

ВИКОРИСТАННЯ ТЕХНОЛОГІЙ МАШИННОГО НАВЧАННЯ ДЛЯ ВИЯВЛЕННЯ ПОЧАТКОВИХ СТАДІЙ РОЗВИТКУ БУРОЇ ІРЖІ ПШЕНИЦІ

Н. І. Сауляк^{1*}, Ю. А. Авер'янова², М. С. Іваницький³, Є. І. Кірчук⁴, В. А. Руденко⁵, Є. А. Знаковська⁶

^{1,4} Селекційно-генетичний інститут – Національний центр насіннєзнавства та сортівивчення, Овідіопільська дорога, 3, м. Одеса, 65036, Україна

^{2,3,6} Державний університет «Київський авіаційний інститут», вул. Любомира Гузара, 1, м. Київ, 03058, Україна

⁵ Одеська державна сільськогосподарська дослідна станція Інституту кліматично орієнтованого сільського господарства НААН України, вул. Маяцька дорога, 24, смт. Хлібодарське, Одеський район, Одеська обл., 67667, Україна

Актуальність. Актуальність проведених досліджень є у важливості моментального виявлення початкових стадій розвитку бурої іржі пшениці – одного з найбільш поширених і руйнівних патогенів, які загрожують сільському господарству в Україні та в інших країнах. Перші симптоми з'являються за 7–14 діб до того, як фермер помітить характерні пустули, і вже на цьому етапі патоген знижує фотосинтезуючу поверхню на 20–40 %. Традиційні методи запізнюються – класичний огляд великих масивів надто повільний і суб'єктивний, а супутниковий NDVI – реагує лише при сильному ураженні.

Розробка прототипу модульної візуалізаційної системи з точністю понад 68 % для розпізнавання бурої іржі відкриває нові можливості для автоматизованого контролю стану посівів пшениці, що дозволяє фермерам своєчасно реагувати і запобігати масштабним ураженням. Це дає вирішальну перевагу у 10–14 діб для своєчасної діагностики хвороб, дозволяє перейти до локальних обробок, скоротити кількість обприскувань з 2–3 до 0,8–1,2 за сезон, зменшити витрати на фунгіциди – на 35–60 % і додатково зберегти 0,6–1,4 т/га врожаю. При посівних площах пшениці в Україні $\approx 6,5$ млн га загальний економічний ефект становить 4–9 млрд грн щорічно. **Мета.** Виявлення рослин з початковою стадією розвитку хвороби бурої листкової іржі, збудником якої є гриб *Rhizoctonia recondita* (синонім *Rhizoctonia tritici*) за допомогою машинного навчання для класифікації стану рослин та прийняття рішень щодо ефективних дій на основі виданих рекомендацій. **Методи.** Польовий, фітопатологічна оцінка, порівняння, навчання моделі, узагальнення та математична статистика. **Результати.** Розроблено алгоритм, спрямований на виявлення рослин, які уражені бурою листковою іржею. Алгоритм також забезпечує картографування стану полів з використанням БПЛА (безпілотний літальний апарат) для зіставлення точок поля з класом стану рослин. Реальні зображення *Triticum aestivum* у здоровому стані та з ознаками ураження внаслідок розвитку бурої листкової іржі використовувалися як тестові вибірки для автоматичної візуальної діагностики стану рослин. Також було розроблено прототип модульної системи візуального аналізу стану рослин на основі машинного навчання та попередньої класифікації за їхніми фізіологічними характеристиками. **Висновки.** Розглядається можливість покращання фітосанітарного моніторингу за допомогою БПЛА у поєднанні з технологіями машинного навчання для виявлення зон початкового розвитку бурої іржі. Ми зосереджуємося на патогені пшениці, який широко поширений у багатьох регіонах світу та може призвести до руйнівних епіфітотій.

