

DOI: <https://doi.org/10.15276/ict.01.2024.30>

УДК 004.9:632

## Аналіз існуючих технологій розпізнавання хвороб сільськогосподарських культур за зображеннями

Бабілонга Оксана Юріївна<sup>1)</sup>

Канд. техн. наук, доцент каф. Інформаційних систем

ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-6431-3557>; [babilunga.onpu@gmail.com](mailto:babilunga.onpu@gmail.com). Scopus Author ID: 35316966900

Федій Богдан Ігорович<sup>1)</sup>

Магістр каф. Інформаційних систем

ORCID: <https://orcid.org/0009-0002-3214-524X>; [bohdanfedii@gmail.com](mailto:bohdanfedii@gmail.com)

<sup>1)</sup> Національний університет «Одеська політехніка», пр. Шевченка, 1. Одеса, 65044, Україна

### АНОТАЦІЯ

Проведено аналіз сучасних методів обробки та розпізнавання зображень хвороб сільськогосподарських культур. Розглянуто існуючі методи виявлення інформативних регіонів, включаючи перетворення Фур'є, кластеризацію k-means, алгоритми Histogram Equalization, Scale-Invariant Feature Transform (SIFT), Local Binary Patterns (LBP), Histogram of Oriented Gradients (HOG), а також їх комбінації. Розглянуті підходи продемонстрували високу точність у виявленні та класифікації різних хвороб рослин.

У дослідженні розглянуто гібридні моделі, такі як, наприклад, логістична регресія з деревами рішень та Extreme Learning Machines (ELM). Порівняно точність алгоритмів Support Vector Machine (SVM), ELM, та Decision Trees, визначено важливість вибору правильних параметрів та налаштувань для підвищення точності. Розглянуто методи глибинного навчання Convolutional Neural Network (CNN), Recurrent Neural Network (RNN), Long Short-Term Memory (LSTM) та їх застосування в сфері розпізнавання зображень, зокрема для розпізнавання хвороб рослин.

Порівняно точність розпізнавання декількох моделей CNN: DenseNet121, MobileNetV2, NASNetMobile та EfficientNetB0, де остання показала найкращі результати. Проаналізована модифікація готових архітектур, зокрема архітектура нейромережі EfficientNetB0, як спосіб адаптації існуючих моделей до специфічних завдань розпізнавання.

**Ключові слова:** розпізнавання зображень; згорткова нейронна мережа; EfficientNet; обробка зображень хвороб рослин

**Актуальність.** Актуальність дослідження зумовлена швидким розвитком технологій аналізу та класифікації зображень хвороб сільськогосподарських культур, що в свою чергу є одним із факторів підвищення ефективності аграрного потенціалу. У сучасному світі зростаючі потреби в точному моніторингу стану рослин і боротьбі з хворобами вимагають високих стандартів аналізу зображень, які забезпечуються сучасними підходами до розпізнавання візуальної інформації та методами обробки даних.

Огляд існуючих методів виявлення характеристик зображень демонструє широкий спектр підходів, включаючи класичні методи аналізу зображень і сучасні алгоритми машинного навчання. Результати досліджень підтверджують високу ефективність таких методів, як моделі на основі перетворення Фур'є, алгоритми навчання Support Vector Machine і k-Nearest Neighbors (k-NN), а також дескриптори характеристик зображення: Histogram of Oriented Gradients і Local Binary Patterns.

Крім того, популярність глибинного навчання, зокрема згорткових нейронних мереж, відкриває нові горизонти для автоматичного розпізнавання і класифікації зображень. Застосування цих технологій у сільському господарстві забезпечує значні переваги, включаючи підвищення точності розпізнавання і оптимізацію ресурсів.

Модифікація існуючих архітектур нейронних мереж з акцентом на специфічні завдання, а саме розпізнавання хвороб рослин, стає важливим напрямком дослідження.

**Метою дослідження** є вивчення та обґрунтування вибору технологій розпізнавання для подальшого вдосконалення та адаптації існуючих архітектур нейронних мереж для вирішення завдання розпізнавання хвороб сільськогосподарських рослин на основі зображень з забезпеченням точності розпізнавання в умовах обмеження ресурсів.

