

УДК 621.326

Семенів М. – ст. гр. СНМ-61

Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя

ДОСЛІДЖЕННЯ ТА РОЗРОБКА МОДЕЛЕЙ ГЛИБИННОГО НАВЧАННЯ ДЛЯ КЛАСИФІКАЦІЇ ХВОРОБ РОСЛИН ЗА ЗОБРАЖЕННЯМИ

Науковий керівник: к.т.н., доцент Боднарчук І. О.

Semeniv M.

Ternopil Ivan Puluj National Technical University

RESEARCH AND DEVELOPMENT OF DEEP LEARNING MODELS FOR PLANT DISEASE CLASSIFICATION USING IMAGES

Supervisor: PhD in Technical Sciences, Associate Professor Bodnarchuk I.

Ключові слова: глибинне навчання, класифікація зображень, хвороби рослин

Keywords: deep learning, image classification, plant diseases

Класифікація хвороб рослин на основі зображень є важливою задачею в сучасному аграрному секторі, оскільки своєчасне виявлення захворювань дозволяє зменшити втрати врожаю та підвищити ефективність сільського господарства. Візуальні ознаки ураження рослин, такі як зміна кольору, текстури та структури листя, можуть бути складними для точного аналізу людиною, особливо при великій кількості даних або на ранніх стадіях розвитку хвороби. У цьому контексті методи глибинного навчання демонструють високу ефективність, забезпечуючи автоматизоване виявлення складних патернів у зображеннях.

Моделі згорткових нейронних мереж (CNN), зокрема ResNet, EfficientNet, MobileNet та DenseNet, широко застосовуються для задач класифікації зображень рослин. Вони дозволяють автоматично витягувати інформативні ознаки без необхідності ручного конструювання характеристик. Глибокі архітектури здатні ефективно працювати з великою варіативністю даних, враховуючи різні умови освітлення, фон, ступінь ураження та види рослин. При цьому легковагові моделі, такі як MobileNet, є особливо перспективними для використання у мобільних або вбудованих системах, що дозволяє реалізувати практичні рішення безпосередньо в польових умовах.

Окрім класичних CNN, активно досліджуються гібридні підходи та моделі на основі трансформерів, які дозволяють краще враховувати глобальні залежності в зображеннях. Використання transfer learning є ключовим фактором підвищення якості моделей, оскільки дозволяє використовувати попередньо навчені ваги на великих датасетах і адаптувати їх до задачі класифікації хвороб рослин.

Експериментальні результати показують, що сучасні моделі глибинного навчання здатні досягати точності понад 90% на відкритих датасетах, таких як PlantVillage, при цьому використання ансамблевих підходів або комбінування моделей дозволяє додатково підвищити стабільність та узагальнювальну здатність системи. Основними метриками оцінювання виступають асигасу, F1-score та ROC-AUC, що забезпечує комплексний аналіз якості класифікації [1].

Незважаючи на високі результати, існують проблеми, пов'язані з узагальненням моделей на реальні умови, де зображення можуть містити шум, складний фон або

перекриття об'єктів. Тому подальші дослідження спрямовані на підвищення робастності моделей, оптимізацію обчислювальних ресурсів та інтеграцію систем у реальні аграрні середовища. Розробка таких інтелектуальних систем відкриває можливості для створення ефективних інструментів моніторингу стану рослин та підтримки прийняття рішень у сільському господарстві [2].

Додатково слід відзначити, що сучасні підходи до класифікації хвороб рослин активно використовують методи аугментації даних, що дозволяють підвищити стійкість моделей до варіацій у зображеннях. Такі техніки, як випадкові обертання, масштабування, зміна яскравості та контрасту, імітують реальні умови зйомки та сприяють покращенню узагальнювальної здатності моделей. Окрім цього, застосування регуляризаційних методів, зокрема Dropout та Batch Normalization, дозволяє зменшити перенавчання та стабілізувати процес навчання глибоких нейронних мереж.

Важливим напрямом є також використання attention-механізмів, які дозволяють моделі фокусуватися на найбільш інформативних ділянках зображення, таких як уражені області листя. Це підвищує інтерпретованість результатів та дозволяє краще зрозуміти процес прийняття рішень моделлю. Окрім того, сучасні дослідження демонструють ефективність Vision Transformer (ViT) та їх гібридних варіантів у задачах аграрного комп'ютерного зору, де вони здатні перевершувати класичні CNN за рахунок врахування глобального контексту зображення [2]. Також значну увагу приділяють оптимізації моделей для використання в умовах обмежених ресурсів. Методи квантизації, прунингу та знань-дистиляції дозволяють зменшити розмір моделей та пришвидшити їх роботу без суттєвої втрати точності. Це є критично важливим для впровадження систем у мобільні додатки або edge-пристрої, що використовуються безпосередньо в польових умовах [3].

Важливим є не лише вибір моделі, але й узгоджена інтеграція всіх етапів обробки — від збору та очищення зображень до навчання, валідації та подальшого розгортання. Використання transfer learning дозволяє суттєво скоротити вимоги до обсягу навчальних даних, тоді як аугментація підвищує здатність моделей працювати в реальних умовах з варіативними вхідними даними. Оптимізаційні методи, такі як квантизація, прунинг і дистиляція знань, забезпечують можливість впровадження моделей у середовищах з обмеженими ресурсами без значної втрати якості.

У результаті формується не просто окрема модель, а повноцінна інтелектуальна система, здатна працювати в реальному часі, масштабуватись під різні культури та типи захворювань, а також адаптуватись до нових даних. Це відкриває перспективи створення доступних інструментів для аграріїв, які можуть використовуватись як у мобільних додатках, так і в автоматизованих системах моніторингу, підвищуючи точність діагностики, зменшуючи залежність від експертної оцінки та сприяючи більш ефективному управлінню сільськогосподарським виробництвом.

1. Dosovitskiy, A. et al. (2021). An Image is Worth 16x16 Words: Transformers for Image Recognition at Scale. — ICLR.
2. Khan, A., Sohail, A., Zahoora, U., Qureshi, A. S. (2022). A survey of the recent architectures of deep convolutional neural networks. — Artificial Intelligence Review.
3. Zhang, Y., Liu, B., Zhang, X. (2023). Deep learning-based plant disease detection: A review of recent developments. — Computers and Electronics in Agriculture.