночасно виділяти локальні характеристики зображення та враховувати глобальні залежності між його окремими областями. Модель була протестована на сформованому авторами наборі польових зображень кукурудзи та продемонструвала точність 98,8 %, що свідчить про перспективність її використання для автоматизованої ідентифікації захворювань рослин [12].

Ще одним сучасним рішенням є модель MSCVT, архітектура якої також базується на поєднанні згорткових нейронних мереж і візуальних трансформаторів. Додатково в її структурі застосовується інвертований залишковий блок, що дозволяє зменшити кількість параметрів моделі та, відповідно, знизити вимоги до обчислювальних ресурсів. За результатами експериментального оцінювання MSCVT продемонструвала точність 99,86 % та 97,5 % на двох різних наборах даних, що підтверджує ефективність такого підходу для задач класифікації захворювань рослин [13].

Аналіз існуючих програмних рішень показав наявність низки обмежень, зокрема зниження точності під час обробки зображень низької якості, а також обмежену доступність окремих систем у віддалених районах через необхідність постійного підключення до мережі Інтернет або використання складної програмно-технічної інфраструктури. Водночас сучасні моделі нейронних мереж демонструють високий потенціал у задачах автоматизованого розпізнавання захворювань рослин за цифровими зображеннями. Це свідчить про перспективність подальшого розвитку цього напрямку та доцільність удосконалення існуючих підходів з метою підвищення точності, доступності й практичної ефективності таких систем.

Формування вимог до системи. На основі аналізу існуючих програмних рішень-аналогів було визначено основні нефункціональні вимоги до розроблюваної системи:

- зручність використання – інтуїтивно зрозумілий інтерфейс, простий порядок взаємодії з програмою, підтримка різних мов інтерфейсу, а також світлої та темної тем;
- доступність – можливість використання системи за умов обмежених обчислювальних ресурсів і без постійного підключення до мережі Інтернет;

- висока продуктивність – час аналізу зображення та визначення стану рослини не повинен перевищувати 5 секунд;
- висока точність – система повинна забезпечувати правильне визначення рослини та її стану щонайменше у 90 % випадків;
- адаптивність до різних умов знімання – система має зберігати достатній рівень точності під час аналізу зображень, отриманих у польових умовах, за наявності складного фону, різного освітлення, відмінностей у якості камери, відстані до об'єкта та інших зовнішніх факторів.

З метою забезпечення доступності та зручності практичного використання було прийнято рішення реалізувати систему у вигляді мобільного застосунку. Такий підхід зумовлений тим, що не всі сільськогосподарські господарства мають доступ до кваліфікованих фахівців або спеціалізованого лабораторного обладнання, тоді як мобільні пристрої є значно доступнішим інструментом для оперативного отримання та аналізу зображень рослин.

Основні функціональні вимоги до мобільного застосунку передбачають:

- можливість використання системи без обов'язкової реєстрації користувача;
- отримання зображення рослини за допомогою камери мобільного пристрою для подальшого аналізу;
- вибір зображення рослини з галереї або файлової системи смартфона;
- відображення результату аналізу стану рослини та короткого опису виявленого захворювання;
- надання рекомендацій щодо лікування рослини, зокрема інформації про можливі засоби та особливості їх застосування;
- можливість для зареєстрованих користувачів зберігати інформацію про рослину та результати її діагностики в розділі «Мої рослини»;
- можливість редагування даних профілю зареєстрованого користувача;
- можливість видалення облікового запису користувача.

Реалізація зазначених вимог забезпечує мінімально необхідний набір функціональних можливостей мобільного застосунку для автоматизованої ідентифікації захворювань рослин.

Навчання моделей. За результатами проведеного навчання та тестування моделей згорткових нейронних мереж було встановлено, що всі розглянуті архітектури - EfficientNet-B0, MobileNetV3-Small, DenseNet-121 та ConvNeXt-Tiny - демонструють дуже високу точність на наборі даних PlantVillage, де зображення рослин отримані в контрольованих лабораторних умовах із простим фоном. Водночас під час перенесення моделей на складніші набори PlantWild і PlantDoc, які містять фотографії рослин у природному середовищі, спостерігається суттєве зниження точності класифікації. Це свідчить про значний вплив фону, освітлення, ракурсу, якості зображень та інших зовнішніх факторів на здатність моделей правильно ідентифікувати захворювання рослин [15].

