

<https://doi.org/10.31891/2307-5732-2026-361-33>

УДК 004.8

МОЛЧАНОВА МАРИНА

Хмельницький національний університет

<https://orcid.org/0000-0001-9810-936X>

e-mail: m.o.molchanova@gmail.com

СОБКО ОЛЕНА

Хмельницький національний університет

<https://orcid.org/0000-0001-5371-5788>

e-mail: olena.sobko.ua@gmail.com

МАЗУРЕЦЬ ОЛЕКСАНДР

Хмельницький національний університет

<https://orcid.org/0000-0002-8900-0650>

e-mail: exe.chong@gmail.com

ДЕРЖАК ВЛАДИСЛАВ

Хмельницький національний університет

e-mail: dervv@gmail.com

АЛГОРИТМИ ДЛЯ ПІДВИЩЕННЯ ТОЧНОСТІ НЕЙРОМЕРЕЖЕВОЇ КЛАСИФІКАЦІЇ ПОБУТОВОГО СМІТТЯ З ВИКОРИСТАННЯМ ХМАРНИХ КЕРОВАНИХ ОБЧИСЛЮВАЛЬНИХ ВУЗЛІВ

Актуальність роботи зумовлена зростанням потоків побутових відходів і потребою у точному розпізнаванні матеріальних категорій у реалістичних сценах з нерівномірним освітленням, фоновими завадами та дисбалансом класів. Практична ефективність таких систем визначається не лише вибором архітектури, а насамперед керованою якістю даних і відтворюваністю експериментів у стандартизованому середовищі. У статті запропоновано якісно орієнтований конвеєр, у якому модуль контролю якості інтегровано безпосередньо в цикл навчання. Фільтрація за різкістю, контрастом, експозиційною збалансованістю та фоновією засміченістю формує очищену підвбірку для подальшого донавчання попередньо натренованої моделі. Використано керовані хмарні обчислювальні вузли на базі сеансів Google Colab з доступом до графічних прискорювачів, фіксованими версіями бібліотек і журналюванням артефактів, що забезпечує сталість програмного оточення та порівнюваність серій.

Методологія спирається на архітектуру MobileNetV3 Small з перенесенням ознак ImageNet та заміною класифікаційної голови на тридцятикласову постановку задачі. Для експериментів використано набір Recyclable and Household Waste Classification Dataset з тридцятьма категоріями, включно з паперовими, пластиковими, скляними та металевими підкласами, а також органічними фракціями. Базове оцінювання на сирій вибірці дало узгоджені результати за сукупністю метрик з точністю 0.7703 і високими площами під ROC кривими, що засвідчує добру роздільність імовірнісних виходів і наявність резерву для стабілізації рішень у багатокласовому режимі. Включення фільтрації в цикл навчання забезпечило предметні покращення у класах, схильних до перехресних помилок унаслідок блиску та слабкої фактури. Для *rarer_cups* зафіксовано зростання точності на 13.13 відсотка, повноти на 10.69 відсотка, інтегрально F1 на 11.85 відсотка. Позитивні зрушення отримано також для *steel_food_cans*, *clothing* і *magazines*, де зменшено плутанину із візуально подібними категоріями.

Отримані результати підтверджують доцільність перенесення акценту з ускладнення архітектур на керовану якість даних і дисципліну експерименту у хмарному середовищі. Запропонована інтеграція підвищує стійкість класифікації та створює підґрунтя для надійного впровадження комп'ютерного зору в інфраструктуру перероблення і підтримує практики циркулярної економіки.

Ключові слова: побутове сміття, нейромережева класифікація, хмарні керовані обчислювальні вузли.

MOLCHANOVA MARYNA, SOBKO OLENA, MAZURETS OLEKSANDR, DERZHAK VLADYSLAV

Khmelnytskyi National University

ALGORITHMS FOR IMPROVING THE ACCURACY OF NEURAL NETWORK CLASSIFICATION OF HOUSEHOLD WASTE USING CLOUD-MANAGED COMPUTING NODES

The relevance of the work is due to the growth of household waste flows and the need for accurate recognition of material categories in realistic scenes with uneven lighting, background noise and class imbalance. The practical effectiveness of such systems is determined not only by the choice of architecture, but primarily by the controlled quality of data and the reproducibility of experiments in a standardized environment. The article proposes a quality-oriented pipeline in which the quality control module is integrated directly into the training cycle. Filtering by sharpness, contrast, exposure balance and background clutter forms a cleaned subsample for further training of the pre-trained model. Managed cloud computing nodes based on Google Colab sessions with access to graphics accelerators, fixed library versions and artifact logging are used, which ensures the stability of the software environment and the comparability of series.

