

## ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА СИСТЕМА ДЛЯ ВИЗНАЧЕННЯ ШКІДНИКІВ РОСЛИН НА ОСНОВІ НЕЙРОМЕРЕЖЕВИХ ТЕХНОЛОГІЙ

*Анотація.* Актуальною є задача розробки нейромережеских моделей, що забезпечують високу точність детектування шкідників рослин за мінімальних обчислювальних та часових витрат. Вирішення цього завдання сприятиме розвитку цифрових технологій в аграрній галузі та надаватиме можливість для оперативного та точного виявлення загроз сільськогосподарським культурам, зокрема, визначення шкідників рослин. Метою роботи є розробка інтелектуальної системи для визначення шкідників рослин на основі нейромережеских технологій. У ході дослідження було реалізовано та проаналізовано модель детектування об'єктів на основі архітектури YOLOv5s.

Для навчання та валідації моделі був використаний набір даних, сформований на основі відкритих датасетів, розміщених на платформі Roboflow. Підсумковий датасет включає 3766 анотованих зображень, кожне з яких містить не менше одного об'єкта, що відноситься до одного з 18 наперед визначених класів. Для підвищення узагальнюючої здатності моделі та розширення різноманітності навчального датасета на етапі передобробки використовувалася бібліотека аугментації Albumentations. Навчання проводилося з використанням оптимізатора стохастичного градієнтного спуску. Для управління швидкістю навчання застосовувався косинусний планувальник. В роботі реалізовано взаємодію користувача з серверною частиною з інтерфейсом у вигляді чат-бота. Розроблена інтелектуальна система забезпечує два повноцінні режими роботи: режим інференсу нейромережі (predict) та режим збору даних (collect). Перемикання між режимами здійснюється як через команди, так і автоматично – на основі наявності моделі у файлової системі серверної частини веб-застосунку. За результатами тестування підтверджено стабільну роботу серверної частини та демонструє повну відповідність заявленим функціональним вимогам.

*Ключові слова:* детектування, трекінг, інтелектуальна система, нейронна мережа YOLOv5s, аугментація, датасет, мова Python.

**Вступ.** Процес визначення шкідників рослин є складним завданням, що вимагає значних витрат тимчасових, фізичних, а також інтелектуальних ресурсів. Основними ознаками, що використовуються при визначенні, наприклад, шкідників рослин, є колір, форма, текстура та розмір. У зв'язку з цим особливий інтерес представляє застосування рішень на основі комп'ютерного зору і, зокрема, згорткових нейронних мереж, що демонструють високу ефективність у завданнях аналізу зображень. Обробка великого

обсягу візуальних даних дозволяє здійснювати ефективний моніторинг посівних площ, проводити аграрний аналіз, формувати прогнози та приймати обґрунтовані рішення.

Актуальною є задача розробки нейромережевих моделей, що забезпечують високу точність детектування шкідників рослин за мінімальних обчислювальних та часових витрат. Вирішення цього завдання сприятиме розвитку цифрових технологій в аграрній галузі та надаватиме можливість для оперативного та точного виявлення загроз сільськогосподарським культурам, зокрема, визначення шкідників рослин.

Метою роботи є розробка інтелектуальної системи для визначення шкідників рослин на основі нейромережевих технологій та дослідження його працездатності.

**Аналіз існуючих досліджень.** У дослідженні «Comparative Study of Convolutional Neural Networks for Plant Pests Detection» проводилося порівняння та оцінювання продуктивності кількох моделей CNN для детектування шкідників рослин на основі зображень листя рослин. Моделі, такі як ResNet50, MobileNetV2 та EfficientNet-B7, навчаються на наборі даних зображень з різними видами шкідників рослин. Автори проводять порівняння по точності, повноті та швидкості навчання і роблять висновок, що EfficientNet-B7 має найкращу продуктивність по всіх параметрів [1].

У дослідженні «Performance Evaluation of Different Convolutional Neural Networks for Pest Detection in Agricultural Crops» проводилося порівняння різних архітектур CNN для детектування шкідників сільськогосподарських культур. Вони розглядають архітектури, такі як VGG16, ResNet50 і DenseNet121, та проводять експерименти для порівняння їхньої продуктивності [2].