Сільське господарство є одним з ключових секторів економіки, що забезпечує значну частину валового внутрішнього продукту. Проте, хвороби рослин становлять значну загрозу, спричиняючи економічні втрати та зниження врожайності. Раннє виявлення хвороб може допомогти вчасно вжити заходів для зменшення їхнього впливу. Однак, ідентифікація хвороб

This is an open access article under the CC BY license (<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/deed.uk>)

є складним завданням для людини без профільної освіти, що може призвести до помилкових діагнозів. У цьому контексті, використання сучасних технологій машинного та глибокого навчання, а також методів обробки зображень стає ключовим інструментом для вирішення цієї проблеми.

Основні етапи обробки зображень хвороб рослин в системах розпізнавання включають: отримання зображень, їх попередню обробку, сегментацію, вилучення ознак, та класифікацію. Перший етап передбачає отримання зображень за допомогою камери, зокрема камери смартфонів в режимі онлайн. Другий етап – попередня обробка зображення, де видаляються шуми та підвищується контрастність для виділення ключових характеристик. Далі проводиться сегментація, що розділяє область інтересу та область фону. На наступному етапі вилучаються ознаки, що характеризують форму, текстуру та колір рослин. Заключним етапом є класифікація з використанням машинного навчання, що дозволяє розподіляти зображення за класами хвороб.

Серед проблем, які ускладнюють розпізнавання хвороб рослин за зображеннями можна виділити:

а) різноманіття проявів хвороб сільськогосподарських культур на їх зображеннях. За типом зображення хвороб рослин відносяться до слабоструктурованих зображень, тобто таких що містять складну, неоднорідну та неструктуровану інформацію. Обробка таких зображень є складною задачею, оскільки вони складаються з багатьох кольорів, форм, текстур та не мають чіткої структури;

б) додавання перешкод при реєстрації зображень, а саме – наявність шуму, різні умови освітлення, мінливість фону та деформація об'єктів на зображенні;

в) вимоги щодо отримання результатів розпізнавання хвороб рослин в реальному часі, в умовах обмеження ресурсів при проведенні аналізу на місці виявлення хвороби рослини.

Були проаналізовані різноманітні методи, які використовуються для виявлення інформативних регіонів і характеристик на зображеннях сільськогосподарських культур. Розглянуті методи включають як класичні техніки обробки зображень, так і сучасні алгоритми машинного навчання та комп'ютерного зору.

Розглянуто роботу [1] в якій розпізнавання хвороб листя винограду реалізовано з використанням перетворення Фур'є. Цей метод використовувався для адаптації моделей розпізнавання, що дозволило покращити здатність узагальнення без значного збільшення обчислювальної складності. Це досягається шляхом заміни низькочастотних амплітуд спектра вихідного зображення на амплітуди спектра цільового зображення. Модель продемонструвала високу точність – до 96.7 %.

В роботі [2] розпізнавання хвороб рослин базується на використанні методів кластеризації та виділення інформативних регіонів. Histogram Equalization було застосовано для підвищення якості зображень, кластеризацію k-means, Discrete Wavelet Transform, Principal Component Analysis та Grey Level Co-occurrence Matrix – для виділення характеристик зображення. Точність моделей із алгоритмами навчання SVM та kNN досягла 88 % та 97 % відповідно.

Розглянуто роботу з розпізнавання зображень із використанням алгоритму визначення характеристик SIFT [3]. Використання SIFT під час класифікації продемонструвало вищу точність порівняно з використанням необроблених значень пікселів для навчання класифікатора.

Розглянуто роботу з використанням комбінації алгоритмів LBP та k-NN для класифікації хвороб рослин [4]. Використання алгоритму LBP у поєднанні з k-NN (k=5) показало високі значення точності (81.8 %) та показник Area Under Curve (AUC) – 94.1 %. Інші методи класифікації, такі як Naive Bayes та Adaboost, показали нижчі результати.

Розглянуто роботу з використанням дескриптора характеристик HOG для виявлення бур'янів на зображенні [5]. Алгоритм HOG у поєднанні з підходом Bag-of-Visual-Words та нейронною мережею зворотного розповсюдження забезпечив точність до 97.7 % для класифікації бур'янів на полях цукрових буряків, моркви та сої.