The methodology is based on the MobileNetV3 Small architecture with ImageNet feature porting and replacing the classification head with a thirty-class problem statement. The Recyclable and Household Waste Classification Dataset with thirty categories, including paper, plastic, glass, and metal subclasses, as well as organic fractions, was used for experiments. The baseline evaluation on the raw sample yielded consistent results across metrics with an accuracy of 0.7703 and high areas under the ROC curves, indicating good resolution of probabilistic outputs and a reserve for stabilizing solutions in multi-class mode. Inclusion of filtering in the training cycle provided subject-specific improvements in classes prone to cross-validation errors due to gloss and weak texture. For *paper_cups*, an increase in accuracy of 13.13 percent, completeness of 10.69 percent, and integral F1 of 11.85 percent was recorded. Positive improvements were also obtained for *steel_food_cans*, *clothing* and *magazines*, where confusion with visually similar categories was reduced.

The results obtained confirm the feasibility of shifting the emphasis from the complexity of architectures to managed data quality and the discipline of experimentation in a cloud environment. The proposed integration increases the robustness of classification and creates a basis for the reliable implementation of computer vision in the recycling infrastructure and supports circular economy practices.

Keywords: household waste, neural network classification, cloud-managed computing nodes.

Стаття надійшла до редакції / Received 11.12.2025
 Прийнята до друку / Accepted 11.01.2026
 Опубліковано / Published 29.01.2026



This is an Open Access article distributed under the terms of the [Creative Commons CC-BY 4.0](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/)

© Молчанова Марина, Собко Олена, Мазурець Олександр, Держак Владислав

Аналіз предметної області

Зростання потоків твердих побутових відходів і потреба у підвищенні частки перероблення висувають вимогу до надійної автоматизованої класифікації матеріалів у змінних польових умовах [1]. Нерівномірне освітлення, забруднення поверхонь, часткові перекриття, артефакти компресії та класовий дисбаланс знижують узагальнюваність нейромережових моделей і призводять до операційно критичних помилок на сортувальних лініях [2]. За цих обставин ключовим чинником стає не лише вибір архітектури, а керована якість даних, стабільність процедури навчання та контрольованість середовища виконання [3].

Наявні підходи часто демонструють високі результати на лабораторних підвбірках, проте поступаються за стійкістю метрик у реалістичних сценах, де одночасно діють шум, варіативне тло і зміщення розподілів [4]. Недостатня увага до попередньої локалізації об'єктів і протоколів балансування даних обмежує практичну придатність систем [5]. Додатковою проблемою є відтворюваність експериментів: зміни у програмному стеку та конфігураціях апаратного прискорення ускладнюють порівняння результатів і гальмують трансфер рішень у виробничі сценарії [6].

У статті зосереджено увагу на алгоритмах підвищення точності класифікації категорій побутового сміття, що інтегрують дисципліну даних, двоетапну обробку зображень із попередньою локалізацією та калібруванням, а також відтворювані обчислення на керованих хмарних обчислювальних вузлах. Під вузлами розуміються стандартизовані середовища на кшталт сесій Google Colab з GPU-прискоренням і контрольованими конфігураціями, які забезпечують сталість програмного оточення, журналювання експериментів і масштабоване порівняння політик навчання. Така інтеграція спрямована на підвищення стійкості метрик у польових умовах і створює основу для впровадження комп'ютерного зору в інфраструктуру циркулярної економіки.

Останні публікації

Сучасний масив праць з візуальної класифікації побутових відходів структурно зосереджується на двох взаємопов'язаних завданнях: спершу виконується локалізація та ідентифікація об'єктів у «дикій» сцені з кількома предметами та неоднорідним тлом, після чого здійснюється класифікація вже виділених фрагментів (crop/patch) за матеріальними категоріями. У межах «чистої» класифікації показовим є дослідження в PLOS ONE, де використання MobileNetV2 дало 82,92 % асигасу на чотирикласовій постановці та перевершило базову CNN, що автори пов'язують з ефективністю трансферного навчання для доменної адаптації [7]. Додатковий приріст для легковагових архітектур демонструє інша робота PLOS ONE: поєднання MobileNetV2 із SVM забезпечило 94,28 % асигасу на задачі з 10 класами, а інтерпретація результатів апелює до кращої лінійної відокремлюваності ознак на пізніх шарах і доцільності альтернативної «голови» класифікатора [8].