В інших дослідженнях, таких як «Comparative Study of Plant Pest Detection using YOLOv5» [3] і «Comparison of CNN Architectures for Plant Pest Detection» [4], проводилися порівняння state-of-the-art детекторів на базі CNN, такі як YOLOv5 і Mask-RCNN з метою метрик. Також було проведено аналіз швидкості виконання кожної моделі.

Дослідники сходяться на думці, що глибоке навчання в аграрній сфері обмежене, оскільки є потреба у великих розмічених датасетах, високі обчислювальні витрати та проблеми перенесення моделей між різними умовами навколишнього середовища. Автори наголошують, що глибоке навчання вже показує високу точність в аграрних завданнях, і прогнозують його широке розповсюдження в агротехнологіях у майбутньому.

Таким чином, згорткові нейронні мережі є ефективним інструментом для автоматичного розпізнавання різних видів шкідників, проте для досягнення високої точності та надійності роботи моделі необхідна наявність великого, різноманітного та якісно розміченого набору даних.

Трекінг дозволяє відстежувати переміщення об'єкта в рамках відеопотоку в реальному часі або з певною періодичністю, що широко використовується в різних рішеннях. Результат роботи трекара може містити, наприклад, координати положення об'єкта, швидкість руху, час шляху та ідентифікатор (рисунок 1).

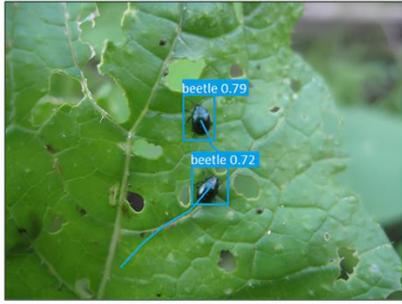


Рисунок 1- Приклад результату роботи трекера

Коли об'єкти знаходяться близько один до одного, метод трекінгу стикається з конфліктами ідентифікації при їх перекритті, зіткненні, різкій зміні напрямку - виникає плутанина, коли об'єкти "змінюються місцями", тобто отримують ідентифікатори, що їм не належать, що значно знижує точність та ефективність методу.

Дослідник С. Тюрк запропонував [5] алгоритм трекінгу та класифікації шкідників рослин в реальному часі з використанням камер з фіксованим оглядом, що базується на детекторі YOLO. Алгоритм здатний автоматично відстежувати позиції та види різних шкідників сільськогосподарських рослин на відеопотоці. Використання детектора YOLO дозволяє отримати високу швидкість обробки без шкоди для точності детектування.

Ч. Канг та співавтори [6] розробили алгоритм множинного трекінгу шкідників рослин. Був використаний детектор Mask-RCNN для детектування та наступного трекінгу. Алгоритм може бути використаний у системах моніторингу поширення шкідливих комах та застосування заходів щодо контролю обстановки.

Ю. Рамеш та співавтори [7] представили метод детектування та трекінгу шкідників рослин у реальному часі з використанням SSD (Single Shot Detector). Цей метод дозволяє з прийнятною точністю виявляти різні види комах та відстежувати їх у відеопотоці. Результати показують високу точність та ефективність цього підходу порівняно з іншими методами детектування, що дозволило збільшити ефективність застосування пестицидів та зменшити втрати врожаю.

Застосування трекінгу на відеопотоці дозволяє отримати дані, при дослідженні яких можна не тільки проводити моніторинг, а й виявити закономірності в поведінці шкідників рослин, на основі яких можлива розробка ефективних стратегій проти їх негативного впливу на сільськогосподарські угіддя.

**Проектування рішення задічі визначення шкідників рослин. Структура нейронної мережі.** У роботі використана версія нейронної мережі YOLOv5s [8]. YOLOv5 - це потужна та популярна модель глибокого навчання для виявлення об'єктів у реальному часі. Вона використовується для ідентифікації об'єктів на зображеннях, їх класифікації та точного визначення їх розташування за допомогою рамок (bounding boxes). YOLOv5 цінується за свою швидкість, точність та простоту використання.