Ключові слова: пшениця, бура іржа, шкочинність, розумне землеробство, БПЛА, машинне навчання, алгоритм

Вступ. Бура іржа (*Rhizoctonia recondita* f. sp. *tritici*) одна з найшкідливіших та найпоширеніших хвороб на території України. Щорічно проявляється на посівах пшениці з

різною інтенсивністю, епіфітотії бурої іржі відмічаються кожні 3–5 років. Тому необхідним є моніторинг, вчасне виявлення, діагностика та відповідна реакція фермера,

Інформація про авторів:

Сауляк Надія Іванівна, канд. с.-г. наук, старший науковий співробітник відділу фітопатології та ентомології, e-mail: nadjasauljak@gmail.com, <https://orcid.org/0000-0001-5164-1105>

Авер'янова Юлія Анатоліївна, доктор техн. наук, професор, e-mail: yuliia.averianova@npp.kai.edu.ua, <https://orcid.org/0000-0002-9677-0805>

Іваницький Максим Сергійович, студент 2 магістерського рівня, <https://orcid.org/0000-0001-8572-1963>, e-mail: maksumiljano2002@gmail.com

Кірчук Євгеній Ілліч, доктор філософії, молодший науковий співробітник відділу селекції та насінництва, e-mail: jeka390pro@gmail.com, <https://orcid.org/0000-0003-1681-9160>

Руденко Вячеслав Андрійович, доктор філософії, науковий співробітник відділу агрохімії, ґрунтознавства та органічного виробництва, e-mail: viacheslav.rudenko@ukr.net, <https://orcid.org/0000-0002-8651-7689>,

Знаковська Євгенія Анатоліївна канд. техн. наук, доц., доцент, e-mail: zea@kai.edu.ua, <https://orcid.org/0000-0002-9064-6256>.

щоб уникнути втрат врожаю.

Н. Грицюк, А. Бакалова, І. Іващенко та Т. Коткова у своїх дослідях дійшли до висновку, що бура іржа (*Puccinia recondita f. sp. tritici*) належить до найшкідливіших хвороб озимої пшениці у північному Лісостепу України і може завдавати значних збитків. За даними моніторингу, втрати врожаю при ураженні $\leq 40\%$ становили 0,3–0,4 т/га, а при перевищенні цього порогу – більше 1 т/га [1].

У своїх дослідях А. Омрані та С. Т. Дадрезеї виявили, що бура іржа пшениці (*Puccinia triticina*) має суттєвий шкідливий вплив на врожайність та біологічні процеси рослин у плоскогір'ї Могана (Іран) – у епіфітотійних умовах розвитку бурої іржі втрати врожаю досягають 20–50% [2].

Проаналізувавши результати своїх досліджень Д. Банерджі, В. Кукрея та ін. стверджували, що розвиток методів автоматичної діагностики бурої іржі (*Puccinia triticina*) за допомогою поєднання згорткових нейронних мереж та алгоритмів *RandomForest* допомагає виявити хворобу ще до появи помітних симптомів – що критично важливо для мінімізації втрат врожаю. Інтеграція *CNN–RandomForest*-алгоритму в практику моніторингу бурої іржі має високий потенціал для інтелектуалізації захисних заходів, це може суттєво знизити втрати врожаю та оптимізувати хімічний захист у сільському господарстві [3].

У своїй магістерській роботі Є. О. Зиблий вказує, що бура іржа пшениці (*Puccinia recondita*) є однією з розповсюджених грибкових хвороб, яку доцільно виявляти на ранніх фазах розвитку через суттєвий ризик втрат урожаю. Хоча в роботі не подано спеціалізованої моделі винятково для бурої іржі, вона входить до загального переліку класифікованих захворювань. Використовуючи глибокі згорткові нейронні мережі (*CNN*) у двоетапній архітектурі, автор досяг точності 34,6% при класифікації хвороб, включаючи іржу, що значно перевищує показники інших моделей, таких як *ResNet50* (3,7%) [4].