Порівняльні дослідження послідовно фіксують залежність стабільності міжкласових метрик від вибору базової архітектури: ResNet-50, GoogleNet/InceptionV3 та Xception по-різному реагують на дисбаланс класів і «брудні» вхідні дані, що вимагає звітування macro-F1 та balanced асигасу поряд із загальною точністю [9]. У прикладних роботах додатково оцінюється вплив модулів уваги: інтеграція SE-блоків або CBAM у CNN підвищує F1 на складних категоріях за рахунок спрямованого підсилення інформативних каналів та ділянок зображення, що особливо важливо для сцен із зашумленим тлом і частковими перекриттями.

Метою роботи є розроблення та експериментальне обґрунтування алгоритмів для підвищення точності нейромережової класифікації побутових відходів у реалістичних умовах зйомки шляхом поєднання якісно керованої підготовки даних.

Основна частина

Запропонований у роботі підхід (рис. 1) для візуальної класифікації побутових відходів відходить від традиційної парадигми «модель - оцінювання» і трактує забезпечення якості даних як інтегровану частину циклу навчання. На відміну від алгоритмів, де фільтрація виконується разово до тренування і лишається допоміжним етапом, пропонується якісно зорієнтована вибірка, що формується через автоматизоване відсівання зображень із дефіцитом інформативності, після чого здійснюється донавчання попередньо тренованої архітектури саме на очищеному підмножинному просторі [10]. Таке включення препроцесингу в саму логіку оптимізації параметрів моделі зменшує внутрішньокласову варіативність і стримує «розмивання» ознак, характерне для «диких» сцен.

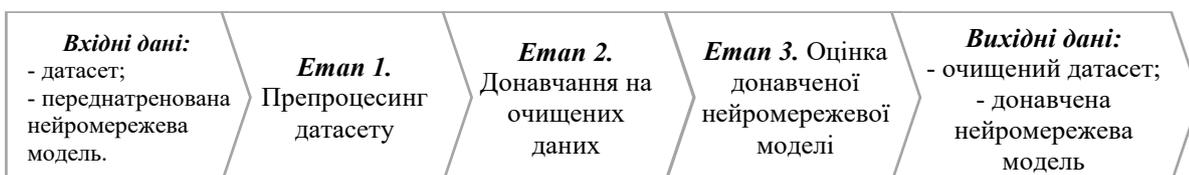


Рис. 1. Схема та етапи алгоритмічного підходу до нейромережової класифікації побутових відходів

Новизна підходу полягає у переході від суто статистичного опису якості до керованого впливу на процес навчання: критерії різкості, контрастності та експозиційної збалансованості виступають не тільки фільтрами, а й механізмом конструювання більш однорідного простору ознак для трансферного донавчання. Порівняння навчання на «сирій» та очищеній вибірках дозволяє виявляти категорії, чутливі до шуму фону, компресійних артефактів і часткових перекриттів, та відповідно коригувати політики відбору даних і калібрування рішень.

Нижче наведено алгоритм якісно-орієнтованої інтеграції та фільтрації. Алгоритм формує інтегральну оцінку інформативності зображення за чотирма показниками якості й застосовує динамічний поріг, обчислений із параметрів розподілу всього набору. Фільтрація розглядається як керований крок побудови навчальної підвибірki, а не як одноразовий препроцесинг.

Алгоритм 1. Якісно-орієнтована інтеграція та фільтрація

Вхід: $D = \{(x_i, y_i)\}_{i=1..N}$
 $w = (w_s, w_c, w_e, w_b)$ # ваги компонент якості
 $a \in [0.5, 1.0]$ # чутливість порога
 Вихід: $D_{оч}$
 для кожного $(x_i, y_i) \in D$:
 $s_i \leftarrow \text{Різкість}(x_i)$
 $c_i \leftarrow \text{Контрастність}(x_i)$
 $e_i \leftarrow \text{ЕкспозиційнаЗбалансованість}(x_i)$
 $b_i \leftarrow \text{РівеньФоновогоШуму}(x_i)$
 $\omega_i \leftarrow w_s \cdot s_i + w_c \cdot c_i + w_e \cdot e_i + w_b \cdot (1 - b_i)$
 $\mu_\omega \leftarrow \text{Середнє}(\{\omega_i\})$
 $\sigma_\omega \leftarrow \text{СередньоквадратичнеВідхилення}(\{\omega_i\})$
 $\tau \leftarrow \mu_\omega - a \cdot \sigma_\omega$
 $D_{оч} \leftarrow \{(x_i, y_i) : \omega_i \geq \tau\}$
 Повернути $D_{оч}$

