Додавання опадів до тренду зменшує LOO-помилку з 5,34 до 4,90 ц/га (на 8 %), але вона лише на 1,5 % менша за помилку прогнозу за середнім значенням (4,97 ц/га) (табл. 2). Зв'язок значною мірою зумовлений 2021 р.: за опадів 502,9 мм (найвище значення ряду) врожайність становила 44,0 ц/га (рис. 1); без цього року кореляція відхилень від тренду з опадами знижується до 0,08 ($p = 0,84$). Крім того, 2017 р. мав найменшу суму опадів (158,4 мм), проте врожайність (35,2 ц/га) була близькою до середньої, а у 2020 р. за опадів 322,2 мм, вищих за середні, отримано мінімальні 27,4 ц/га (відхилення −9,0 ц/га). Імовірне пояснення – річна сума не враховує розподіл опадів за фазами розвитку пшениці; це припущення потребує перевірки на даних за вегетаційний період.

Побудована модель може бути базовим (еталонним) варіантом, з яким доцільно порівнювати складніші прогностичні моделі. Умовний сценарій для 2024 р. за моделлю (2): за опадів 250, 300 і 400 мм очікувана врожайність становить 32,6; 34,3 і 37,7 ц/га відповідно, проте з огляду на незначущість коефіцієнтів ці значення слід розглядати лише як ілюстрацію.

Обмеження. Ряд складається з 10 спостережень по одній області; використано лише річні суми опадів, а температуру повітря в кількісну модель не включено, оскільки для області не вдалося знайти відкритий перевірюваний ряд річних значень за ці роки. Також значення опадів у [1] (середнє 304,3 мм) нижчі за кліматичні норми для області, тому їх слід перевірити за первинними даними гідрометеорологічної служби.

Висновки. 1. За даними 2014–2023 рр. зв'язок врожайності озимої пшениці Миколаївщини з річною сумою опадів позитивний, але статистично незначущий ($r = 0,58$; $p = 0,078$) і залежить від одного року (2021). 2. Модель «тренд + опади» лише незначно перевершує прогноз за середнім за LOO-помилкою (4,90 проти 4,97 ц/га), тому річні суми опадів самі по собі недостатні для надійного прогнозу. 3. Для практичного прогнозування необхідні опади й температури за вегетаційний період (чи за міжфазні періоди), запаси ґрунтової вологи та довші ряди спостережень.

Список використаних джерел

1. Бабич О. А. Вплив зрошення на урожайність сільськогосподарських культур Миколаївської області 2014–2023 років. Таврійський науковий вісник. 2025. № 143, ч. 1. С. 285–290. DOI: https://doi.org/10.32782/2226-0099.2025.143.1.35.

2. Оцінка мінливості врожаїв основних зернових культур і оптимізація їх посівних площ на території Миколаївської області / А. О. Ільїна та ін. Український журнал природничих наук. 2023. № 5. С. 101–108. DOI: https://doi.org/10.32782/naturaljournal.5.2023.11.

3. Маркова Н. В., Хоненко Л. Г. Програмування врожаїв: робочий зошит для виконання практичних робіт. Миколаїв: МНАУ, 2022. С. 9–14. URL: https://dspace.mnau.edu.ua/jspui/bitstream/123456789/11558/1/markova-program-vrozh-rob-zosh-2022.pdf (дата звернення: 12.10.2026).

УДК 004.85:632.9

ЗАСТОСУВАННЯ ЗГОРТКОВИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ДЛЯ РОЗПІЗНАВАННЯ ШКІДНИКІВ НА РОСЛИНАХ: ПОРІВНЯННЯ ВЛАСНОЇ CNN ТА TRANSFER LEARNING

Олег Перепьолкін

Миколаївський національний аграрний університет, м. Миколаїв, Україна

Науковий керівник: Т. С. Кучмійова,
кандидат економічних наук, доцент,
Миколаївський національний аграрний університет

Втрати врожаю від шкідників залишаються однією з найсерйозніших проблем аграрного виробництва, а своєчасність і точність їх діагностики безпосередньо впливають на ефективність та екологічність захисту рослин. Традиційна діагностика ґрунтується на візуальному огляді, який

залежить від досвіду спостерігача, є суб'єктивним і малопридатним для регулярного обстеження великих площ. У межах концепції точного землеробства перспективним напрямом є автоматичне розпізнавання шкідників за фотографіями з використанням згорткових нейронних мереж (Convolutional Neural Networks, CNN), які самостійно вилучають ієрархічні візуальні ознаки безпосередньо з пікселів зображення. Сучасні огляди підкреслюють, що поряд із точністю вирішальними вимогами до таких моделей є обчислювальна ефективність і можливість роботи на мобільних пристроях безпосередньо в полі [1].