Серед усіх досліджених архітектур найкращі результати продемонструвала модель ConvNeXt-Tiny. Після етапу fine-tune її точність на тестовій вибірці PlantWild становила 47,05%, а на валідаційній – 72,17 %. Під час незалежного тестування на наборі PlantDoc модель забезпечила 62,65 % точності за метрикою Top-1 та 90,52 % за метрикою Top-5, що є найвищими показниками серед усіх досліджених моделей. Для порівняння, EfficientNet-B0 і DenseNet-121 продемонстрували нижчі значення Top-1, а MobileNetV3-Small показала найнижчі результати при роботі із зображеннями, отриманими в реальних умовах, результати представлено на рисунках 2 та рисунку 3.

Отримані результати підтверджують доцільність використання двоетапного підходу до навчання, що включає попереднє навчання на PlantVillage та подальше донавчання на PlantWild. Такий підхід дозволяє спочатку сформувати у моделі базові ознаки для розпізнавання хвороб, а потім адаптувати її до складніших умов реальної експлуатації.

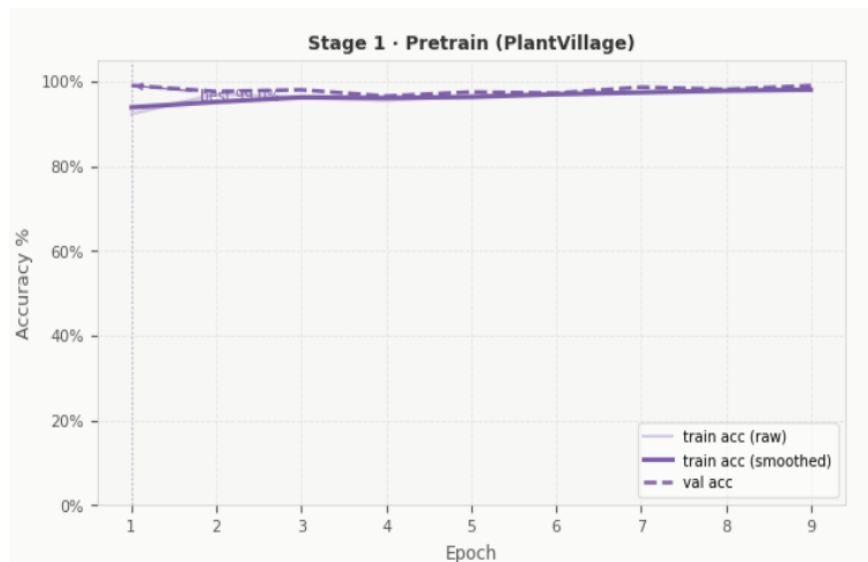


Рис. 2. Візуалізація процесу навчання моделі ConvNeXt-Tiny, етап pretrain
Джерело: розроблено авторами

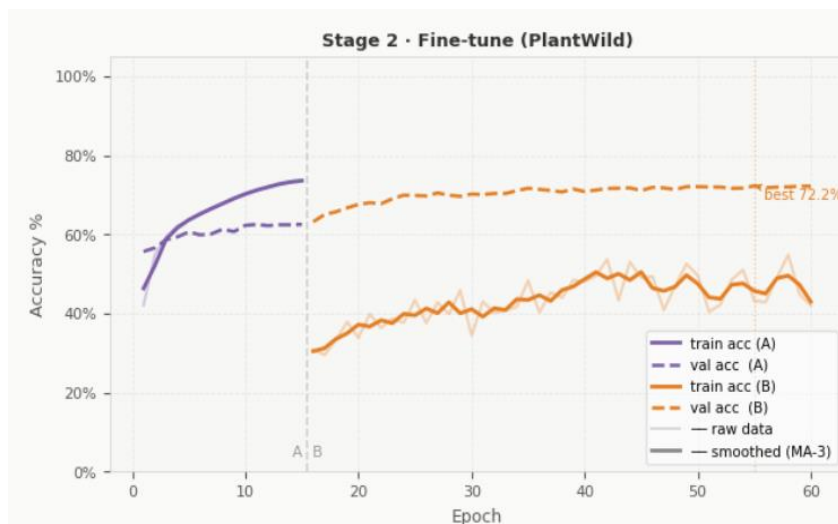


Рис. 3. Візуалізація процесу навчання моделі ConvNeXt-Tiny, етап fine-tune
Джерело: розроблено авторами

З огляду на найвищі показники узагальнювальної здатності та найкращі результати на незалежному наборі PlantDoc, для інтеграції у мобільний застосунок PlantSave було обрано модель ConvNeXt-Tiny. Таким чином, проведене дослідження підтвердило можливість ефективного застосування сучасних згорткових нейронних мереж для автоматизованої ідентифікації захворювань рослин за фотографіями, водночас показавши необхідність використання різноманітних даних, отриманих у природних умовах, для підвищення стійкості та практичної точності системи.