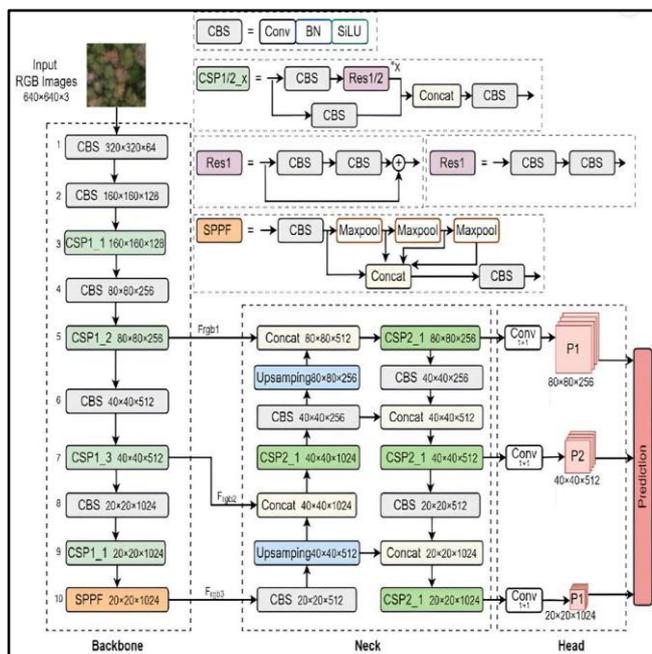


Рисунок 2 - Топологія нейронної мережі YOLOV5s

Для навчання та валідації моделі був використаний набір даних, сформований на основі відкритих датасетів, розміщених на платформі Roboflow [9]. Усі дані доступні за ліцензією Public Domain (суспільне надбання), що забезпечує вільне використання у рамках дослідницьких та прикладних завдань.

Підсумковий датасет включає 3766 анотованих зображень, кожне з яких містить не менше одного об'єкта, що відноситься до одного з 18 наперед визначених класів. Структура набору даних відповідає формату COCO, що є широко поширеним стандартом подання анотованих даних у завданнях комп'ютерного зору.

Для підвищення узагальнюючої здатності моделі та розширення різноманітності навчального датасета на етапі передобробки використовувалася бібліотека аугментацій Albumentations [10], що реалізує набір ймовірнісних та параметризованих перетворень зображень.

Основні параметри, застосовані у процесі генерації аугментованих даних:

- 1) значення відтінку зображення варіювалися в межах  $\pm 1.5\%$  від вихідного значення, імітуючи різноманітність умов освітлення;
- 2) насиченість зображення змінювалася в межах  $\pm 70\%$ , дозволяючи моделі адаптуватися до різної колірної інтенсивності вхідних зображень;
- 3) яскравість зображення варіювалася в межах  $\pm 40\%$ , підвищуючи стійкість моделі до різних рівнів освітлення;
- 4) зображення піддавалися зсуву по горизонталі та вертикалі до  $\pm 10\%$  від розмірів зображення, сприяючи стійкості до невеликих позиційних зсувів об'єктів;
- 5) зображення масштабувалися в діапазоні від  $\pm 50\%$  від вихідного розміру, дозволяючи імітувати об'єкти різного розміру та відстані до камери.

Варіант моделі YOLOv5s включає 7,2 мільйона навчальних параметрів і складається з 122 шарів.

Топологія нейронної мережі YOLOV5s представлена на рисунку і включає три основні компоненти: Backbone, Neck та Head [8].

Цей вибір обумовлений низкою факторів:

- 1) збалансоване співвідношення між точністю, швидкістю та розміром моделі;
- 2) одна з найбільш компактних версій у сімействі YOLOv5;
- 3) висока стійкість і точність моделі, що підтверджується її широким використанням.

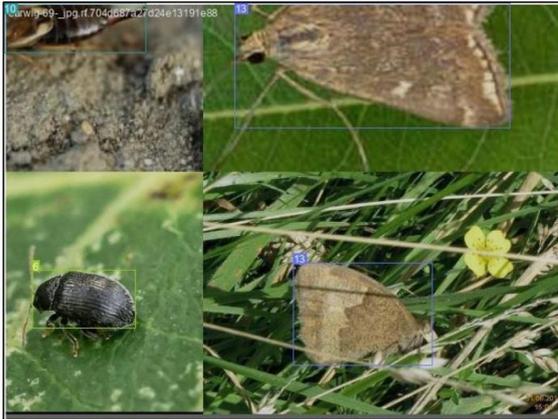


Рисунок 4 - Приклад мозаїчної аугментації зображень

Таким чином, застосований набір аугментацій спрямований на імітацію широкого діапазону умов зйомки та візуального розмаїття, забезпечуючи при цьому розумний баланс між реалістичністю та варіативністю даних.

