

# *Method for Wheat Disease Detection and Recognition Using Image Analysis*

Serhii Smovzh

Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute  
Kyiv, Ukraine

**Abstract.** The paper investigates the use of deep neural networks for automatic detection and recognition of wheat diseases based on images. A review of state-of-the-art approaches was conducted and an effective system was implemented using the EfficientNetV2B0, ConvNeXtTiny and U-Net models. The average classification accuracy for all 13 classes was 88%, while for some classes, the accuracy reached 94-95%, which is a high result. The use of XAI (Grad-CAM) ensured the interpretability of the model's solutions, increasing its reliability and suitability for practical use in the agricultural sector.

**Keywords:** Deep learning, Image recognition, Disease detection, Agriculture, Phytopathology.

## *Метод виявлення та розпізнавання хвороб пшениці на основі аналізу зображень*

Смовж Сергій Олександрович

КПІ ім. Ігоря Сікорського  
Київ, Україна

**Анотація.** У роботі досліджено застосування глибоких нейронних мереж для автоматичного виявлення та розпізнавання захворювань пшениці на основі зображень. Проведено огляд сучасних підходів і реалізовано ефективну систему з використанням моделей EfficientNetV2B0, ConvNeXtTiny та U-Net. Середня точність класифікації по всіх 13 класах склала 88 %, при цьому для окремих класів, точність досягала 94 – 95 %, що є високим результатом. Використання XAI забезпечило інтерпретованість рішень моделі, підвищуючи її надійність і придатність до практичного застосування в аграрному секторі.

**Ключові слова:** Глибоке навчання, Розпізнавання зображень, Виявлення захворювань, Сільське господарство, Фітопатологія.

### ВСТУП

Нещодавній стрімкий розвиток штучного інтелекту та глибокого навчання надав нові можливості для вирішення проблем у багатьох галузях, зокрема в сільському господарстві. Значно полегшити життя фермерів може своєчасне та якісне виявлення та розпізнавання хвороб рослин, які є надзвичайно важливими для продовольчої безпеки та сталого розвитку сільського господарства. Пшениця є однією з основних сільськогосподарських культур, яка перебуває під постійною загрозою низки хвороб, що спричиняють значні втрати врожайності та якості [1]. Раннє і точне виявлення цих хвороб має вирішальне значення, оскільки їхня профілактика повинна бути спрямована на уникнення значних втрат врожаю за

допомогою управлінських заходів, що максимально обмежують шкоду завдану хворобами у найкоротші терміни.

У цій статті обговорюється застосування та розвиток згорткових нейронних мереж, однієї з найпопулярніших архітектур глибокого навчання, для автоматичного виявлення та розпізнавання хвороб пшениці. Основними методами навчання CNN є вивчення великих наборів зображень, за можливістю з анотаціями, що містять численні назви хвороб, що дозволяє моделі автоматично класифікувати різні типи хвороб на основі візуальних симптомів.

У дослідженні було детально описано процес збору даних і методи їхньої попередньої обробки, а також розроблено архітектуру моделі CNN. Вимірювання продуктивності моделі проводилося шляхом розрахунку accuracy, precision, recall, and F1-score на незалежному наборі даних, шляхом перехресної валідації.

Сільськогосподарський сектор має велике значення, оскільки від нього безпосередньо залежить існування людства, а рівень життя в країнах, що розвиваються, як і в деяких розвинених країнах, безпосередньо залежить від кількості та якості вирощених сільськогосподарських культур. В контексті України питання розвитку та захисту сільського господарства стоїть особливо гостро, оскільки близько 60% всіх земель використовується для вирощування сільськогосподарських культур, а щорічний врожай однієї лише пшениці сягає десятків мільйонів тон.

Однак хвороби мають критичний вплив на врожайність, а причинами хвороб можуть бути різні фактори, зокрема, неправильне використання добрив, зміна клімату та поганий рельєф місцевості.