Проектування мобільного застосунку ідентифікації стану рослин. Цей етап дає змогу визначити основні аспекти функціонування системи, особливості її взаємодії з користувачем, а також основні сценарії використання. Під час проектування мобільного застосунку для виявлення хвороб рослин було використано уніфіковану мову моделювання (Unified Modeling Language, UML), яка дає змогу формалізовано описати архітектуру системи, її складові елементи та основні процеси за допомогою відповідних діаграм.

Для відображення функціональних можливостей застосунку та взаємодії користувача із системою було побудовано діаграму варіантів використання (Use Case Diagram). Вона дає змогу наочно представити основні функції мобільного застосунку, доступні користувачеві, а

також послідовність і характер його взаємодії із системою. Діаграму варіантів використання для мобільного застосунку виявлення хвороб рослин наведено на рис. 4.

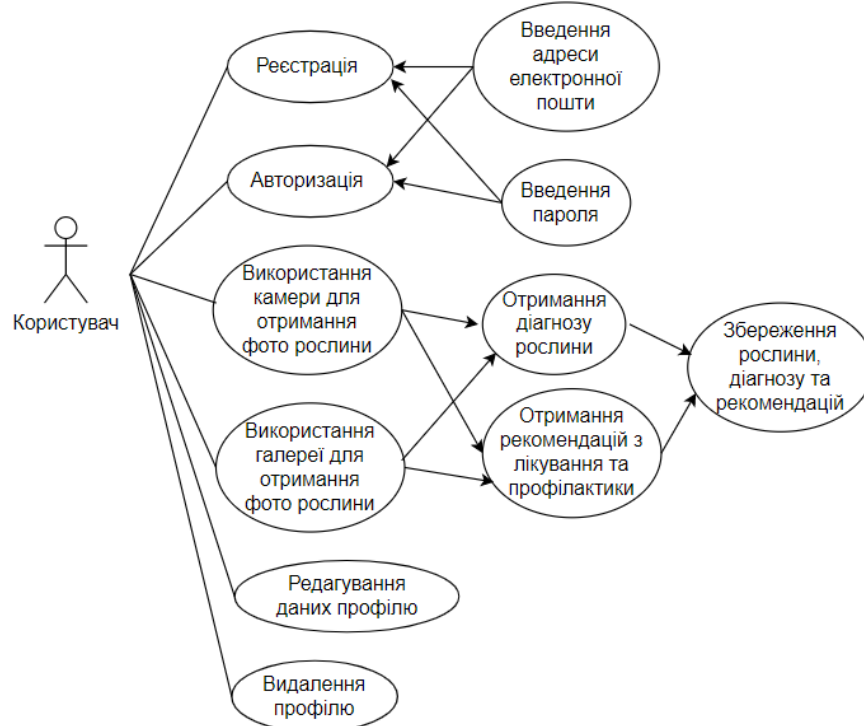


Рис. 4. Діаграма варіантів використання мобільного застосунку
Джерело: розроблено авторами

Програмна архітектура PlantSave містить компоненти локального зберігання даних, класифікації зображень, обробки описів захворювань та збереження результатів діагностики. Структуру проєкту наведено на Рис. 5.

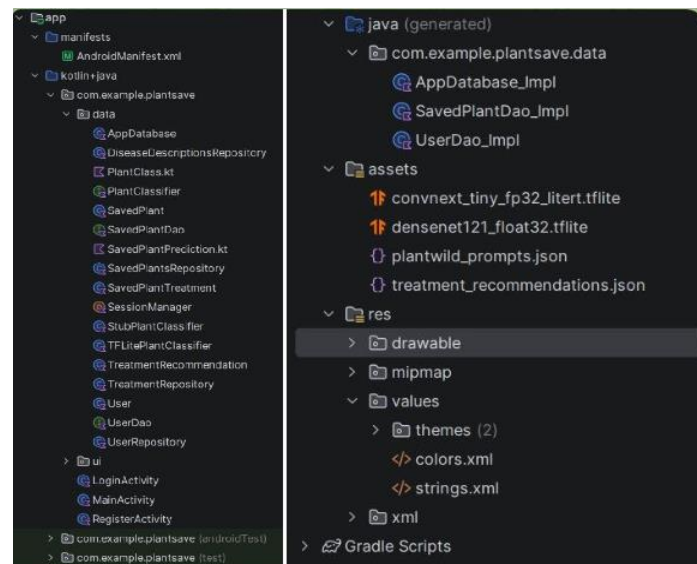


Рис. 5. Структура файлів у середовищі розробки Android Studio

Джерело: розроблено авторами

Робота з додатком починається з етапу реєстрації в системі, або авторизації.

