

- [2] Gurskiy, A. A. The automatic synthesis of Petri net based on the functioning of artificial neural network [Text] / A. A. Gurskiy, A. V. Denisenko, S. M. Dubna // Radio electronics, computer science, control. – Issue 2/2021 – pages 84-92. DOI: <https://doi.org/10.15588/1607-3274-2021-2-9>
- [3] Gurskiy, A. A. The software implementation for automatic generation of Petri nets [Text] / A. A. Gurskiy, S. M. Dubna // Radio electronics, computer science, control. – Issue 3/2024 – pages 26-34. DOI: [10.15588/1607-3274-2024-3-3](https://doi.org/10.15588/1607-3274-2024-3-3)

УДК: 004.8

АРХІТЕКТУРА МОДУЛЬНОЇ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ СИСТЕМИ КЛАСИФІКАЦІЇ ПОБУТОВОГО СМІТТЯ З КОНТРОЛЕМ ЯКОСТІ ВХІДНИХ ЗОБРАЖЕНЬ

Держак В. В., Овчарук О.М. Мазурець О.В.

(derzhakvv@gmail.com, off4aruk@gmail.com, exe.chong@gmail.com)

Хмельницький національний університет (Україна)

У роботі представлено архітектуру модульної системи якісно-обізнаної класифікації побутового сміття, що поєднує механізми глибинного навчання з контролем якості вхідних зображень. Система реалізує безеталонне оцінювання різкості, експозиції, контрасту та тіньового забруднення для відбору найбільш інформативних зразків перед навчанням нейронної мережі. Запропоновано динамічне визначення порога якості за методом Отсу та перцентильним підходом, а також підтримку двох режимів роботи повного очищення вибірки та вагового коригування прикладів. Експерименти з класифікації тридцяти класів побутових відходів із використанням архітектури MobileNetV3-Small показали точність 0.7703, середню F1-макро 0.7700 та площу під ROC-кривою 0.9864. Розроблена система підвищує стабільність метрик, відтворюваність результатів і може бути адаптована для екологічних інформаційних систем аналізу візуальних даних.

Сучасні методи комп'ютерного зору широко застосовуються для автоматизованої класифікації побутових відходів, однак ефективність таких систем значною мірою залежить від якості вхідних зображень [1]. У реальних умовах збору даних кадри часто містять шуми, тіні, пересвічення, розмиття або контрастні відблиски, що знижує інформативність та призводить до втрати узагальнювальної здатності нейронних моделей [2]. Наявність спотворених прикладів у навчальних вибірках збільшує ризик помилкової класифікації та ускладнює перенесення навчених параметрів на інші набори даних [3]. Для усунення цих недоліків розроблено архітектуру модульної системи (рисунок 1), яка поєднує класичний конвеєр глибинного навчання з етапом попереднього аналізу якості вхідних зображень [4].