Листя є основним індикатором проблем зі здоров'ям рослин, а своєчасне виявлення та класифікація є ключовим фактором безпеки врожаю. Стандартна практика полягає в ручному огляді та дослідженні стану рослин, що забирає багато часу та людських ресурсів. Сучасні дослідження в галузі сільського господарства продемонстрували значний потенціал штучного інтелекту [2] в аналізі таких культур, як рис, картопля, кава, цукрова тростина та інші [3]. Ця наукова стаття має на меті представити та порівняти результати навчання різних CNN, представити найпоширеніші хвороби пшениці, доступні набори даних і описати стандартні методи аналізу та ідентифікації заражених рослин. Дослідження також фокусує увагу на доцільності використання Explainable AI для досягнення поставлених завдань і вказує на перспективні напрямки подальшого розвитку.

### ВИЯВЛЕННЯ ХВОРОБ РОСЛИН ЗА ДОПОМОГОЮ АНАЛІЗУ ЛИСТЯ

Хвороби рослин становлять серйозну загрозу глобальній продовольчій безпеці. Основними патогенами є гриби, бактерії, віруси та нематоди, що по-різному впливають на фізіологічний стан рослини. Наприклад, борошниста роса утворює білий наліт на листі, бактеріальні хвороби призводять до в'янення, вірусна мозаїка викликає деформацію, а нематоди пошкоджують кореневу систему. Усі ці процеси погіршують фотосинтез і врожайність.

Наслідки таких хвороб можуть бути катастрофічними: зараження однієї рослини здатне поширитися на все поле, якщо вчасно не втрутитися. Через кліматичні зміни та глобалізацію торгівлі виникає необхідність у точному та своєчасному виявленні таких захворювань. Листя рослини стає основним об'єктом аналізу – воно першим демонструє симптоми ураження, тому ідеально підходить для візуальної діагностики.

Застосування штучного інтелекту, зокрема комп'ютерного зору, дозволяє автоматизувати процес виявлення захворювань, скоротити час аналізу і зменшити потребу в агрономічному моніторингу в полі. Глибокі нейронні мережі здатні виявляти візуальні патерни, які не завжди помітні людині, і робити це стабільно навіть при складних умовах зйомки.

У дослідженні були зібрані зображення пшениці, що демонструють 12 захворювань та здоровий клас. До типових уражень віднесено: бурі, жовті й чорні іржі, фузаріоз колоса, плямистості, борошністу росу, тлю, стеблового комарика, пірикуляріоз та сажкові захворювання. Кожне з них має унікальні візуальні прояви: від пустул і пляшок до нальотів і деформацій.

Остаточний датасет було сформовано на основі декількох відкритих джерел і очищено вручну. Було видалено дублікати, зображення низької якості, а також вирівняно баланс між класами шляхом цілеспрямованого добору прикладів. Усього було зібрано 12 491 зображення, розподілене між 13 класами.

Для аналізу існуючих підходів було вивчено літературу останніх років. Моделі на основі CNN (ResNet, EfficientNet,

Inception [4], VGG) показують найкращі результати, часто перевищуючи точність у 90–95 %. Використання XAI [5] стає новим стандартом, адже дозволяє візуалізувати, які ділянки зображення стали причиною для того чи іншого класифікаційного рішення.

Серед розглянутих датасетів найбільш повним є Wheat Plant Diseases [6], який включає понад 14 тисяч зображень і до 15 класів хвороб пшениці. Інші, як-от Wheat Disease Detection [7] чи Wheat Leaf Disease [8], мають менший обсяг і кількість класів, однак часто використовуються як база для fine-tuning моделей.

Проведений аналіз дозволив зібрати достатньо візуальних даних для повноцінного навчання, валідації та тестування системи, орієнтованої на реальні умови роботи в агропромисловому середовищі. Особлива увага приділена хворобам, які мають подібні візуальні риси або зустрічаються рідко, оскільки саме вони становлять найбільший виклик для систем автоматичного розпізнавання.

Таким чином, продемонстрована актуальність використання методів комп'ютерного зору у сільському господарстві, зокрема у завданні виявлення захворювань пшениці. Використання спеціалізованих датасетів, складних архітектур і новітніх підходів до обробки та пояснення результатів створює надійний фундамент для побудови ефективної системи моніторингу стану посівів.