Значна частина робіт виконується на великому еталонному датасеті IP102 [8], який містить понад 75 000 зображень 102 видів комах-шкідників. Автори [2] запропонували мережу злиття ознак, що поєднує CNN і трансформерні архітектури та використовує Grad-CAM для локалізації важливих ділянок зображення. Порівняння п'яти попередньо навчених моделей із тонким налаштуванням на повному IP102 показало точність від 66 % для MobileNetV2 до 70 % для DenseNet-201 [3], що демонструє складність задачі навіть для сучасних архітектур. Ефективність перенесення навчання підтверджена й для розпізнавання хвороб та шкідників чайних рослин у складних природних умовах [4]. Для розрізнення візуально близьких видів пропонуються fine-grained підходи з багатомасштабним злиттям ознак і механізмами уваги [5]. Окремий напрям становлять легкі моделі для обчислювально обмежених пристроїв [6, 7], що відповідає потребам польового застосування. Водночас практичне питання вибору між навчанням відносно простої мережі «з нуля» та використанням моделі, попередньо навченої на великому загальному датасеті, на малих вибірках залишається актуальним.

Мета дослідження – порівняти ефективність власної архітектури CNN, навченої «з нуля», та підходу Transfer Learning на основі MobileNetV2 для класифікації зображень шкідників рослин на обмеженому наборі даних.

Експерименти виконано на збалансованій підмножині датасету IP102 [8], що містить 8 найчисельніших класів шкідників: по 300 зображень на клас для навчання та по 30 – для валідації й тестування (разом 2880 зображень). Зображення приводили до розміру 224×224 пікселі та нормалізували до діапазону [0, 1]; до навчальної вибірки застосовували аугментацію (повороти до ±20°, зсуви, масштабування, дзеркальні відображення, зміну яскравості). Реалізацію виконано мовою Python із використанням TensorFlow/Keras.

Основним елементом CNN є згортковий шар, у якому навчальні фільтри невеликого розміру ковзають по вхідному зображенню та формують карти ознак; завдяки поділу ваг і локальній зв'язності кількість параметрів істотно менша, ніж у повнозв'язних мережах. Після згортки застосовують нелінійну функцію активації ReLU:

$$f(x) = max(0, x) \qquad (1)$$

Для зменшення розмірності карт ознак використовують шари пулінгу, а для остаточної класифікації – повнозв'язний шар із функцією softmax, що перетворює вихідні значення z на ймовірності K класів:

$$softmax(z_i) = \frac{e^{z_i}}{\sum_{k=1}^{K} e^{z_k}} \quad (2)$$

Мережу навчають методом зворотного поширення похибки з оптимізатором Adam, мінімізуючи категоріальну крос-ентропію:

$$L = -\sum_{i=1}^{K} y_i \cdot log(\hat{y}_i) \quad (3)$$

де y – справжня мітка класу (one-hot вектор), $\hat{y}$ – ймовірність класу, передбачена моделлю. Для запобігання перенавчанню застосовували Batch Normalization, Dropout та аугментацію даних.

Власна CNN складається з чотирьох згорткових блоків (Conv2D → BatchNormalization → ReLU → MaxPooling) із кількістю фільтрів 32, 64, 128 та 256, після яких розташовано Global Average Pooling, повнозв'язний шар і Dropout. Модель Transfer Learning використовує MobileNetV2 з вагами ImageNet і навчається у два етапи: вилучення ознак (базова мережа заморожена) та тонке

налаштування (розморожено верхні шари, швидкість навчання зменшено у 100 разів). Основні параметри моделей наведено в табл. 1.

Таблиця 1 – Порівняння конфігурацій досліджуваних моделей

Параметр	Власна CNN	Transfer Learning
Основа моделі	4 блоки Conv–BN–ReLU–Pool	MobileNetV2 (ImageNet)
Ваги на старті	Випадкова ініціалізація	Попередньо навчені
Кількість параметрів	458 184	2 422 984
Епох навчання	20	8 + 8 (два етапи)
Швидкість навчання	Адаптивна (Adam)	$10^{-3} \rightarrow 10^{-5}$ (Adam)
Розмір входу	224×224×3	224×224×3

Якість моделей оцінювали на тестовій вибірці (240 зображень) за метриками Accuracy, Precision, Recall та F1-score з макро-усередненням за класами. Показники Precision, Recall та F1 обчислюються за формулами:

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (4)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (5)$$

$$F1 = \frac{2 \cdot Precision \cdot Recall}{Precision + Recall} \quad (6)$$

де TP, FP, FN – кількості істинно позитивних, хибно позитивних та хибно негативних класифікацій відповідно. Оскільки тестова вибірка збалансована, Accuracy є коректним показником, а решта метрик дозволяє оцінити якість розпізнавання окремих класів.