Після успішної авторизації або вибору гостьового режиму користувач переходить на головну сторінку мобільного застосунку. Вона містить коротку інформацію про призначення системи та кнопку «Diagnose», за допомогою якої здійснюється перехід до сторінки вибору зображення. Для проведення діагностики користувач може зробити нову фотографію

рослини за допомогою камери смартфона або вибрати вже наявне зображення з галереї пристрою. Зовнішній вигляд відповідних екранів мобільного застосунку наведено на рис. 6.

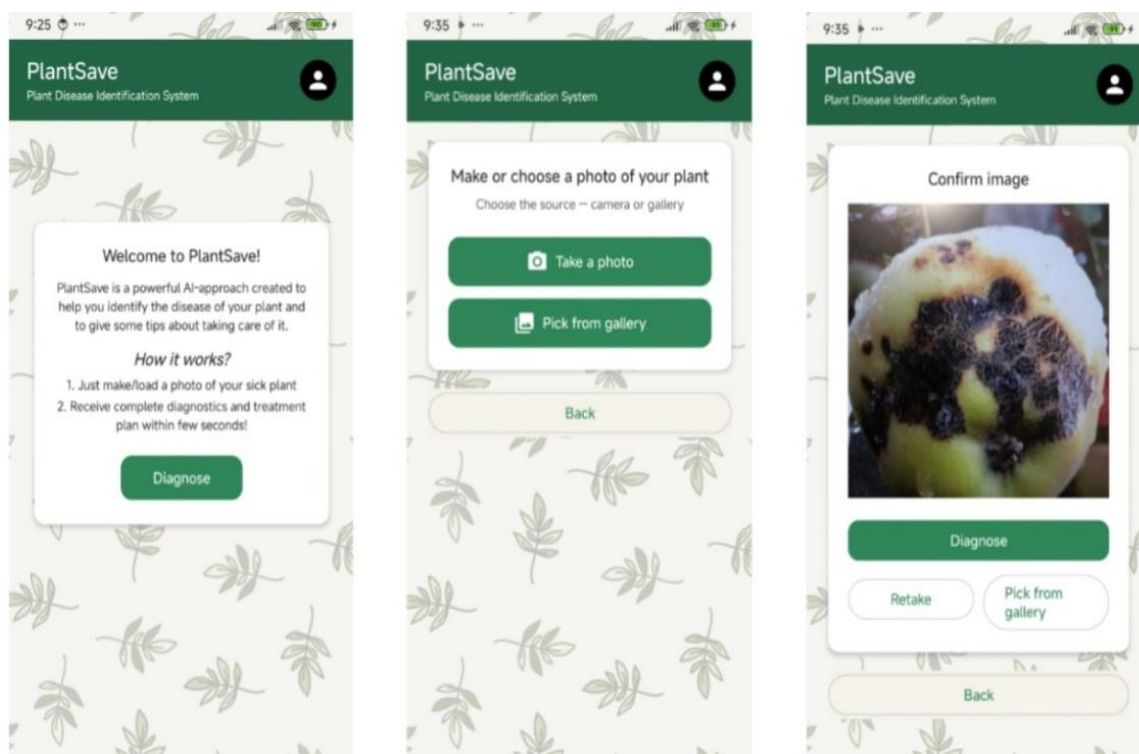


Рис. 6. Головна сторінка програми та сторінки вибору зображення

Джерело: розроблено авторами

Наступний етап – проведення моделлю нейронної мережі аналізу зображення з метою виявлення рослини, яка відображена на ньому, та її захворювання. У програму інтегровано модель `Convnext_tiny_fp32_litert.tflite`, яка мала найвищі показники точності за підсумками навчання.

На Рис.6, показано, що програма демонструє користувачу найбільш імовірний клас зображення та його опис, після чого наводить перелік з топ-5 найімовірніших класів, до яких може належати зображення, та відсоток імовірності його приналежності до кожного класу.

У випадку, зображеному на Рис. 7, зображення було класифіковано коректно – модель призначила найбільший відсоток імовірності правильному класу. Якщо правильний клас опинився на другому-п'ятому місці серед топ-5 найімовірніших класів, користувач може натиснути на його назву – тоді сторінка оновиться і демонструватиме опис та поради саме для обраного класу.

За бажанням користувач може зберегти рослину та її діагноз, натиснувши на кнопку “Save to My Plants”. Збереження рослини доступне лише для зареєстрованих користувачів. Зображення зберігається саме з тим класом, який визначив користувач (за замовчуванням – це клас з найбільшою ймовірністю).

Також, як можна помітити, на верхній частині екрану у правому куті знаходиться іконка користувача. Натискання на неї відкриває сторінку користувацьких налаштувань, а саме – можливість змінити ім'я користувача, адреси електронної пошти і пароля, перехід до сторінки “My Plants”, вихід з облікового запису та видалення профілю.