### XAI ТА РЕЗУЛЬТАТИ ДОСЛІДЖЕНЬ

Сучасні моделі глибокого навчання забезпечують високу точність, але зазвичай мають низький рівень інтерпретованості, що ускладнює їхнє застосування в критично важливих галузях. На противагу їм, традиційні методи – дерева рішень, експертні системи – залишаються прозорими, проте втрачають ефективність на складних задачах, таких як розпізнавання зображень. Саме тому виникла потреба у розвитку Explainable AI, який забезпечує баланс між продуктивністю моделей та їх пояснюваністю.

XAI включає методи, що дозволяють зрозуміти внутрішні механізми роботи глибоких моделей. Наприклад, LIME пояснює локальні рішення моделі, створюючи інтерпретовану модель у околі одного передбачення. SHAP приписує важливість кожній ознаці на основі теорії кооперативних ігор. Інтегровані градієнти та пошарове поширення релевантності забезпечують детальну візуалізацію важливих ділянок вхідного зображення.

Такі візуальні інструменти є особливо цінними в галузях, де рішення мають пояснюватися експертам, як-от у медицині або аграрному секторі. У розробленій системі для виявлення хвороб пшениці XAI було інтегровано як невіддільну частину оцінки моделі. Використання Grad-CAM дозволило перевірити, що модель фокусується на справді уражених ділянках листя, а не на фоновому шумі. Це стало критичним фактором у довірі до класифікаційних рішень, особливо у випадках з рідкісними або схожими між собою хворобами.

У контексті класифікації захворювань пшениці було використано декілька архітектур – EfficientNetB0, ConvNeXtTiny та EfficientNetV2B0 – у поєднанні з ієрархічними стратегіями (класифікація по групах: великі, середні, малі класи). Найкращий результат досягнуто моделлю на базі EfficientNetV2B0 з дворівневою класифікацією: середня точність склала 88 %, а для певних

класів – до 95%. Найнижчі значення recall спостерігалися у класів із найменшим представленням. Впровадження Focal Loss та клас-специфічної аугментації дозволило суттєво покращити ці результати.

Також в межах дослідження застосовано методи напівконтрольованого навчання: спочатку моделі навчалися на анотованих даних, після чого прогнозували мітки для неанотованих зображень з високою впевненістю. Це дозволило ефективно розширити навчальний датасет без ручного маркування, підвищивши точність класифікації на 3–6%.

Таким чином, ХАІ не лише підвищує прозорість роботи моделей, а й дозволяє виявити слабкі сторони архітектури, що уможливорює цілеспрямоване покращення якості класифікації для складних класів. У перспективі це дає змогу інтегрувати системи на основі ШІ у виробничі аграрні процеси з вищим рівнем довіри. На рис. 1 зображено представлено результати застосування ХАІ до випадково вибраних зображень кожного класу.

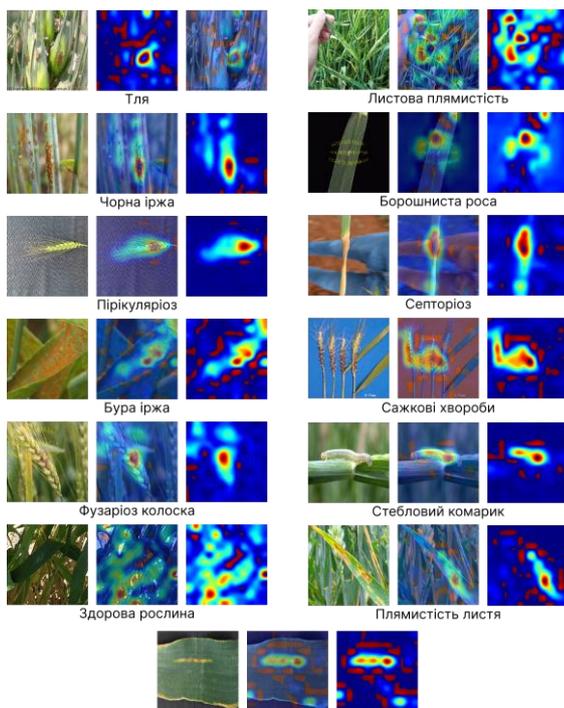


Рис 1. Використання ХАІ

При посиланнях на рисунки і таблиці у тексті статті необхідно вказувати аббревіатуру рис. 1 або табл. 1, навіть у разі, якщо з цього посилання починається речення.