У своїй бакалаврській роботі Р. Ешанкулов розробив інформаційну систему для локалізації пошкоджень на посівах, використовуючи фотозйомку з безпілотної літального апарату (БПЛА). Система поєднує методи комп'ютерного зору та інтелектуально-

го аналізу для швидкого виявлення уражень, зокрема бурою іржею, що дозволяє агроному оперативно реагувати: вона забезпечує автоматичне створення карт зараження полів та істотно пришвидшує процес інспектування великих площ. Ця технологія потенційно знижує втрати врожаю за рахунок швидкого діагностування і локалізованого застосування захисних засобів – що особливо актуально при розповсюдженні бурої іржі [5].

Мета дослідження – виявлення рослин з початковою стадією розвитку хвороби бурої листової іржі, збудником якої є гриб *Puccinia recondita* (синонім *Puccinia triticina*) за допомогою машинного навчання для класифікації стану рослин та прийняття рішень щодо ефективних дій на основі виданих рекомендацій.

Матеріали та методика дослідження. В якості матеріалів досліджень було використано зображення поля з розвитком бурої іржі, здорових рослин, модель *RandomForest*, база даних, БПЛА.

Для планування польоту було використано алгоритм «змійки» [6], який генерує послідовність координат комірок таким чином, щоб мінімізувати переміщення порожніх комірок. Алгоритм автоматичного масштабування геоданих для мінімізації переміщень порожніх комірок [7, 8, 9]. Маршрут накладався на візуалізацію матриці станів у штучних кольорах таким чином, щоб критичні області (червоні) розміщувалися в центральній частині траєкторії, що забезпечувало пріоритетну обробку. Візуалізація маршруту показувала рівномірне покриття всієї області з мінімальною довжиною траєкторії та швидким реагуванням на проблемні області.

Результати досліджень. Розроблено алгоритм спрямований на виявлення рослин, які пошкоджені бурою листовою іржею. Алгоритм також забезпечує картографування полів за допомогою БПЛА для зіставлення точок поля з класом стану рослин.

Алгоритм навчання класифікації стану об'єктів та маршрутизації польоту БПЛА. Для автоматичного моніторингу стану рослин та сільськогосподарських культур за допомогою БПЛА було побудовано інтелектуальний конвеєр обробки даних. Процес починається з безперервного збору високоякісних RGB-зображень з камери, встановленої на БПЛА. За

вершенням процесу є побудова детальної карти стану рослин та формування маршруту польоту для цілеспрямованого внесення добрив або захисних засобів.

Під час підготовки зображення автоматично конвертуються в одноколірний простір. Потім вони масштабуються до розміру 50×50 пікселів, а після цього кожен блок пікселів перетворюється на вектор довжиною 7500 елементів. Ці вектори формують вхідні ознаки для моделі *RandomForest* [10], яка навчається в циклі з фіксованим коефіцієнтом точності на контрольній вибірці після кожної ітерації.

Порядок автоматичного моніторингу та формування маршруту польоту можна представити у вигляді алгоритму (рис. 1).

Алгоритм можна представити у вигляді наступних кроків:

1. Початок.
2. Формування навчальної бази даних. Для цього завантажуються зображення полів, вкри-

тих рослинами. Зображення містять зразки рослин з типовими реакціями (особливостями) на хвороби та зразки здорових рослин.

3. Попередня обробка оновлених матеріалів.

4. Наступний блок алгоритму являє собою програмування маршруту польоту, після чого БПЛА здійснює політ та записує координати і зображення полів – формування бази даних.

5. Наступний етап – обробка зображень.

6. Потім виконується навчання моделі *RandomForest* на основі результатів обробки початкових даних.

7. Наступним кроком є картографування ділянок рослин у різних станах у вигляді високоякісних RGB-зображень. Колір містить інформацію про стан рослини.

8. Зберігання даних, отриманих з БПЛА, в Excel.

9. Заключним кроком алгоритму є формування діаграми точності.