У правій верхній частині інтерфейсу розміщено іконку профілю користувача, через яку здійснюється перехід до сторінки налаштувань. На цій сторінці зареєстрований користувач може редагувати персональні дані, перейти до розділу “My Plants”, вийти з облікового запису або видалити профіль.

За результатами реалізації основних функціональних можливостей встановлено, що розроблений мобільний застосунок виконує передбачені сценарії роботи та забезпечує зручну взаємодію користувача із системою через графічний інтерфейс.

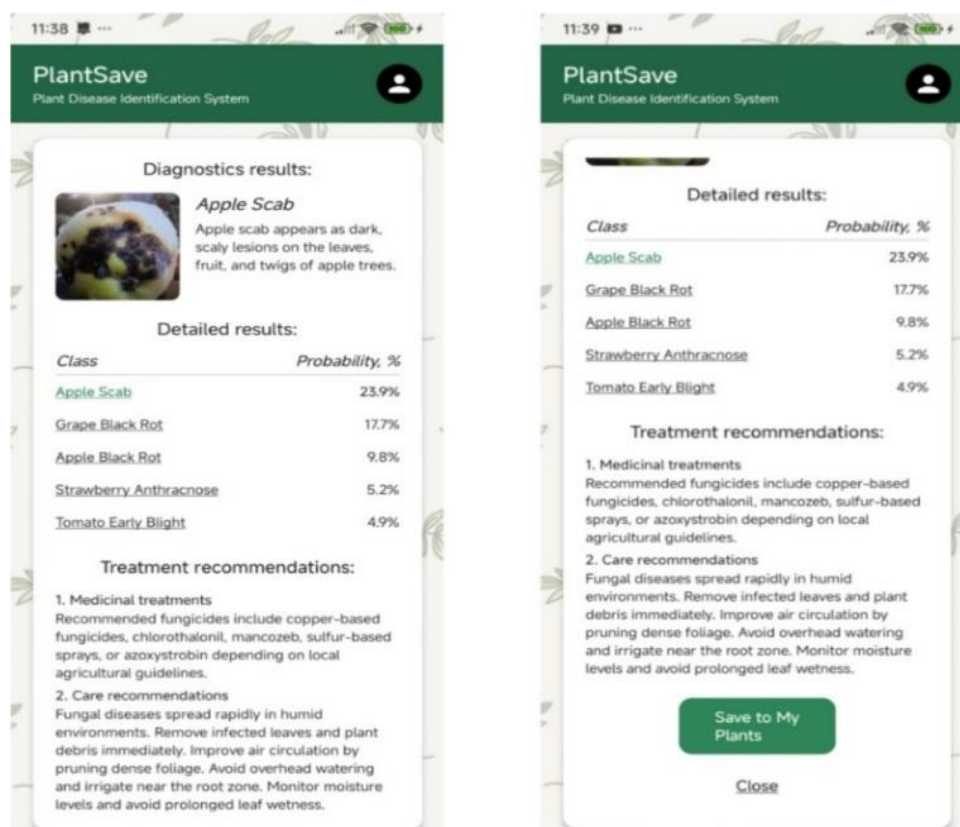


Рис. 7. Графічний інтерфейс сторінки результатів діагностики
Джерело: розроблено авторами

Ручне тестування функціоналу розробленого мобільного застосунку. Для перевірки працездатності та коректності реалізованих функцій було проведено ручне тестування (manual testing) мобільного застосунку. Такий підхід передбачає послідовне виконання тестувальником визначених сценаріїв взаємодії із системою без застосування засобів автоматизованого тестування. Під час перевірки оцінювалася відповідність фактичної поведінки застосунку очікуваним результатам для основних сценаріїв його використання.

Під час здійснення заходів ручного тестування було протестовано усі функції, які застосунок пропонує користувачам, серед яких – реєстрація, вхід у існуючий обліковий запис (авторизація), редагування даних користувача, діагностування рослини. Хід тестувань та їхні результати відображені у таблицях.

Під час ручного тестування було перевірено сценарії реєстрації та авторизації користувачів із коректними та некоректними вхідними даними. Застосунок коректно обробляв усі перевірені сценарії, зокрема відхиляв неправильні облікові дані та забезпечував перехід до головної сторінки після успішної авторизації.

Таким чином, основні сценарії реєстрації та авторизації користувачів було перевірено під час ручного тестування. За результатами перевірки встановлено, що застосунок коректно обробляє як успішні дії користувача, так і випадки введення некоректних даних.