### ВИСНОВКИ

У цьому дослідженні було реалізовано, протестовано та порівняно низку архітектур глибокого навчання для задач виявлення та класифікації хвороб пшениці. Основна увага була зосереджена на підвищенні точності розпізнавання, особливо для малопредставлених класів, а також на інтерпретованості рішень моделі за допомогою Explainable AI.

Найвищу ефективність продемонструвала ієрархічна модель на основі EfficientNetV2B0, яка за рахунок дворівневої класифікації дозволила досягти середньої тестової точності 88%. Значне покращення було досягнуто і для слабо представлених, зростання recall у яких сягало

20 – 30% після впровадження Focal Loss та клас-специфічної аугментації.

Модель U-Net, натренована на сегментаційних масках, забезпечила високу якість локалізації вогнищ ураження (IoU  $\approx$  0,99), дозволяючи використовувати її як попередній етап для подальшого підвищення точності класифікації. Крім того, було протестовано напівконтрольоване навчання з донавчанням моделі на неанотованих зображеннях, що дало приріст загальної точності класифікації до 6%.

Особливу роль у роботі відіграло застосування ХАІ – зокрема, методів Grad-CAM – для пояснення рішень моделі. Візуалізація уваги моделі на зображеннях кожного класу показала, що система фокусує розпізнавання саме на характерних симптомах хвороб, ігноруючи фоніві або неінформативні області.

Таким чином, результати роботи підтверджують ефективність сучасних моделей глибокого навчання в задачах виявлення хвороб пшениці за зображеннями. Найкращі моделі демонструють високу точність, здатність до генералізації та пояснюваність рішень, що відкриває можливості для інтеграції подібних систем у реальні аграрні виробничі процеси. У подальших дослідженнях доцільним є фокус на мультиміткові сценарії, фазовість захворювання та роботу з реальними зображеннями з польових камер.

### ЛІТЕРАТУРА

1. Global Challenge. *International Wheat Yield Partnership*. URL: <https://iwypp.org/about-us/global-challenge/> (дата звернення: 01.03.2025).
2. Mohanty S. P., Hughes D. P., Salathé M. Using deep learning for image-based plant disease detection. *Frontiers in plant science*. 2016. Т. 7. URL: <https://doi.org/10.3389/fpls.2016.01419> (дата звернення: 17.03.2025).
3. Sobuj M. S. I., Others. Leveraging pre-trained cnns for efficient feature extraction in rice leaf disease classification. *Proceedings of the international conference on advances in computing, communication, electrical, and smart systems (icaccess)*. 2023. URL: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2405.00025>.
4. AI-powered banana diseases and pest detection / M. G. Selvaraj та ін. *Plant methods*. 2019. Т. 15, № 1. URL: <https://doi.org/10.1186/s13007-019-0475-z> (дата звернення: 17.03.2025).
5. Mehedi M. H. K., Others. Plant leaf disease detection using transfer learning and explainable AI. *2022 IEEE 13th annual information technology, electronics and mobile communication conference (IEMCON)*. Vancouver, BC, Canada, 2022. С. 166–170. URL: <https://doi.org/10.1109/IEMCON56893.2022.9946513>
6. Agarwal K., Yadav V., Suthar T. Wheat plant diseases. *Kaggle*. URL: <https://www.kaggle.com/datasets/kushagra3204/wheat-plant-diseases> (дата звернення: 20.03.2025).
7. Dunk S. Wheat disease detection. *Kaggle*. URL: <https://www.kaggle.com/datasets/sinadunk23/behzad-safari-jalal> (дата звернення: 20.03.2025).

8. KASHPONDY J. Wheat leaf disease. *Kaggle*.  
URL: <https://www.kaggle.com/datasets/jayaprakashpondy/wheat-leaf-disease> (дата звернення: 20.03.2025).