Криві навчання власної CNN (рис. 1) свідчать про відсутність перенавчання: тренувальна та валідаційна втрати не розходяться, однак точність зростає повільно й виходить на плато в межах 0,40–0,50. Це вказує на недонавчання: 2400 тренувальних зображень виявилось недостатньо, щоб мережа без попередніх знань вивчила узагальнені ознаки для розрізнення візуально схожих видів.

Модель Transfer Learning вже на першому етапі досягла високої валідаційної точності, оскільки MobileNetV2 володіє узагальненими ознаками (краї, текстури, форми), здобутими на ImageNet. Початок тонкого налаштування супроводжується короткочасним зростанням втрат на навчальній вибірці, після чого обидві криві знову знижуються (рис. 2).



Рис. 1. Криві втрат і точності власної CNN за епохами навчання

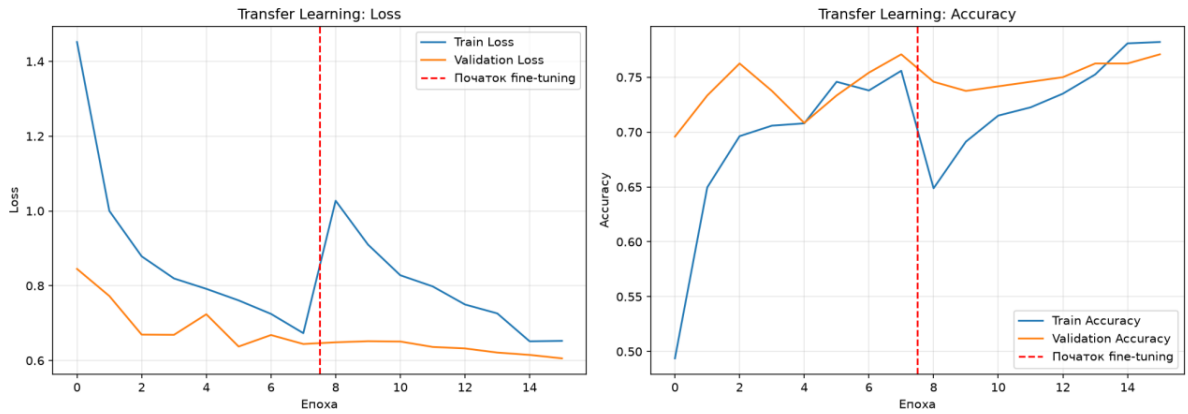


Рис. 2. Криві втрат і точності моделі Transfer Learning (червона лінія – початок тонкого налаштування)

Порівняння якості моделей на тестовій вибірці наведено в табл. 2 та на рис. 3. Власна CNN досягла Accuracy = 0,4208 і F1 = 0,4207, тоді як Transfer Learning – Accuracy = 0,7375 і F1 = 0,7354, тобто перевершив її на 31,67 та 31,47 відсоткового пункту відповідно.

Таблиця 2 – Результати моделей на тестовій вибірці (240 зображень, 8 класів IP102)

Модель	Accuracy	Precision	Recall	F1-score	Час навчання, хв
Власна CNN (з нуля)	0,4208	0,4423	0,4208	0,4207	98,58
Transfer Learning (MobileNetV2)	0,7375	0,7531	0,7375	0,7354	28,96

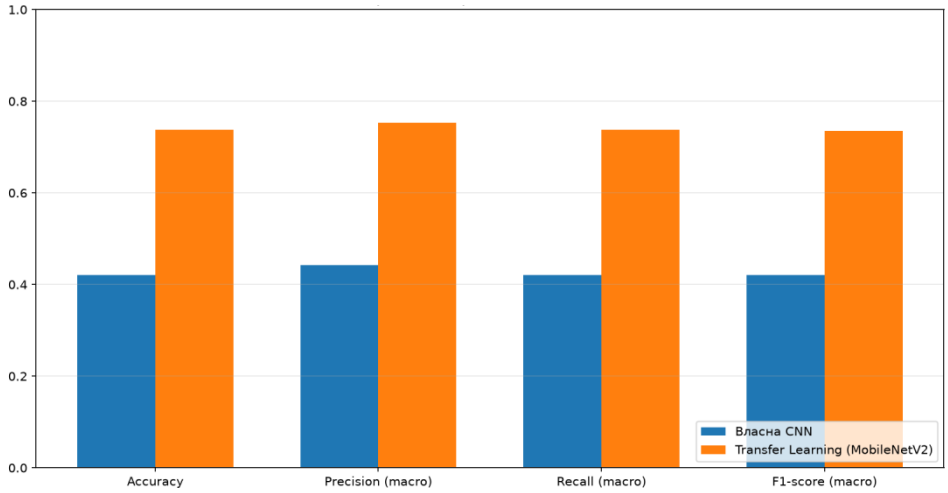


Рис. 3. Порівняння метрик Accuracy, Precision, Recall та F1-score для власної CNN і Transfer Learning