Ключовою функцією мобільного застосунку є діагностування захворювань рослин за цифровими зображеннями. Під час ручного тестування цієї функції було перевірено отримання зображення за допомогою камери мобільного пристрою (Таблиця 2) та вибір фотографії з галереї (Таблиця 3), відображення результатів класифікації, а також збереження інформації про рослину до локальної бази даних.

Бажаним результатом роботи системи є присвоєння найбільшої ймовірності правильному класу захворювання. У більшості випадків модель формує коректний результат, однак можливі ситуації, коли правильний клас не займає перше місце за значенням імовірності. З цієї причини після аналізу зображення застосунок відображає п'ять найбільш імовірних класів. Якщо правильний клас знаходиться на другій-п'ятій позиції,

користувач може самостійно вибрати його зі списку та продовжити роботу з уточненим результатом діагностики.

Таблиця 2. Ручне тестування процесу діагностування рослини по фотографії, отриманій з камери мобільного телефону

Дія	Очікуваний результат	Результат тесту
Передумова		
Натискання на кнопку «Diagnose» на головній сторінці застосунку	Відкрито екран діагностування	Пройдено Екран діагностування успішно відкрито
Кроки тесту		
Натискання на кнопку «Take a photo» і здійснення фото листка винограда (grape), ураженого чорною гниллю (black rot)	Відкрито екран камери та зроблено фотографію	Пройдено Фото було успішно зроблено
Підтвердження фотографії	Фотографію проаналізовано системою. Правильний клас отримав найбільший відсоток імовірності	Пройдено Рослину та її діагноз визначено правильно та віднесено до класу Grape Black Rot з найбільшим відсотком імовірності
Натискання на кнопку «Save to My Plants»	Збереження фото рослини, її найімовірнішого класу, топ-5 найімовірніших класів і рекомендацій з лікування до бази даних	Пройдено Уся інформація про рослину успішно збережена до бази даних
Післяумова		
-	Повернення користувача на сторінку налаштувань	Користувач опинився на сторінці налаштувань

Джерело: розроблено авторами

Таблиця 3. Ручне тестування процесу діагностування рослини по фотографії, отриманій з галереї мобільного телефону

Дія	Очікуваний результат	Результат тесту
Передумова		
Натискання на кнопку «Diagnose» на головній сторінці застосунку	Відкрито екран діагностування	Пройдено Екран діагностування успішно відкрито
Натискання на кнопку «Choose from gallery» і вибір фото листка картоплі (potato), ураженого раннім фітофторозом (early blight)	Відкрито екран галереї та обрано фотографію	Пройдено Фото було успішно обрано
Підтвердження фотографії	Система успішно проаналізувала фотографію, при цьому правильному класу було присвоєно найвище значення ймовірності.	Не Пройдено Правильний клас (Potato early blight) не отримав найбільший відсоток імовірності, а опинився на третьому місці
Натискання на клас «Potato early blight» (рис.), а потім на кнопку «Save to My Plants»	Призначення рослині правильного класу вручну та її збереження з обраним класом	Пройдено Рослину збережено до бази даних під класом «Potato early blight»
Післяумова		
-	Повернення користувача на сторінку налаштувань	Користувач опинився на сторінці налаштувань

Джерело: розроблено авторами

Наведений сценарій демонструє випадок, коли правильний клас захворювання не отримав найбільше значення ймовірності та посів одну з наступних позицій у сформованому моделлю списку результатів. Хоча функціональні можливості застосунку дозволяють користувачу вручну обрати правильний клас і зберегти результат діагностики з урахуванням цього вибору, подібні випадки свідчать про необхідність подальшого підвищення точності системи. Зокрема, доцільним є вдосконалення підходів до навчання та донавчання згорткової нейронної мережі, інтегрованої у мобільний застосунок.

Проведене ручне тестування підтвердило працездатність основних функціональних можливостей розробленого застосунку. Система забезпечує реєстрацію та авторизацію користувачів, редагування даних профілю, роботу з обліковим записом, а також виконання основної функції - автоматизованої діагностики захворювань рослин за цифровими зображеннями.

Висновки. У роботі розроблено та досліджено інтелектуальну систему автоматизованої ідентифікації захворювань рослин за цифровими зображеннями із застосуванням методів глибокого навчання. Було проаналізовано сучасні підходи, набори даних і архітектури згорткових нейронних мереж, а також проведено навчання та порівняння моделей EfficientNet-B0, MobileNetV3-Small, DenseNet-121 і ConvNeXt-Tiny.

Експериментальні результати показали, що моделі демонструють високу точність на лабораторних зображеннях PlantVillage, однак при переході до фотографій у природних умовах їхня точність знижується. Найкращі результати продемонструвала модель ConvNeXt-Tiny, яка на незалежному наборі PlantDoc досягла 62,65% точності за метрикою Top-1 та 90,52% за Top-5, тому саме її було обрано для інтеграції у мобільний застосунок PlantSave.