Алгоритм клас-орієнтованого коригування порога призначений для перевірки мінімального збереження представлення кожного класу після первинної фільтрації. За потреби поріг поступово послаблюється й донабираються зразки з вищою інформативністю, що унеможливує втрату рідкісних категорій і підтримує придатність підвибірki для подальшого навчання.

Алгоритм 2. Клас-орієнтоване коригування порога

Вхід: $D, D_{оч}, \beta \in (0,1), \gamma > 0$ # γ — крок послаблення порога
 Вихід: D'
 $\tau_{пот} \leftarrow \text{ВикористанийПоріг}(D_{оч})$
 повторювати
 достатньо \leftarrow істина
 для кожного класу k :
 $D_k \leftarrow \{(x_i, y_i) \in D : y_i = k\}$
 $D_{оч}^k \leftarrow \{(x_i, y_i) \in D_{оч} : y_i = k\}$
 якщо $|D_{оч}^k| < \beta \cdot |D_k|$:
 достатньо \leftarrow хибя
 якщо достатньо = істина:
 перервати
 $\tau_{пот} \leftarrow \tau_{пот} - \gamma$
 для кожного $(x_i, y_i) \in (D \setminus D_{оч})$:
 якщо $\omega_i \geq \tau_{пот}$:
 $D_{оч} \leftarrow D_{оч} \cup \{(x_i, y_i)\}$
 доки істина
 $D' \leftarrow D_{оч}$
 Повернути D'

Діаграма розгортання наведених алгоритмів з використанням хмарних керованих обчислювальних вузлів наведена на рис. 2.

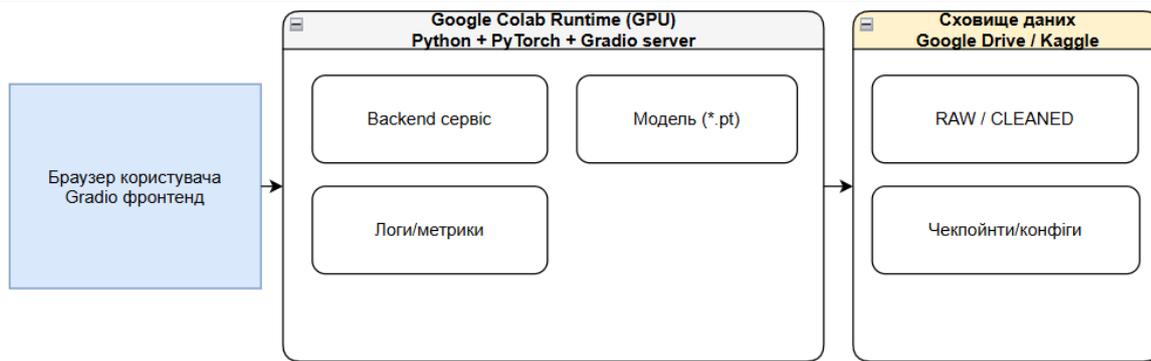


Рис. 2. Схема розгортання алгоритмів у вигляді розробленого ПЗ з використанням керованих хмарних обчислювальних вузлів

Запропонована архітектура реалізує чітке розмежування функцій: керований хмарний вузол виконує запити й утримує модель, сховище забезпечує сталість даних і артефактів навчання, а взаємодія з користувачем відбувається виключно через вебінтерфейс. Така організація дає змогу розгортати систему без локальної інсталяції, використовувати GPU-ресурси хмарного середовища та підтримувати керовані, відтворювані експерименти разом із стабільним продуктивним застосуванням [11].