Навчання проводилося з використанням оптимізатора стохастичного градієнтного спуску (SGD) – одного з найбільш стійких та інтерпретованих методів оптимізації, що забезпечує хорошу збіжність за наявності шуму та варіативності даних.

Для управління швидкістю навчання застосовувався косинусний планувальник (cosine-decay scheduler), що плавно знижує коефіцієнт швидкості навчання (learning rate) протягом процесу навчання, сприяючи більш м'якій та стабільній адаптації ваги моделі на пізніх етапах.

Модель навчалася протягом 35 епох при розмірі батча, що дорівнює 8 зображенням, кожне з яких було масштабовано до розміру 640 на 640 пікселів для забезпечення балансу між якістю градієнтних оновлень та доступним об'ємом відеопам'яті.

На рисунках 5 – 6 представлені агреговані значення метрик якості класифікатора Precision та Recall, на рисунку 7 представлені агреговані значення метрики якості детектора mAP.

На основі сукупності наведених графіків, було обрано модель, отриману після завершення 33 епохи навчання, що зумовлено найкращим співвідношенням зазначених метрик на даному етапі навчання.

В таблиці 1 представлені розшифровки класів із відповідними значеннями метрик. Моделью демонструється висока ефективність у більшості класів.

Особливо добре передбачаються класи з великою кількістю прикладів і яскраво вираженими візуальними ознаками, наприклад, клас `striped_flea_beetle` (261 об'єкт), F1-міра якого дорівнює 0,93, а також `cabbage_white` (0,92), `cereal_leaf_beetle` (0,90).

Для деяких класів, наприклад `diamondback_moth_cocoon` (21 об'єкт), спостерігається високе значення повноти (1,00) при низькій точності (0,50), що може вказувати на помилкову класифікацію інших об'єктів як даний клас, аналогічна тенденція спостерігається для класів `cabbage_white_cocoon` та `meadow_moth_cutterpillar`. Це може бути викликано сукупністю дисбалансу даних та недостатньою візуальною виразністю даних класів.

Основні ймовірні параметри, застосовані в процесі генерації аугментованих даних:

1) зображення випадково відображаються по горизонталі з ймовірністю 50%, збільшуючи стійкість моделі до зміни орієнтації об'єктів;

2) мозаїчна аугментація (рисунок 4) застосовувалася в 100% випадків, поєднуючи чотири зображення в одне, збільшуючи контекст та різноманітність навчальних прикладів.