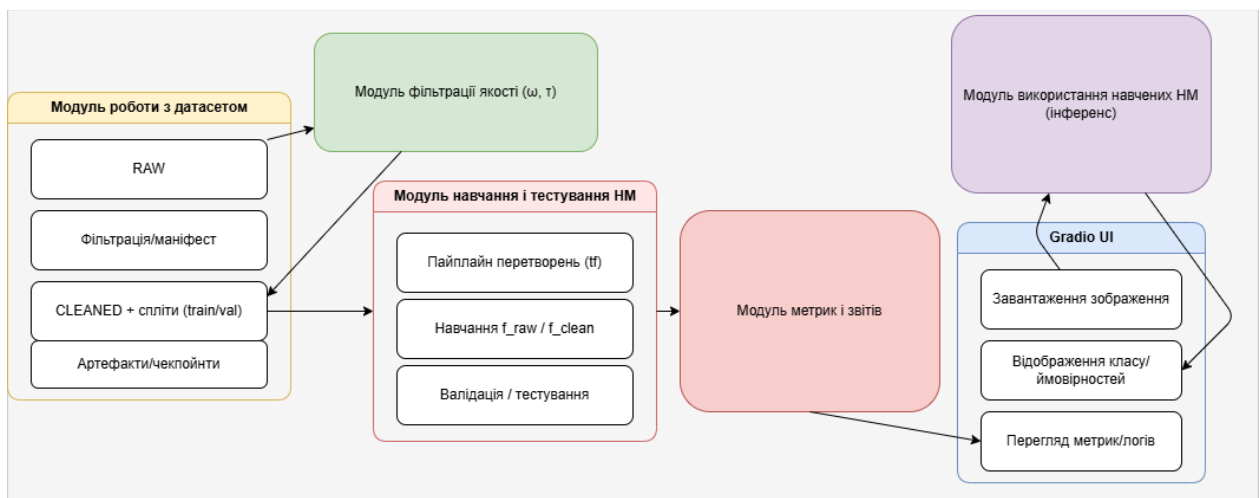


Рисунок 1 – Архітектура модульної системи

Система складається з послідовно взаємопов'язаних модулів, які забезпечують повний цикл обробки від роботи з датасетом до інтерфейсної взаємодії користувача. Перший модуль відповідає за підготовку даних і структурування початкової вибірки. Він включає етапи фільтрації, формування маніфесту якості, створення навчальних і тестових сплітів, а також фіксацію артефактів і контрольних точок навчання. Далі задіюється модуль фільтрації якості, у якому для кожного зображення розраховується сукупний показник інформативності. Цей показник формується як зважена комбінація безеталонних метрик різкості, експозиції, контрасту та тіньового забруднення. На основі отриманих результатів визначається, чи буде зразок включено до очищеної вибірки, чи позначено як малоякісний.

Граничне значення якості обчислюється автоматично. Використано два статистично обґрунтовані підходи: метод Отсу, що аналізує розподіл значень показника якості та визначає оптимальну точку поділу між двома групами зображень, і перцентильний принцип, який дозволяє залишити лише задану частку найкращих кадрів. Отримане порогове значення використовується у механізмі контролю якості, який може працювати у двох режимах. У першому випадку вибірка очищується фізично, і в навчанні беруть участь лише кадри, що відповідають встановленому рівню якості. У другому випадку всі зображення залишаються, але під час навчання до кожного застосовується вагова функція, що враховує ступінь його інформативності. Такий підхід забезпечує плавне зниження впливу спотворених прикладів без втрати статистичного різноманіття.

Після очищення даних система формує збалансований набір, у якому кількість зображень у кожному класі вирівнюється до мінімальної кількості серед усіх категорій. Це усуває класовий дисбаланс [5], який є типовим у задачах розпізнавання побутових матеріалів. Очищений і збалансований датасет використовується для навчання нейронної мережі у модулі навчання й тестування. Для об'єктивності порівняння результати розраховуються окремо для необробленої та очищеної вибірки за однакових гіперпараметрів навчання.

Модуль навчання реалізовано на базі архітектури MobileNetV3-Small, оптимізованої для швидкого виконання у вбудованих системах. Параметри навчання становили: розмір зображення 224×224 пікселі, розмір пакета 64, шість епох і швидкість навчання 5×10^{-4} . У процесі дослідження виконано класифікацію тридцяти класів побутових відходів, що включають матеріали різного типу та текстурної структури. Для кожної моделі проведено повний цикл навчання, валідації та тестування, а результати збережено у модулі метрик і звітів.

Отримані показники свідчать про стабільну роботу системи та коректність обраної архітектури. Для обробленої вибірки точність становила 0.7703, збалансована точність 0.7703, середня F1-макро 0.7700, F1-мікро 0.7703, а середня зважена F1 0.7700 на датасеті в 30 класів. Показники площі під ROC-кривою досягли значень 0.9864 для мікро- та 0.9851 для макрооцінювання, що підтверджує роздільну здатність моделі навіть за умов варіативності якості зображень. Отримані результати демонструють, що якісно-обізнаний підхід до формування навчальної вибірки сприяє підвищенню точності класифікації, стабільності метрик та узагальнювальної здатності нейронних мереж.

Система забезпечує не лише покращення метрик, але й відтворюваність результатів. У маніфест якості записуються всі проміжні параметри оцінювання, порогові значення та конфігурації експериментів, що дозволяє здійснювати гнучке переналаштування без повторного аналізу всього датасету. Окремий модуль використання навчених моделей реалізує інтерфейс Gradio UI, який дозволяє здійснювати завантаження нових зображень, перегляд імовірностей класифікації та аналіз отриманих логів. Це створює повноцінне інтерактивне середовище для валідації результатів і контролю роботи системи.