Розроблений застосунок забезпечує отримання зображень із камери або галереї, автоматичне визначення ймовірного захворювання, відображення топ-5 результатів класифікації, опису діагнозу та рекомендацій щодо лікування, а також збереження результатів для зареєстрованих користувачів. Проведене ручне тестування підтвердило працездатність основного функціоналу системи. Водночас результати дослідження показали необхідність подальшого підвищення точності моделі на зображеннях, отриманих у реальних польових умовах.

Таким чином, розроблена система підтверджує доцільність використання згорткових нейронних мереж у мобільних засобах попередньої діагностики захворювань рослин та може бути основою для подальшого вдосконалення інтелектуальних систем підтримки рішень у сільському господарстві.

Конфлікт інтересів: Автори декларують, що не мають конфлікту інтересів, зокрема фінансового, особистого, авторського чи будь-якого іншого характеру, який міг би вплинути на дослідження, а також на результати, опубліковані в цій статті

Фінансування: Дослідження проводилося без фінансової підтримки

Доступність даних: Дані зібрано з відкритих джерел. Скрипти рисунків доступні від авторів за запитом; повний набір даних готується до оприлюднення з постійним ідентифікатором, як зазначено

Використання засобів штучного інтелекту: Під час підготовки рукопису використовувався інструмент штучного інтелекту Claude Code (Anthropic; версія 2.1.273; модель Claude Fable 5.1) для редагування тексту, перевірки узгодженості числових даних із вихідними таблицями і форматування за шаблоном журналу. Усі фрагменти, опрацьовані за його допомогою, перевірені й відредаговані авторами. Методологія, дані, результати та висновки є власним інтелектуальним внеском авторів

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. LeCun, Y., Bengio, Y. & Hinton, G. “Deep learning”. *Nature*. 2015; 521: 436–444. DOI: <http://dx.doi.org/10.1038/nature14539>.
2. Mohanty, S. P., Hughes, D. P. & Salathé, M. “Using deep learning for image-based plant disease detection”. *Frontiers in Plant Science*. 2016; 7: 1419. DOI: <https://doi.org/10.3389/fpls.2016.01419>.
3. Tan, M. & Le, Q. V. “EfficientNet: Rethinking model scaling for convolutional neural networks”. *Proceedings of the 36th International Conference on Machine Learning*. 2019; 97: 6105–6114. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1905.11946>.

4. Sandler, M., Howard, A., Zhu, M., Zhmoginov, A. & Chen, L.-C. “MobileNetV2: Inverted residuals and linear bottlenecks”. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. 2018. p. 4510–4520. DOI: <https://doi.org/10.1109/CVPR.2018.00474>.
5. Howard A., Sandler M., Chu G., et al. “Searching for MobileNetV3”. *Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV)*. 2019. p. 1314–1324. DOI: <https://doi.org/10.1109/ICCV.2019.00140>
6. Hughes, D. P. & Salathé, M. “An open access repository of images on plant health to enable the development of mobile disease diagnostic”. *arXiv*. 2015. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1511.08060>.
7. Singh, D., Jain, N., Jain, P., Kaya, P., Kumawat, S. & Batra, N. “PlantDoc: A dataset for visual plant disease detection”. *Proceedings of the 7th ACM IKDD CoDS and 25th COMAD*. 2020. p. 249–253. DOI: <https://doi.org/10.1145/3371158.3371196>.
8. Wei, T., Chen, Z., Huang, Z. & Yu, X. “Benchmarking In-the-wild multimodal disease recognition and a versatile baseline”. *Proceedings of the 32nd ACM International Conference on Multimedia*. 2024. p. 1593–1601. DOI: <https://doi.org/10.1145/3664647.3680599>.
9. Wei, T., Chen, Z., Yu, X. et al. “A large-scale in-the-wild dataset for plant disease segmentation”. *Scientific Data*. 2026; 13: 205. DOI: <https://doi.org/10.1038/s41597-025-06513-4>.
10. “Plantix. PEAT GmbH. Official crop diagnosis and treatment application”. – Available from: <https://plantix.net/en/download/> – [Accessed: 24.04.2026].
11. “Agrio – Plant Diagnosis App. Saillog Ltd”. – Available from: <https://agrio.app>. – [Accessed: 24.04.2026].
12. Thakur, P. S., Chaturvedi, S., Seal, A., Khanna, P., Sheorey, T., Ojha, A. “An ultra lightweight interpretable convolution-vision transformer fusion model for plant disease identification: ConViTX”. *IEEE Transactions on Computational Biology and Bioinformatics*. 2025; 22 (1): 310–321. DOI: <https://doi.org/10.1109/TCBBIO.2024.3515149>.
13. Zhu, D., Tan, J., Wu, C., Yung, K. & Ip, A. W. H. “Crop disease identification by fusing multiscale convolution and vision transformer”. *Sensors*. 2023; 23 (13): 6015. DOI: <https://doi.org/10.3390/s23136015>.
14. Huang, G., Liu, Z., van der Maaten, L. & Weinberger, K. Q. “Densely connected convolutional networks”. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. 2017. p. 4700–4708. DOI: <https://doi.org/10.1109/CVPR.2017.243>.
15. Liu, Z., Mao, H., Wu, C.-Y., Feichtenhofer, C., Darrell, T. & Xie, S. A. “ConvNet for the 2020s”. *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. 2022. p. 11976–11986. DOI: <https://doi.org/10.1109/CVPR52688.2022.01167>.
16. Barbedo, J. G. A. “Impact of dataset size and variety on the effectiveness of deep learning and transfer learning for plant disease classification”. *Computers and Electronics in Agriculture*. 2018; 153: 46–53. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.compag.2018.08.013>.
17. Ferentinos, K. P. “Deep learning models for plant disease detection and diagnosis”. *Computers and Electronics in Agriculture*. 2018; 145: 311–318, <https://www.scopus.com/pages/publications/85071919194>. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.compag.2018.01.009>.