Показово, що Transfer Learning навчався у 3,4 раза швидше (28,96 проти 98,58 хв), попри вп’ятеро більшу кількість параметрів: на першому етапі ваги базової мережі заморожені й не беруть участі у зворотному поширенні похибки. Отже, за сукупністю точності та часу навчання підхід із перенесенням знань є однозначно кращим за умов обмежених даних і ресурсів.

Деталізацію за класами подано в табл. 3 та на матриці помилок (рис. 4). Transfer Learning підвищив повноту розпізнавання для всіх восьми класів, найбільше – для 070_Cicadella_viridis (на 0,53) та 051_legume_blister_beetle (на 0,50).

Таблиця 3 - Повнота (Recall) розпізнавання за класами на тестовій вибірці

Клас (вид шкідника)	Власна CNN	Transfer Learning	Приріст
015_grub	0,67	0,83	+0,16
022_red_spider	0,37	0,67	+0,30
024_army_worm	0,37	0,47	+0,10
039_cabbage_army_worm	0,50	0,77	+0,27
051_legume_blister_beetle	0,37	0,87	+0,50
067_Ampelophaga	0,27	0,63	+0,36
070_Cicadella_viridis	0,30	0,83	+0,53
101_Sternochetus_frigidus	0,53	0,83	+0,30

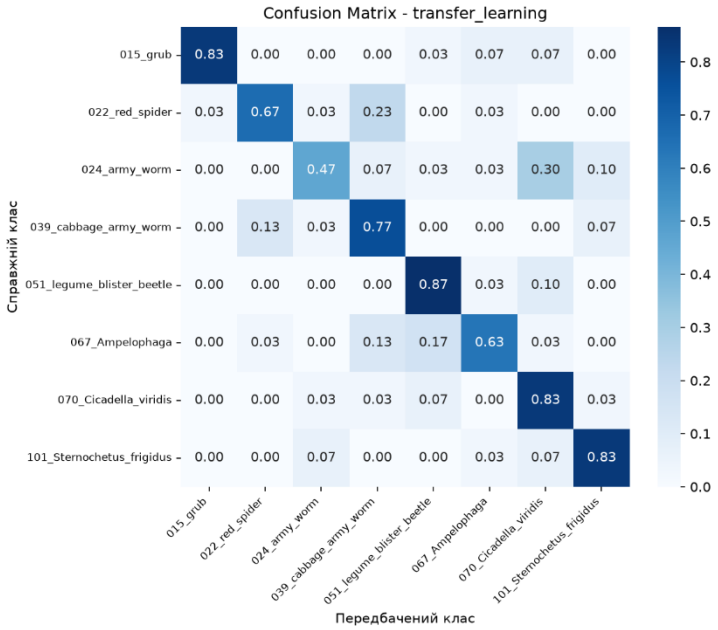


Рис. 4. Нормована матриця помилок моделі Transfer Learning

Слабким місцем кращої моделі є клас 024_army_worm: його повнота становить лише 0,47, а у 30 % випадків його помилково відносять до класу 070_Cicadella_viridis. Найвпевненіші хибні класифікації (ймовірність 88–99 %) стосуються морфологічно близьких комах на схожому листяному тлі. Оскільки вибірка збалансована, причиною помилок є не нестача даних, а візуальна схожість видів. Для її подолання доцільно застосовувати fine-grained архітектури з механізмами уваги [5].

Висновки. 1. Перенесення навчання з MobileNetV2 забезпечує істотно вищу якість розпізнавання шкідників (Accuracy 0,7375 проти 0,4208) порівняно з власною CNN, навченою «з нуля» на обмеженому наборі даних. 2. Transfer Learning скоротив час навчання у 3,4 раза та підвищив повноту розпізнавання для всіх класів. 3. Основні помилки пов’язані з візуальною схожістю видів (зокрема пари 024_army_worm та 070_Cicadella_viridis) і мають систематичний характер. 4. Помірна кількість параметрів (2,4 млн) робить MobileNetV2 придатною для розгортання у мобільних застосунках діагностики шкідників у складі систем точного землеробства. Подальші дослідження передбачають розширення вибірки до всіх 102 класів IP102, використання механізмів уваги та Grad-CAM для інтерпретації рішень моделі.