Практична реалізація здійснюється на керованих хмарних обчислювальних вузлах [12]; у нашому випадку йдеться про стандартизовані сесії Google Colab [13] із доступом до GPU та фіксованими конфігураціями середовища [14]. Така інфраструктура забезпечує відтворюваність експериментів, дає змогу масштабовано порівнювати стратегії фільтрації та налаштування архітектур, а також системно організувати журналювання артефактів і проміжних результатів [15]. Підсумком є не лише доопрацьована модель, а й відтворений метод побудови якісно зорієнтованого датасету, придатний для задач із високою міжкласовою варіативністю, де приріст точності досягається завдяки оптимізації вхідних даних і контрольованому середовищу навчання.

Дослідження ефективності застосованих алгоритмів

Дослідження ефективності відбувалося на наборі даних «Recyclable and Household Waste Classification Dataset» [16], що містить 30 класів.

При застосуванні архітектури «MobileNetV3-Small» [17] отримано сукупність метрик: accuracy = 0.7703, balanced_accuracy = 0.7703, f1_macro = 0.7700, f1_micro = 0.7703, f1_weighted = 0.7700, за високої площі під ROC-кривими (roc_auc_micro = 0.9864; roc_auc_macro = 0.9851), що свідчить про добру роздільність ознак за ймовірнісними виходами та водночас вказує на резерв для підвищення стабільності рішень у багатокласовому режимі. Процедура відбувалася із заміною класифікаційної «голови» на 30-класовий шар та донавчанням у керованих хмарних вузлах, що відповідає кількості класів [18].

Найвідчутніший ефект спостерігається для класу «paper_cups»: точність зросла на 13.13%, повнота – на 10.69%, інтегрально F_1 на 11.85%. Для групи, схильної до плутання через блиск і слабку фактуру, зафіксовано переважно приріст саме точності: «plastic_trash_bags» +8.45% (за точністю; повнота –1.18%; F_1 +3.18%), «styrofoam_food_containers» +7.29% (повнота –2.39%; F_1 +2.38%), «eggshells» +5.32% (повнота –0.49%; F_1 +2.62%). Класи з характерними структурними ознаками додали переважно за повнотою: «steel_food_cans» +8.18% (F_1 +4.55%, точність +0.28%) та «clothing» +6.80% (F_1 +4.55%, точність +2.49%). Для «magazines» приріст збалансований: точність +4.08%, повнота +4.00%, F_1 +4.04%. Сукупно це підтверджує, що якісно орієнтована фільтрація насамперед «прибирає» помилковий спрацьовування на малокоонтрастних і глянцеви́х сценах, тоді як у класах із виразною структурою покращує виявлення справжніх позитивів, підвищуючи стійкість класифікації без ускладнення архітектури.

У групі чітких покращень виділяються «paper_cups», «steel_food_cans», «clothing» та «magazines». Для «paper_cups» приріст зумовлений одночасним зростанням як точності, так і повноти (обидві складові додали помітно), що свідчить: видалення «слабкоінформативних» кадрів зменшило плутанину з візуально подібними класами. За матрицями помилок зменшився відтік у «styrofoam_cups» та «plastic_cup_lids», тобто скоротилися саме ті хибні спрацьовування, які виникали через схожість форми/блискучих країв і однотипні сцени на тлі фуд-контейнерів.

Для «steel_food_cans» і «clothing» приріст забезпечено переважно за рахунок підвищення повноти: модель почала «підбирати» більше справжніх позитивів у класах, що часто маскуються «брудним» фоном і неоднорідним освітленням. Це узгоджується з очікуваним ефектом якісного фільтра: прибирання недоекспонованих та розмитих зображень звільняє простір ознак від шумових зсувів і полегшує виявлення слабких текстурних сигналів (матова бляшанка на темному фоні; текстиль із дрібним візерунком).

Для «magazines» спостерігається збалансоване зростання і точності, і повноти на фоні незначного збільшення справжніх позитивів та зменшення помилок у матрицях. Це типова для друкованих видань ситуація, де фільтрація «вирівнює» контраст і прибирає сцени з паразитним блиском, зменшуючи перехресні помилки з «newspaper» та іншими паперовими підкласами.

Окремо увагу варто звернути на класи зі «специфічним» ефектом. Для «plastic_trash_bags» точність помітно зросла, а повнота трохи знизилася: фільтр зробив прийняття рішень обережнішим, зменшивши хибні

спрацьовування на темних глянцевиx поверхнях, але водночас «відсієв» частину складних позитивів зі слабким рельєфом. Для «styrofoam_cups», «eggshells», «styrofoam_food_containers» приріст більш помірний і переважно йде за рахунок точності: усунення кадрів з низькою різкістю/контрастністю зменшило «злипання» з сусідніми пластиками та одноразовим посудом.