Отримано 03.09.2026

Отримано після перегляду 06.10.2026

Прийнято 12.10.2026

DOI: <https://doi.org/10.15276/ict.03.2026.80>

UDC 004.8:004.932:632.4

Automated identification of plant diseases from digital images using deep learning methods

Tetiana V. Kunup¹⁾

ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-0246-0951>; kunup.t.v@op.edu.ua Scopus Author ID: 57189330720

Oleh M. Kravchenko¹⁾

ORCID: <https://orcid.org/0009-0006-6982-0965>; 10253024@stud.op.edu.ua.

¹⁾ Odesa Polytechnic National University, 1, Shevchenko Ave. Odesa, 65044, Ukraine

ABSTRACT

The article describes the development of an automated system for identifying plant diseases using machine learning techniques. The research is aimed at automating the recognition of plant diseases based on visible external symptoms. Its primary objective is to create an intelligent software solution capable of quickly and accurately evaluating plant health from photographic images. The study covers the key stages of designing and implementing an image-based plant disease recognition system. Existing applications for assessing plant condition were reviewed to determine their main advantages and limitations. Based on this analysis, the functional requirements and quality criteria for the proposed system were defined. Special emphasis was placed on convolutional neural networks, image processing techniques, feature extraction approaches, and the characteristics of various neural network architectures. During the experimental stage, several neural network models were trained using the PlantVillage and PlantWild datasets, and their classification performance was evaluated and compared. The model that achieved the best testing results was selected for integration into the proposed system. Its generalization capability was additionally assessed using the independent PlantDoc dataset. The resulting plant disease identification system was implemented as a mobile application that allows users to analyze a photograph of a plant and obtain information about a probable disease. The developed solution may serve as a practical tool for rapid plant health assessment and early detection of disease symptoms. Its use can support agricultural specialists in responding to potential problems more quickly and in taking timely measures to protect plants and reduce possible crop losses.

Keywords: image classification; plant disease identification; convolutional neural networks; deep learning; PlantVillage; PlantWild, PlantDoc; artificial intelligence

ІНФОРМАЦІЯ ПРО АВТОРІВ



Кунуп Тетяна Василівна - кандидат технічних наук, ст. викладач кафедри Інформаційних технологій. Національний університет «Одеська політехніка», пр. Шевченка, 1, Одеса, 65044, Україна
Галузь досліджень: інформаційні технології

Tetiana V. Kunup - Candidate of Technical Sciences, Department of Information Technologies
Odesa Polytechnic National University, 1, Shevchenko Ave. Odesa, 65044, Ukraine
ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-0246-0951>; kunup.t.v @op.edu.ua. Scopus Author ID: 57189330720
Research field: information technology



Кравченко Олег Максимович - магістр кафедри «Інформаційних технологій». Національний університет «Одеська політехніка», пр. Шевченка, 1. Одеса, 65044, Україна
Галузь досліджень: : information technology

Oleh M. Kravchenko - master of the Department of Information Technologies. Odesa Polytechnic National University, 1, Shevchenko Ave. Odesa, 65044, Ukraine
ORCID: <https://orcid.org/0009-0006-6982-0965>; 10253024@stud.op.edu.ua
Research field: information technology