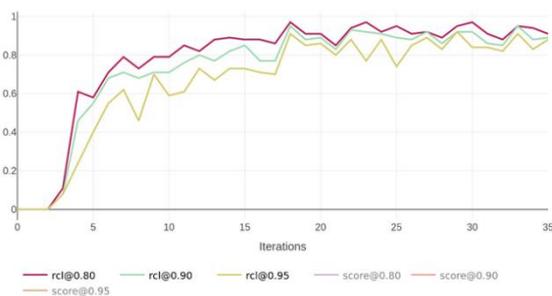


Рисунок 5 - Агрегована метрика Recall за епохами

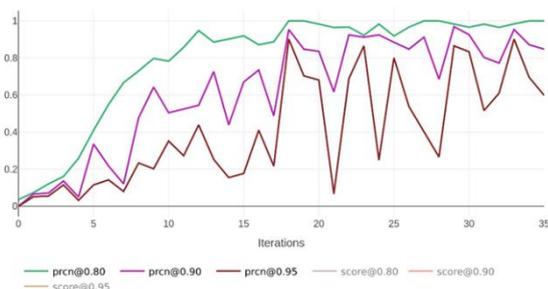


Рисунок 6 - Агрегована метрика Precision за епохами

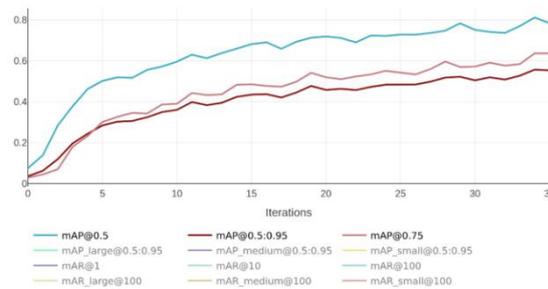


Рисунок 7 - Агрегована метрика mAP за епохами

Таблиця 1

Значення метрик по кожному класу

№	Назва шкідника	Клас	Precision	Recall	F1-score
1	Галли раннього ялиново-листяного хермеса	adelges_laricis_gall	0,8	0,68	0,74
2	Altica lythri	altica_lythri	0,86	0,59	0,7
3	<b>Імаго капустиної білянки</b>	<b>cabbage_white</b>	0,98	0,87	<b>0,92</b>
4	Лялечка капустиної білянки	cabbage_white_cocoon	0,65	0,62	0,62
5	Гусениця капустиної білянки	cabbage_white_cutterpillar	0,66	0,74	0,7
6	П'явничервоногруда	<b>cereal_leaf_beetle</b>	0,97	0,84	<b>0,9</b>
7	Чорна хресто-кольорова блошка	crucifer_flea_beetle	0,76	0,8	0,78
8	Імаго капустиної молі	diamondback_moth	0,9	0,83	0,86
9	Лялечка капустиної молі	diamondback_moth_cocoon	0,5	1,0	0,67
10	Гусениця капустиної молі	diamondback_moth_cutterpillar	0,67	0,51	0,58
11	Вуховертка звичайна	earwig	0,8	0,74	0,77
12	Капустяний хрестоцвітий клоп	eurydema_dominulus	0,82	0,85	0,83
13	Гірчичний хрестоцвітий клоп	eurydema_ornata	0,85	0,88	0,86
14	Імаго лугового метелика	meadow_moth	0,91	0,81	0,86
15	Гусениця лугового метелика	meadow_moth_cutterpillar	0,78	0,51	0,62
16	Луговий клоп	stink_bug	0,98	0,8	0,88
17	<b>Хвиляста хрестоцвіта блошка</b>	<b>striped_flea_beetle</b>	0,98	0,89	<b>0,93</b>
18	Довгоносик	weevil	0,89	0,89	0,89

Для надання інтерфейсу користувача до розробленої моделі детектування шкідників рослин був використаний чат-бот.

Цей підхід забезпечує зручність взаємодії кінцевого користувача з моделлю без необхідності налаштування середовища чи встановлення додаткового програмного забезпечення.

У процесі розробки веб-програми була використана мова програмування високого рівня Python версії 3.8.10. Як інтегроване середовище розробки застосовувалася Visual Studio Code версії 1.100.0, розроблена корпорацією Microsoft. Вибір даного середовища обумовлений його широкими функціональними можливостями, що забезпечують зручну роботу з сервісами та програмними компонентами.

Реалізація програми здійснювалася з використанням наступних інструментів та бібліотек: Python-Telegram-Bot, Flask, Pillow, OpenCV, NumPy.

Вся логіка обробки зображень та генерації передбачень була інкапсульована у модуль взаємодії користувача з чат-ботом. Це дозволило створити легкий і переносний інтерфейс для взаємодії з моделлю, придатний як для локального тестування, так і для подальшого розгортання на віддаленому сервері.

Інтелектуальну систему розроблено з урахуванням модульної архітектури, що забезпечує її розширюваність та полегшує тестування окремих компонентів. Використання асинхронного програмування дозволяє ефективно обробляти множинні запити користувачів та виконувати тривалі операції, наприклад, передбачення класу, без блокування основного потоку виконання

Реалізований чат-бот є зручним інструментом для взаємодії з моделлю комп'ютерного зору і створення навчального датасета в умовах обмеженого інтерфейсу користувача. Його застосування суттєво спрощує процес збирання та анотування зображень для подальшого навчання та валідації моделей [11].

Тестування проводилося відповідно до заданих вимог і включало ручну перевірку сценаріїв взаємодії користувача з серверною частиною веб-програми.