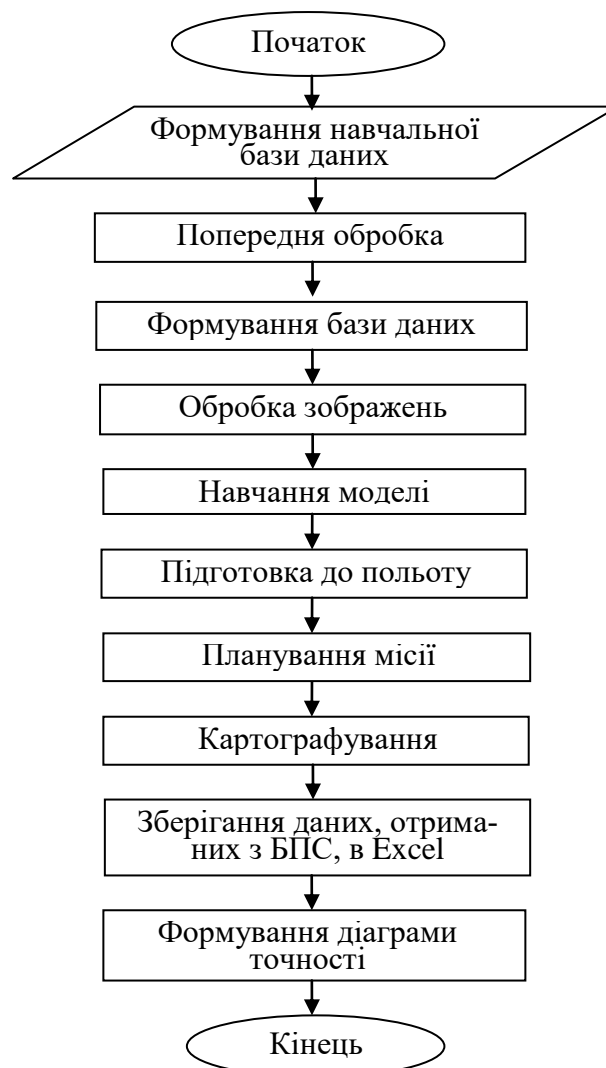


Рис. 1. Алгоритм моніторингу стану об'єктів, класифікації та формування маршрутів польоту БПЛА

На попередньому етапі відбувається випадкове присвоєння міток класів для перевірки продуктивності конвеєра. Мітки включають 0 для здорових рослин та 1 для рослин, які потребують хімічної обробки (хво-

рих). Це детально показано на рис. 2. Дані розділяються на навчальну (80 %) та тестову (20 %) вибірки один раз перед початком навчального циклу.