Проведено огляд існуючих методів класифікації об'єктів за зразками зображень, які застосовуються для розпізнавання хвороб рослин. Розглянуто роботу, де автори використали гібрид логістичної регресії з деревами рішень для класифікації рослин, що дозволило підвищити точність ідентифікації до 90% [6].

В роботі [7] автори використовували такий тип нейронної мережі, як ELM для класифікації хвороб рослин. Використання алгоритмів ELM, SVM та Decision Trees для класифікації хвороб томатів показало, що підхід на основі алгоритму SVM має найвищу точність – 91.43 %.

В роботі [8] було поєднано використання алгоритму класифікації SVM з технологіями виділення інформативних регіонів HOG та LBP для підвищення точності класифікації. Комбінація алгоритмів HOG і LBP з SVM значно підвищує точність класифікації порівняно з їх окремим використанням, досягаючи точності в 91.25 %, але програє в оперативності.

Для підвищення точності та оперативності розпізнавання застосовуються сучасні нейромережеві підходи, такі як згорткові нейронні мережі, які автоматично вивчають складні патерни в зображеннях. Разом з тим нейромережеве розпізнавання хвороб рослин за зображеннями вимагає великої кількості даних для навчання нейромережі. Застосування технік передобробки даних, таких як аугментація (масштабування, обертання зображень), сприяє покращенню якості навчання моделей.

Проаналізовані методи попередньої обробки зображень, які включають фільтрацію шуму, вирівнювання фону та нормалізацію кольорів для підготовки вхідних даних, що значно покращує якість навчання нейромереж.

Були розглянуті технології розпізнавання на основі алгоритмів глибинного навчання. У сільському господарстві вони використовуються для розпізнавання хвороб рослин, оптимізації зрошення, моніторингу посівів і прогнозування врожаю. Глибинне навчання отримало значну популярність завдяки високій точності і здатності автоматично отримувати характеристики з візуальних даних, у тому числі слабоструктурованих зображень.

Глибинні автокодері використовуються для зменшення розмірності даних і автоматичного вилучення ознак. Повнозв'язні нейронні мережі ефективні для задач сегментації зображень, використовуючи лише згорткові та транспоновані згорткові шари.

Визначено, що наразі згорткові нейронні мережі є найоптимальнішим інструментом для аналізу візуальних даних. Вони використовують згорткові та пулінг-шари для виявлення характеристик, що дозволяє ефективно вирішувати завдання аналізу об'єктів і класифікації.

Проведено комп'ютерний експеримент із порівнянням результатів розпізнавання зображень хвороб рослин на основі згорткових нейромереж моделей DenseNet, MobileNetV2, NASNetMobile, EfficientNetB0 [9, 10].

Для навчання моделей було обрано набір зображень PlantVillage-Dataset [11], який є одним з найбільш популярних у галузі розпізнавання хвороб рослин. Цей набір зображень містить 38 класів зображень, що представляють здорові рослини та рослини з різними хворобами, зокрема яблуні, винограду, кукурудзи та томатів (Рис. 1). Вибір кольорових зображень без попередньої обробки дозволяє максимально наблизити дані до реальних умов використання, що підвищує точність моделі.



**Рис. 1. Зразки зображень рослин з ознаками хвороби із набору PlantVillage-Dataset: а – листя яблуні з моніліозом; б – листя томатів із фітофторозом**