В результаті випробувань встановлено, що серверна частина функціонує стабільно, коректно реагує на запити користувача і демонструє необхідний рівень стійкості та автоматизації. Також було проведено тестування нейронної мережі: тест визначення об'єкта на зображенні та тест сумісності роботи моделі на CPU та GPU.

**Висновки.** В результаті було розроблено інтелектуальну систему для визначення шкідників рослин на основі нейромережових технологій. Робота охопила всі ключові етапи розробки, зокрема:

- проведено огляд наукової літератури та існуючих рішень з предметної галузі;
- сформовано навчальний і тестовий набір даних;
- спроектовано архітектуру нейронної мережі для розв'язання задачі визначення шкідників рослин;
- виконано навчання та тестування спроектованої нейронної мережі;
- розроблено та протестовано інтелектуальну систему для визначення шкідників рослин на основі нейромережових технологій.

Результати проведеного тестування підтвердили коректність функціонування всіх компонентів інтелектуальної системи, включаючи реєстрацію користувачів, обробку зображень, перемикання режимів роботи та зворотний зв'язок через інтерфейс у вигляді чат-бота.

#### ЛІТЕРАТУРА

1. Soucy J., Jin A. Comparative Study of Convolutional Neural Networks for Plant Pests Detection. // *Journal of Agricultural Sciences*, 2020. № 15 (3). 67–76 pp. DOI:10.61467/2007.1558.2025.v16i2.603
2. Hoiem K., Hebert R. Performance Evaluation of Different Convolutional Neural Networks for Pest Detection in Agricultural Crops. // *International Journal of Agricultural Research*, 2019. № 24 (2). 89-96 pp. DOI:10.3390/agriengineering5040145
3. Park S., Brown K. Comparative Study of Plant Pest Detection використовуючи YOLOV5. // *Journal of Agricultural Technology*, 2021 № 20(2). 45-56 pp.
4. Sun L., Zhang S. Comparison of CNN Architectures for Plant Pest Detection. // *Proceedings of the International Conference on Agriculture and Technology*, 2020. 123-130 pp. DOI:10.3390/agriculture12081192
5. Turk S. Evaluation of fixed-view cameras for pest tracking in crop fields. // *Crop Protection*, 2019. № 25 (4). 321-335 pp.
6. Kang C., Zhu W. Evaluation of efficient plant pest monitoring system using tracking Технологія. // *Journal of Pest Management*, 2018 року. 123-135 pp.
7. Ramesh Y., Choi J. Assessment of Plant Pest Tracking Method Using Fixed View Cameras. // *Plant Protection Research*, 2019. № 12 (2). 75-82 pp.
8. Zhou, Y., Liu, W., Bi H., Chen, R., Zong, S., Luo, Y.A. (2022) Detection Method for Individual Infected Pine Trees with Pine Wilt Disease Based on Deep Learning. // *Forests*, Т.13. №11, p. 1880. <https://doi.org/10.3390/f13111880>
9. Платформа відкритих датасетів Roboflow. URL: <https://roboflow.com/>
10. Бібліотека аугментацій Alumentations. URL: <https://alumentations.ai/>
11. Островська К.Ю., Левашкевич А.К. Розробка веб-додатку для визначення шкідників рослин на основі нейромережових технологій // *Інформаційні технології: моделі, алгоритми, системи (ITMAS – 2025): Матеріали VI Міжнародної науково-практичної інтернет конференції (16-17 листопада 2025 р.)*. – Миколаїв: НУК імені адмірала Макарова, 2025. с. 169 – 172. URL: <https://itconf.nuos.edu.ua/2025/proceedings/>

#### REFERENCES

1. Soucy J., Jin A. Comparative Study of Convolutional Neural Networks for Plant Pests Detection. // *Journal of Agricultural Sciences*, 2020. № 15 (3). 67–76 pp. DOI:10.61467/2007.1558.2025.v16i2.603
2. Hoiem K., Hebert R. Performance Evaluation of Different Convolutional Neural Networks for Pest Detection in Agricultural Crops. // *International Journal of Agricultural Research*, 2019. № 24 (2). 89-96 pp. DOI:10.3390/agriengineering5040145
3. Park S., Brown K. Comparative Study of Plant Pest Detection використовуючи YOLOV5. // *Journal of Agricultural Technology*, 2021 № 20(2). 45-56 pp.