На рис. 2 зображено квадрат 10x10, що

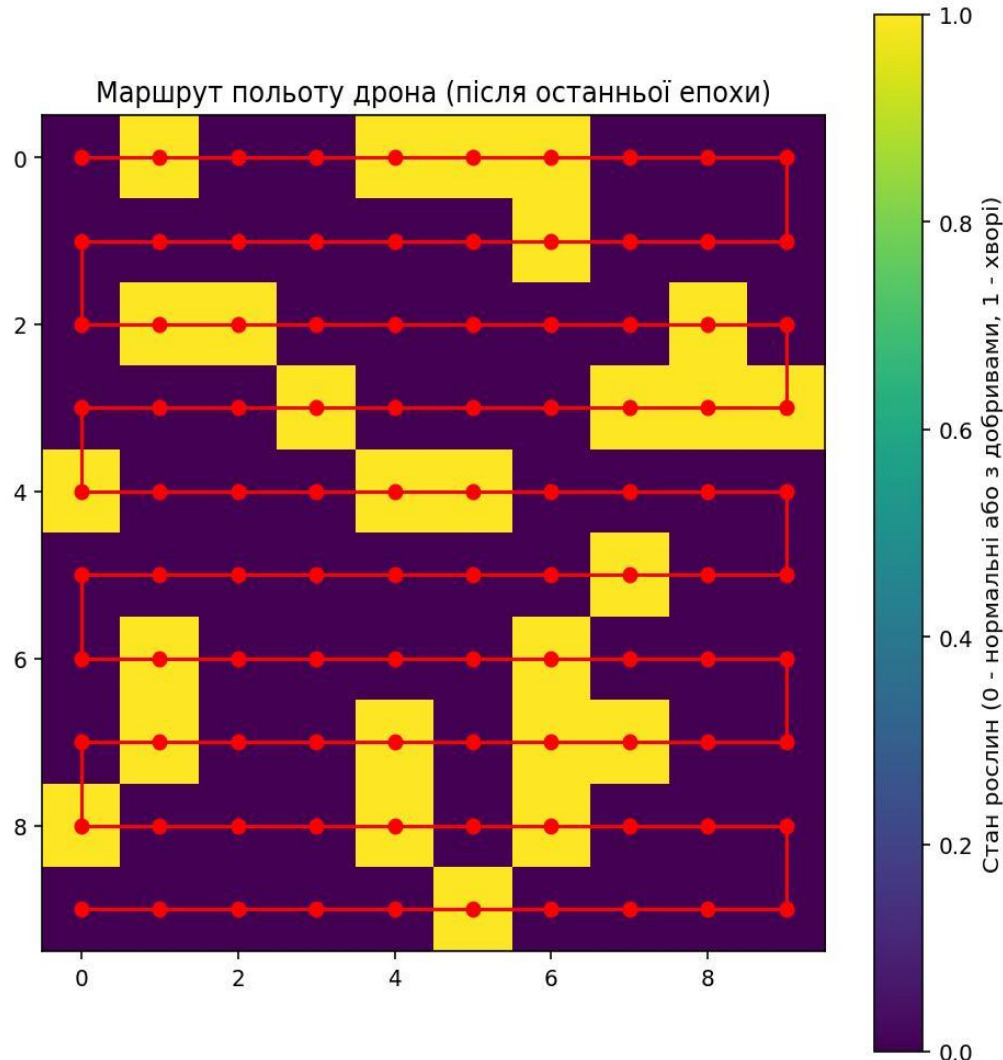


Рис. 2. Зображення маршруту польоту над полем БПЛА та визначення областей реагування

вже представляє поле, де зображено лише стан здорових та хворих рослин. Це нам дає можливість більш точно визначати ураженість рослин на ранніх стадіях, відмічати на мапі польоту, де є уражені зони та БПЛА обробити ці зони задля збереження врожаю. Результати точності визначення та графік зміни можна побачити на рис. 3.

Як показано на графіку, були задіяні умови, що визначали здорові та заражені зони. На початкових стадіях польотів, точність ураження зон або виявлення здорових ділянок була на межі 63–68 %. Вибірка від 1 до 20 епохи була від 63 до 73 %, що є хорошим показником. І починаючи з 21 і до 100 епох модель навчилася і при обльоті поля показує > 68 % точності результатів. Можна сказати, що це є добрим показником з достатнім рівнем стабільності на даному етапі навчання.

Висновки. Під час проведених досліджень ми зосередились на патогені пшениці, який широко поширений у багатьох регіонах світу, в тому числі і на території України, та може призвести до руйнівних епіфітотій. Розглянуто можливість покращання фітосанітарного моніторингу за допомогою БПЛА у поєднанні з технологіями машинного навчання для виявлення зон початкового розвитку бурої іржі.