Проведене дослідження підтверджує, що попередній якісний відбір зображень є критичним етапом у побудові ефективних класифікаційних систем на основі глибинного навчання. Розроблена архітектура модульної системи може бути масштабована на інші галузі, де точність залежить від характеристик зображень, зокрема при сортуванні вторинної сировини, аналізі промислових дефектів або екологічному моніторингу. Подальший розвиток роботи передбачає інтеграцію запропонованого quality-механізму із трансформерними архітектурами та розширення набору безеталонних показників за рахунок урахування шуму, колірної насиченості й локальної симетрії.

Таким чином, система якісно-обізнаної класифікації побутового сміття є прикладом комплексного поєднання методів штучного інтелекту, комп'ютерного зору та аналітичного контролю якості, що створює основу для побудови надійних і відтворюваних екологічних інформаційних рішень.

Список використаних джерел

[1] J. A. Ferriz-Papí, E. Weekes, N. Whitehead, and A. Lee, “A Cost-Effective Recycled Aggregates Classification Procedure for Construction and Demolition Waste Evaluation”, *Construction and Building Materials*, vol. 324, p. 126642, 2022. [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0950061822003336> [Accessed: Oct. 22, 2025].

[2] В. О. Дідур, М. О. Молчанова, і О. В. Мазурець, “Спосіб виявлення та класифікації залишків зруйнованих будівель та будівельного сміття за фотографіями з використанням моделей CNN”, *Наука і техніка сьогодні*, № 1 (42), с. 1162–1175, Київ, 2025..

[3] A. Pokhytun, O. Mazurets, M. Molchanova, and O. Tyschenko, “Method for Neural Network Detecting Changed Images of People's Faces Using CNN,” in *Proceedings of the 1st International Scientific and Practical Conference “New Horizons in Scientific Research: Challenges and Solutions”*, 2024, pp. 35–40..

[4] O. Mazurets, M. Molchanova, V. Klimenko, and D. Klopotivskyi, “Datalogic Model for Image Recognition by Convolutional Neural Network Using Cloud Services,” in **Proceedings of the XXII International Scientific and Practical Conference “Modern Scientific Research: Theoretical and Practical Aspects”*, Oslo, Norway, 2024, pp. 64–68.

[5] I. Tymofiiiev, O. Mazurets, D. Hardysh, and M. Molchanova, “Neural Network Dual Architecture for Depression Detection Using Cloud Services” in *Scientific Research in the Era of Digital Technologies: Challenges and Opportunities*, Barcelona, Spain, 2024, pp. 84–88.

УДК 58.017:004.9.032.26

АВТОМАТИЗОВАНИЙ АНАЛІЗ ТА КЛАСИФІКАЦІЯ БІОЛОГІЧНИХ ОЗНАК РОСЛИН З ЗАСТОСУВАННЯМ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

Дідусь О. П. (oleksandr.didus@nure.ua),

Ситнікова П. Е. (polina.sytnikova@nure.ua)

Харківський національний університет радіоелектроніки (Україна)

Standard fine-tuning of deep learning models for plant disease diagnosis suffers from poor generalization and ignores the inherent taxonomic hierarchy of diseases, leading to inconsistent and unreliable predictions. To address this, we propose a novel Multi-Head Hierarchical Fine-Tuning (MHFT) framework. Our approach employs multiple classification heads on a shared model backbone, with each head targeting a distinct level of the diagnostic hierarchy—from coarse diseased/healthy detection to fine-grained species identification. This multi-task architecture imposes a powerful hierarchical regularization, forcing the model to learn more robust, disentangled, and semantically meaningful features. We demonstrate that this method significantly enhances generalization to new data, ensures taxonomic consistency by preventing illogical errors, and improves model interpretability. This work contributes to creating more robust and trustworthy AI-driven diagnostic tools for real-world applications in precision agriculture.

Сучасний агропромисловий комплекс стикається з глобальними викликами, серед яких забезпечення продовольчої безпеки посідає центральне місце. Значні втрати врожаю, що сягають 20-40% у світовому масштабі, спричинені різноманітними хворобами рослин [1]. Своєчасна та точна діагностика патологій є ключовим фактором для мінімізації збитків та оптимізації використання засобів захисту рослин. У цьому контексті технології глибинного навчання (Deep Learning), зокрема згорткові нейронні мережі (CNN), продемонстрували видатний потенціал для автоматизації процесу ідентифікації хвороб за візуальними ознаками.