4. Sun L., Zhang S. Comparison of CNN Architectures for Plant Pest Detection. // Proceedings of the International Conference on Agriculture and Technology, 2020. 123-130 pp. DOI:10.3390/agriculture12081192
5. Turk S. Evaluation of fixed-view cameras for pest tracking in crop fields. // Crop Protection, 2019. № 25 (4). 321-335 pp.
6. Kang C., Zhu W. Evaluation of efficient plant pest monitoring system using tracking Technology. // Journal of Pest Management, 2018 року. 123-135 pp.
7. Ramesh Y., Choi J. Assessment of Plant Pest Tracking Method Using Fixed View Cameras. // Plant Protection Research, 2019. № 12 (2). 75-82 pp.
8. Zhou, Y., Liu, W., Bi H., Chen, R., Zong, S., Luo, Y.A. (2022) Detection Method for Individual Infected Pine Trees with Pine Wilt Disease Based on Deep Learning. // Forests, T.13. №11, p. 1880. <https://doi.org/10.3390/f13111880>
9. Platforma vidkrytykh datasetiv Roboflow. URL: <https://roboflow.com/>
10. Biblioteka auhmentatsii Albuementations. URL: <https://albuementations.ai/>
11. Ostrovska K.Yu., Levashkevych A.K. Rozrobka veb-dodatku dlia vyznachennia shkidnykiv roslyn na osnovi neiromerezhevnykh tekhnolohii // Informatsiini tekhnolohii: modeli, alhorytmy, systemy (ITMAS – 2025): Materialy VI Mizhnarodnoi naukovo-praktychnoi internet konferentsii (16-17 lystopada 2025 r.). – Mykolaiv: NUK imeni admirala Makarova, 2025. s. 169 – 172. URL: <https://itconf.nuos.edu.ua/2025/proceedings/>

Received 16.03.2026  
Accepted 19.03.2026  
Published 31.03.2026

### ***Intelligent system for determining plant pests based on neural network technologies***

*The task of developing neural network models that provide high accuracy in detecting plant pests with minimal computational and time costs is relevant. Solving this problem will contribute to the development of digital technologies in the agricultural industry and will provide an opportunity for prompt and accurate detection of threats to agricultural crops, in particular, the identification of plant pests. The purpose of the work is to develop an intelligent system for identifying plant pests based on neural network technologies and study its performance.*

*During the study, an object detection model based on the YOLOV5s architecture was implemented and analyzed.*

*For training and validation of the model, a dataset was used, formed on the basis of open datasets hosted on the Roboflow platform. The final dataset includes 3766 annotated images, each of which contains at least one object belonging to one of 18 predefined classes.*

*To increase the generalization ability of the model and expand the diversity of the training dataset, the Albuementations augmentation library was used at the preprocessing stage.*

*Training was performed using a stochastic gradient descent optimizer. A cosine scheduler was used to control the learning rate.*

*User interaction with the server part with an interface in the form of a chat bot was also implemented. The developed intelligent system provides two full-fledged operating modes: neural network inference mode (predict) and data collection mode (collect). Switching be-*

*tween modes is carried out both via commands and automatically - based on the presence of a model in the file system of the server part of the web application. The results of testing confirmed the stable operation of the server part and demonstrate full compliance with the stated functional requirements.*

*Keywords: detection, tracking, intelligent system, YOLOv5s neural network, augmentation, dataset, Python language.*

**Островська Катерина Юріївна** – доцент, к.т.н., доцент кафедри інформаційних технологій і систем ННІ ДМетІ Українського державного університету науки і технологій.

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-9375-4121>

**Левашкевич Антон Костянтинович** - магістр кафедри інформаційних технологій і систем ННІ ДМетІ Українського державного університету науки і технологій.

ORCID: <https://orcid.org/0009-0007-0486-4411>

**Ostrovskaya Kateryna** - associate professor, candidate of technical sciences, associate professor of the department of Information technologies and systems, NNI DMetI, Ukrainian State University of Science and Technology.

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-9375-4121>

**Levashkevych Anton** - master of the department of Information technologies and systems, NNI DMetI, Ukrainian State University of Science and Technology.

ORCID: <https://orcid.org/0009-0007-0486-4411>