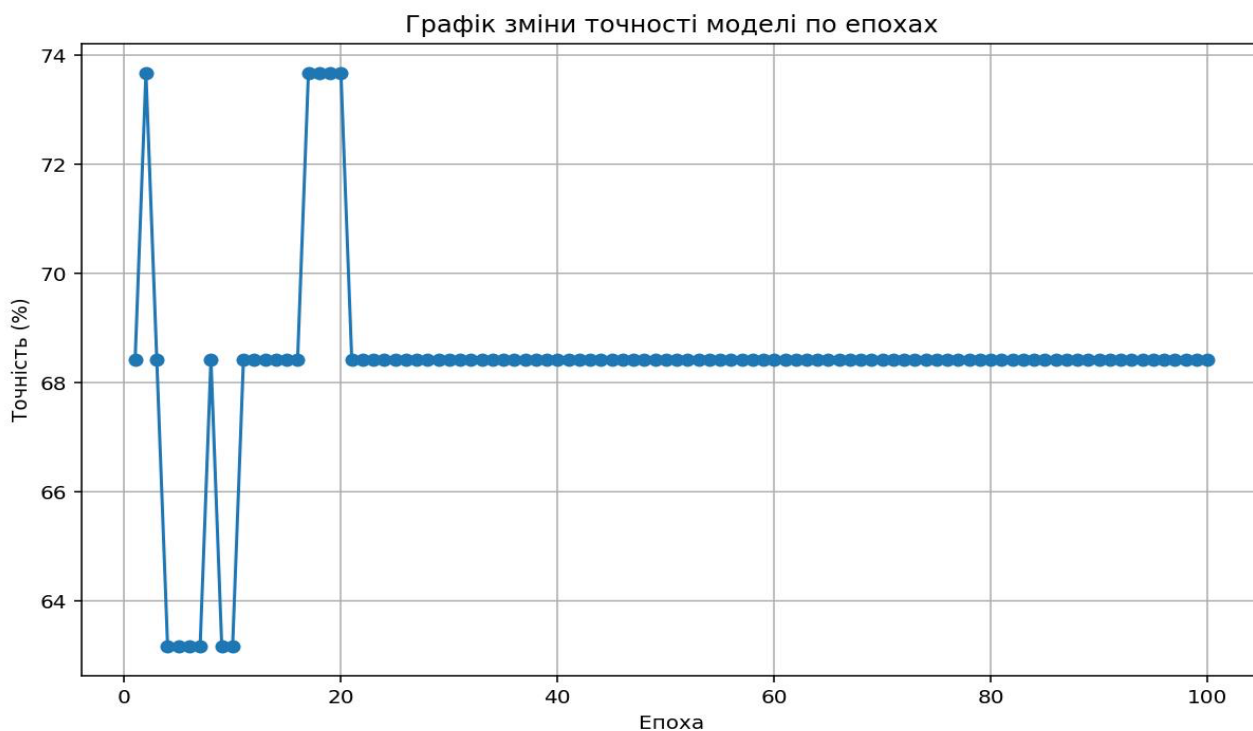


Рис. 3. Зображення точності визначення областей реагування (здорові та хворі рослини)

На основі проведених досліджень та результатів навчання моделі розпізнавання було відмічено, що програма з точністю > 68 % виявляє початкову стадію розвитку бурої іржі. Було розроблено прототип модульної системи візуалізації стану пшениці м'якої озимої для попереднього аналізу з метою виявлення зон ураження для відповідного реагування ферме-

ра. Це дасть змогу ефективніше моніторити посіви, стежити за процесом дозрівання та зберегти майбутній врожай культури.

Результати роботи і подальше дослідження можливостей використання машинного навчання для раннього виявлення патогенів можуть сприяти розвитку розумного землеробства в Україні.