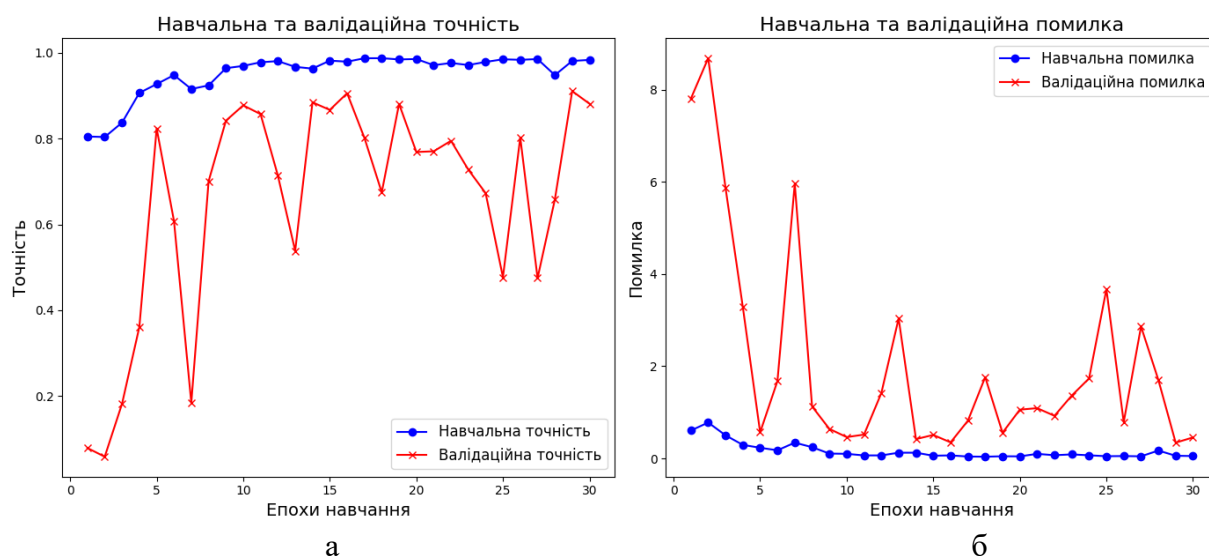
Для подальших досліджень та експериментів було обрано архітектуру згорткової нейромережі EfficientNetV0 як основу для побудови моделі з розпізнавання хвороб сільськогосподарських культур. Ця архітектура виділяється завдяки своїй оптимізованій структурі, що дозволяє досягати високої точності при мінімальних витратах обчислювальних ресурсів. Вона використовує принципи масштабування ширини, глибини та роздільної здатності, що дозволяє адаптувати модель до різних задач розпізнавання. Крім того, EfficientNetV0 забезпечує ефективність у середовищах з обмеженими ресурсами, що особливо важливо для використання системи в режимі реального часу.

Найкращих результатів нейромережа досягла на 29-й епісі із значенням валідаційної точності 0.9106 та валідаційної функції втрат 0.3417. Варто зазначити, що вже на 16 епісі значення валідаційної точності було 0.9056 при помилці 0.3474 (Рис. 2). Ці результати виявилися значно кращими в порівнянні з результатами інших нейромереж.

**Висновки.** У результаті проведеного аналізу встановлено, що технології нейромережевого розпізнавання хвороб сільськогосподарських культур за зображеннями мають великий потенціал для досліджень в контексті підвищення ефективності, а саме показників точності розпізнавання в умовах обмеження ресурсів.

Проведений комп'ютерний експеримент підтвердив доцільність використання моделі EfficientNetV0 для задачі розпізнавання хвороб рослин за зображеннями. Завдяки здатності адаптуватися до конкретних умов, архітектура EfficientNetV0 демонструє значні переваги перед аналогами. Крім того, ефективне управління обчислювальними ресурсами забезпечує масштабованість та продуктивність системи, що робить її придатною для широкого використання в аграрній галузі.

Проте, в умовах різноманіття візуальних проявів хвороб на листях рослин, для вирішення проблеми обробки слабоструктурованих зображень та ефективного використання обчислювальних ресурсів, потрібно продовжити дослідження в напрямку вдосконалення моделі нейромережі та використання нових методів передобробки даних.



**Рис. 2. Графіки результатів навчання нейромережі EfficientNetV0: а – валідаційної та навчальної точності; б – навчальної та валідаційної помилки**

## СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Wang J., Wu Q., Liu T., Wang Y., Li P., Yuan T., Ji Z. "Fourier domain adaptation for the identification of grape leaf diseases". *Applied Sciences*. 2024; 14 (9): 3727. DOI: <https://doi.org/10.3390/app14093727>.
2. Harakannavar S. S., Rudagi J. M., Puranikmath V. I., Siddiqua A., Pramodhini R." Plant leaf disease detection using computer vision and machine learning algorithms". *Global Transitions Proceedings*. 2022; 3 (1): 305–310. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.gltp.2022.03.016>.
3. Dornák V., Čermák M., Pecha M., Pospíšil L. "SIFT feature extraction applied in SVM



classification”. *AIP Conference Proceedings*. 2022; 2425 (1): 170002. DOI: <https://doi.org/10.1063/5.0081373>.