Список використаних джерел

1. Crop pest classification using deep learning techniques: a review. arXiv preprint. 2025. arXiv:2507.01494. URL: https://arxiv.org/abs/2507.01494

2. An J., Du Y., Hong P., Zhang L., Weng X. Insect recognition based on complementary features from multiple views. Scientific Reports. 2023. Vol. 13. Article 2966. URL: https://doi.org/10.1038/s41598-023-29600-1

3. Syahputra A. P., Siregar A. C., Insani R. W. S. Comparison of CNN models with transfer learning in the classification of insect pests. IJCCS (Indonesian Journal of Computing and Cybernetics Systems). 2023. Vol. 17, No. 1. P. 103–114. URL: https://doi.org/10.22146/ijccs.80956

4. Li Z., Sun J., Shen Y., Yang Y., Wang X., Wang X., Tian P., Qian Y. Deep migration learning-based recognition of diseases and insect pests in Yunnan tea under complex environments. Plant Methods. 2024. Vol. 20. Article 101. URL: https://doi.org/10.1186/s13007-024-01219-x

5. Qian Y., Xiao Z., Deng Z. Fine-grained crop pest classification based on multi-scale feature fusion and mixed attention mechanisms. Frontiers in Plant Science. 2025. Vol. 16. Article 1500571. URL: https://doi.org/10.3389/fpls.2025.1500571

6. Li K.-R., Duan L.-J., Deng Y.-J., Liu J.-L., Long C.-F., Zhu X.-H. Pest detection based on lightweight locality-aware Faster R-CNN. Agronomy. 2024. Vol. 14, No. 10. Article 2303. URL: https://doi.org/10.3390/agronomy14102303

7. LP-YOLO: a lightweight object detection network regarding insect pests for mobile terminal devices based on improved YOLOv8. Agriculture. 2024. Vol. 14, No. 8. Article 1420. URL: https://doi.org/10.3390/agriculture14081420

8. IP102 Dataset. Kaggle. URL: https://www.kaggle.com/datasets/rtlmhjbn/ip02-dataset (дата звернення: 02.09.2026).

УДК 636.4:519.86

МАТЕМАТИЧНЕ МОДЕЛЮВАННЯ ЗАКОНОМІРНОСТЕЙ РОСТУ ТА ПРОГНОЗУВАННЯ ПРОДУКТИВНОСТІ СВИНЕЙ РІЗНИХ ПОРІД В УМОВАХ СГПП «ТЕХМЕТ-ЮГ»

Аліна Вовк

Миколаївський національний аграрний університет, м. Миколаїв, Україна

Нормативно-правове забезпечення охорони праці у свинарстві ґрунтується на системі законодавчих та нормативних актів України, спрямованих на збереження життя та здоров'я працівників, запобігання виробничому травматизму та забезпечення безпечних умов праці під час вирощування та утримання свиней. Основними документами цієї галузі є Кодекс законів про працю України та Закон України «Про охорону праці». Важливе значення мають також нормативно-правові акти з питань пожежної безпеки, виробничої санітарії, гігієни праці, використання обладнання та безпечної експлуатації виробничих поміщень. Зазначені документи визначають обов'язки роботодавця щодо організації безпечного виробничого процесу, проведення інструктажів, навчання працівників, забезпечення засобами особистого захисту та контролю за дотриманням вимог охорони праці.

Для підприємств тваринництва особливе значення мають Правила охорони праці в сільському виробництві, які регламентують вимоги безпеки під час виконання виробничих операцій, експлуатації машин та механізмів, використання електрообладнання та організації робочих місць. В умовах СГПП «Техмет-Юг» дотримання нормативних вимог передбачає проведення інструктажів з питань охорони праці [1, с. 43], навчання працівників безпечним методам роботи, забезпечення належного санітарно-гігієнічного стану тваринницьких приміщень. Важливо безпечне поводження зі свинями різних вікових та статевих груп, запобігання травмування під час вирощування тварин, а також профілактиці професійних захворювань.

Управління безпекою праці здійснюється відповідно до вимог чинного законодавства України з урахуванням специфіки тваринницького виробництва, особливостей технологічних процесів та потенційних професійних ризиків. Основними напрямками роботи є організація навчання та інструктажів з охорони праці, контроль за дотриманням правил безпеки, забезпечення персоналу засобами особистого захисту, підтримання належного санітарно-гігієнічного стану виробничих