Використана література

1. Hrytsiuk N., Bakalova A., Ivaschenko I., Kotkova T. Technology of protection of winter wheat from harmful biota in the Northern Forest-Steppe of Ukraine. *Scientific Horizons*. 2023. Vol. 3 (26). P. 48–57.
2. Omrani A., Dadrezaei S. T. Investigation of Resistance Responses in Elite Wheat Lines and Cultivars to Brown Rust (*Puccinia triticina* Eriks.) in the Moghan Plain. *Plant Protection (Scientific Journal of Agriculture)*. 2024. Vol. 47 (1). P. 1–20.
3. Banerjee D., Kukreja V., Rana D. S., Hariharan S., Choudhary A. Brown Rust Disease Detection Using CNN-Random Forest Fusion. In: 2023 Global Conference on Information Technologies and Communications (GCITC). IEEE, 2023, December. P. 1–6.
4. Зиблій, Є. О. Класифікація хвороб сільськогосподарських культур із застосуванням машинного навчання: магістерська дис.: спец. 122 Комп'ютерні науки. Київ, 2024. 88 с.
5. Ешанкулов Р. Інформаційна система локалізації уражень агрокультури з борту безпілотного літального апарату: робота на здобуття кваліфікаційного ступеня бакалавра: спец. 122 Комп'ютерні науки. Сумський державний університет. Суми. 2024. 37 с.
6. Bong W., Liew C. C., Lam H. Y. Ground-glass opacity nodules detection and segmentation using the snake model. In: Xin-She Yang, João Paulo Papa (Eds.), *Bio-Inspired Computation and Applications in Image Processing*. Academic Press, 2016. P. 87–104. doi:10.1016/B978-0-12-804536-7.00005-3.
7. Ostroumov I. та ін. Effective Trajectory Data Storage for Tracking Applications. Proc. 2024 IEEE 17th Intern. Conf. on Advanced Trends in Radioelectronics, Telecommunications and Computer Engineering (TCSET 2024). 2024. P. 276–280.
8. Ostroumov I. та ін. Performance Analysis of Compact Position Report for Geodata Storing and Transferring. Proc. 2023 IEEE 13th International Conference on Electronics and Information Technologies (ELIT 2023). 2023. P. 227–231.
9. Ivanytskyi M., Znakovska Y., Averyanova Y. UAS Flight Trajectory Optimization Algorithm Based on Operative Meteorological Information. *CEUR Workshop Proceedings*. 2023. Vol. 3426. P. 287–297.
10. What is random forest? IBM. URL: <https://www.ibm.com/think/topics/random-forest>

References

1. Hrytsiuk, N., Bakalova, A., Ivaschenko, I., Kotkova, T. (2023). Technology of protection of winter wheat from harmful biota in the Northern Forest-Steppe of Ukraine. *Scientific Horizons*, 3 (26), 48–57.
2. Omrani, A., Dadrezaei, S. T. (2024). Investigation of Resistance Responses in Elite Wheat Lines and Cultivars to Brown Rust (*Puccinia triticina* Eriks.) in the Moghan Plain. *Plant Protection (Scientific Journal of Agriculture)*, 47 (1), 1–20.
3. Banerjee, D., Kukreja, V., Rana, D. S., Hariharan, S., Choudhary, A. (2023). Brown Rust Disease Detection Using CNN-Random Forest Fusion. In: 2023 Global Conf. on Information Technologies and Communications (GCITC). (pp. 1–6). IEEE, 2023, December.
4. Zyblyi, Ye. O. (2024). *Klasyfikatsiia khvorob silskohospodarskykh kultur iz zastosuvanniam mashynnoho navchannia* [Classification of diseases of agricultural crops using machine learning]. (Master's thesis: specialty 122 Computer Science). Kyiv, Ukraine [in Ukrainian].
5. Eshankulov, R. *Informatsiynna systema lokalizatsii urazhen agrokultury z bortu bezpilotnoho litalnoho aparatu* [Information system for localization of crop damage from an unmanned aerial vehicle]. (Bachelor's degree work). Sumy State university. Sumy, Ukraine. 37 p. [in Ukrainian].
6. Bong, W., Liew, C. C., Lam, H. Y. Ground-glass opacity nodules detection and segmentation using the snake model. In: Xin-She Yang, João Paulo Papa (Eds.). *Bio-Inspired Computation and Applications in Image Processing*. Academic Press, 2016. P. 87–104. doi:10.1016/B978-0-12-804536-7.00005-3.
7. Ostroumov, I. et al. (2024). Effective Trajectory Data Storage for Tracking Applications. Proc. 17th Intern. Conf. on Advanced Trends in Radioelectronics, Telecommunications and Computer Engineering (TCSET 2024). (pp. 276–280).
8. Ostroumov, I. et al. (2023). Performance Analysis of Compact Position Report for Geodata Storing and Transferring. Proc. 2023 IEEE 13th International Conf. on Electronics and Information Technologies (ELIT 2023). (pp. 227–231).
9. Ivanytskyi, M., Znakovska, Y., Averyanova, Y. (2023). UAS Flight Trajectory Optimization Algorithm Based on Operative Meteorological Information. *CEUR Workshop Proceedings*, 3426, 287–297.
10. What is random forest? IBM. URL: <https://www.ibm.com/think/topics/random-forest>