4 Rachmad A., Syarief M., Rifka S., Sonata F., Setiawan W., Rochman E. M. S. “Corn leaf disease classification using local binary patterns (LBP) feature extraction”. *Journal of Physics: Conference Series*. 2022; 2406: 012020. DOI: <https://doi.org/10.1088/1742-6596/2406/1/012020>.

5. Abouzahir S., Sadik M., Sabir E.. “Bag-of-visual-words-augmented histogram of oriented gradients for efficient weed detection”. *Biosystems Engineering*. 2021; 202: 179–194. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2020.11.005>.

6. Kattari K., Mannamperumal A., Arasakumar G. M. “Identification of medical plants using logistic decision regression algorithm”. *AIP Conference Proceedings*. 2023; 2655 (1): 020014. DOI: <https://doi.org/10.1063/5.0134361>.

7. Xian T. S., Ngadiran R. “Plant diseases classification using machine learning”. *The 1st International Conference on Engineering and Technology (ICoEngTech), Journal of Physics: Conference Series*. Perlis, Malaysia. 2021; 1962: 1–12. DOI: <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1962/1/012024>.

8. Islam M. A., Yousuf Md., Billah M. “Automatic plant detection using HOG and LBP features with SVM”. *International Journal of Computer*. 2019; 33: 26–38. – Available from: <https://ijcjournal.org/index.php/InternationalJournalOfComputer/article/view/1384/534>. – [Accessed: 09.09.2024].

9. «Нові архітектури неймереж». – Доступно з: <https://habr.com/ru/post/498168/#EfficientNet>. – [Accessed: 12.09.2024].

10. Agarwal V. “Complete architectural details of all efficientnet models”. *Towards Data Science*. 2020. – Available from: <https://towardsdatascience.com/complete-architectural-details-of-all-efficientnet-models-5fd5b736142>. – [Accessed: 13.09.2024].

11. Pandian J A., Gopal G. “Data for: Identification of plant leaf diseases using a 9-layer deep convolutional neural network”. *Mendeley Data*. 2019; 1. DOI: <https://doi.org/10.17632/tywbtsjrjv.1>.

DOI: <https://doi.org/10.15276/ict.01.2024.30>

UDC 004.9:632

## Analysis of existing techniques for image-based recognition of agricultural crops diseases

Oksana Yu. Babilunha<sup>1)</sup>

PhD, Associate Professor, Department of Information Systems

ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-6431-3557>; babilunga.onpu@gmail.com. Scopus Author ID: 35316966900

Bohdan I. Fedii<sup>1)</sup>

Master, Department of Information Systems

ORCID: <https://orcid.org/0009-0002-3214-524X>; bohdanfedii@gmail.com

<sup>1)</sup> Odesa Polytechnic National University, 1, Shevchenko Ave. Odesa, 65044, Ukraine

### ABSTRACT

An analysis of existing methods for processing and identifying the disease of agricultural crops was carried out. Other methods for identifying informative regions, including Fourier transformation, k-means clustering, Histogram Equalization, Scale-Invariant Feature Transform (SIFT), Local Binary Patterns (LBP), Histogram of Oriented Gradients (HOG) algorithms, as well as their combinations were reviewed. The studied approaches demonstrated high accuracy in the identification and classification of various plant diseases.

The study examined hybrid models, such as, for example, logistic regression with decision trees and Extreme Learning Machines (ELM). The accuracy of the Support Vector Machine (SVM), ELM, and Decision Trees algorithms were compared, convinced, that the importance of choosing the right parameters and fine-tuning to improve accuracy is important. The methods of deep learning such as Convolutional Neural Network (CNN), Recurrent Neural Network (RNN), Long Short-Term Memory (LSTM) and their usage in the scope of the image recognition, which are also used for disease recognition, were examined.

The recognition accuracy of several CNN models was compared: DenseNet121, MobileNetV2, NASNetMobile and EfficientNetB0, and the last demonstrated the best results. The modification of ready-made architectures, including the architecture of the EfficientNetB0 neural network, has been analyzed as a way of adapting existing models to specific recognition requirements.

**Keywords:** Image recognition; convolutional neural network; EfficientNet; processing image of plant diseases