UDC 632.91:004.85:633.11:631.15:004.382.2:631.17

Sauliak, N. I.^{1*}, Averianova, Yu. A.², Ivanytskyi, M. S.², Kirchuk, Ye. I.¹, Rudenko, V. A.³, Znakovska, Ye. A.²
Machine learning technologies for the early stage wheat leaf rust detection.

Grain Crops. 2025. 9 (2). 387–392.

¹Plant Breeding and Genetics Institute - National Center of Seed and Cultivar Investigation, 3 Ovidiopil'ska Road St., Odesa, 65036, Ukraine

²State University Kyiv Aviation Institute, 1 Lyubomyr Huzar Ave., Kyiv, 03058, Ukraine

³Odesa State Agricultural Experimental Station of Climate-Smart Agriculture Institute, NAAS of Ukraine, 24 Maiatska Road St., Khibodarske, Odesa district, Odesa region, 67667, Ukraine

Topicality. The relevance of the research lies in the importance of early detection of the initial stages of leaf rust in wheat, one of the most widespread and harmful pathogens threatening agriculture in Ukraine and other countries. The first symptoms of disease appear 7–14 days before the farmer notices typical pustules of leaf rust, and already at this stage, the pathogen reduces the photosynthetic area by 20–40 %. Conventional detection methods are too slow — classic inspection of large areas requires too much time and is subjective, while satellite NDVI data collection only responds to severe damage. The development of a modular visualisation system prototype with over 68 % accuracy opens up new opportunities in automatic monitoring of wheat crops for detecting leaf rust, allowing farmers to respond quickly and prevent massive damage. This provides a decisive advantage of 10–14 days for early disease diagnosis, allows localised treatment, reduce the number of sprayings from 2–3 to 0.8–1.2 per season, reduce costs for fungicides by 35–60 % and additionally preserve 0.6–1.4 t/ha of yield. Given the wheat acreage in Ukraine of approximately 6.5 million hectares, the total economic effect is 4–9 billion UAH annually. **Purpose.** Detection of wheat leaf rust, caused by the fungus *Puccinia recondita* (synonym *Puccinia triticina*), at the early stage of development, using machine learning technology to classify plant condition and make decisions on effective measures based on the generated recommendations. **Methods.** Field research, phytopathological assessment, comparison, model training, generalization, and mathematical statistics. **Results.** An algorithm aimed at detecting wheat plants infected by leaf rust was developed. The algorithm also provides UAV (unmanned aerial vehicle) flight mapping to correlate field coordinates with the plant condition class. Real images of *Triticum aestivum* in a healthy state and infected by leaf rust were used as test datasets for automatic visual diagnosis of plant condition. Also, a modular visualisation system prototype for analysis of plant condition based on machine learning and preliminary classification according to physiological characteristics of plants was developed. **Conclusions.** We focus on the possibility of improving phytosanitary monitoring using UAVs in combination with machine learning technologies for the timely detection of areas with the initial development of leaf rust, which is a wheat pathogen widespread in many regions of the world and causes devastating epiphytotics.

Key words: wheat, leaf rust, harmfulness, smart agriculture, UAV, machine learning, algorithm