Висновки

У статті проаналізовано сучасний стан нейромережевої класифікації побутових відходів у контексті реалістичних сцен, де якість зображень та класовий дисбаланс істотно впливають на стабільність рішень. Показано, що практична ефективність систем визначається не лише вибором архітектури, а насамперед керованою якістю даних і відтворюваністю експериментів у стандартизованому середовищі. Такий підхід безпосередньо підтримує завдання циркулярної економіки, оскільки точніша і стійкіша класифікація сприяє підвищенню частки перероблення та раціональному використанню ресурсів.

Запропоновано якісно орієнтований конвеєр, у якому модуль контролю якості інтегровано в сам цикл навчання: фільтрація за різкістю, контрастом, експозиційною збалансованістю та фоновими завадами формує очищену підвибірку для подальшого донавчання попередньо тренованої моделі. Розгортання здійснюється на керованих хмарних обчислювальних вузлах (сеанси Google Colab), що забезпечує сталість програмного оточення, використання GPU-ресурсів і прозоре журналювання артефактів, а отже порівнюваність серій експериментів та перенесення результатів у продуктивні сценарії.

Методологічно дослідження спирається на архітектуру MobileNetV3-Small з перенесенням ознак і заміною класифікаційної «голови» під 30-класову постановку задачі на наборі даних «Recyclable and Household Waste Classification Dataset». Оцінювання показало узгоджені «базові» результати на сирій вибірці (accuracy 0.7703; balanced_accuracy 0.7703; f1_macro 0.7700) за високих площ під ROC-кривими, що вказує на потенціал для підвищення стабільності багатокласових рішень за рахунок інженерії даних. Включення фільтрації в цикл навчання дало предметні покращення на класах, схильних до перехресних помилок: для «rare_cups» точність зросла на 13.13%, повнота на 10.69%, F_1 на 11.85%; позитивні зрушення фіксуються також для «steel_food_cans», «clothing та magazines», де зменшено плутанину із візуально подібними категоріями.

Отримані результати підтверджують доцільність перенесення акценту з ускладнення архітектур на керовану якість даних і дисципліну експерименту у хмарному середовищі. Подальший розвиток бачиться у клас-залежній адаптації порогів фільтрації, узгодженні етапів локалізації та класифікації, а також у використанні модулів уваги й активного навчання для підсилення рідкісних категорій. Очікується, що поєднання цих кроків із запропонованою стратегією надалі підвищуватиме стійкість і переносимість рішень у виробничих умовах сортування та перероблення відходів.

Література

1. Lakhout A. Revolutionizing urban solid waste management with AI and IoT: A review of smart solutions for waste collection, sorting, and recycling / A. Lakhout // Results in Engineering. – 2025. – Vol. 25. – P. 104018. – URL: <https://doi.org/10.1016/j.rineng.2025.104018>.
2. Molchanova M., Didur V., Mazurets O., Sobko O., Zakharkevich O. Method for Construction and Demolition Waste Classification Using Two-Factor Neural Network Image Analysis / M. Molchanova, V. Didur, O. Mazurets, O. Sobko, O. Zakharkevich // CEUR Workshop Proceedings. – 2025. – Vol. 3970. – P. 168–182. – URL: <https://ceur-ws.org/Vol-3970/PAPER14.pdf>.
3. Мазур Є.В., Мазурець О.В., Кліменко В.І., Собко О.В., Залуцька О.О. Алгоритми та програмна архітектура інформаційної системи нейромережевого аналізу постави людини / Є.В. Мазур, О.В. Мазурець, В.І. Кліменко, О.В. Собко, О.О. Залуцька // Вісник Хмельницького національного університету. Серія: Технічні науки. – Хмельницький, 2025. – № 3. – Т. 1. – С. 275–284. <https://doi.org/10.31891/2307-5732-2026-351-35>.
4. Собко О.В., Кліменко В.І., Мазурець О.В., Залуцька О.О., Гладун О.В. Особливості програмної інженерії та тестування програмного забезпечення для нейромережевого аналізу фотоданих залишків зруйнованих будівель із роботизованої техніки / О.В. Собко, В.І. Кліменко, О.В. Мазурець, О.О. Залуцька, О.В. Гладун // Наука і техніка сьогодні. – Київ, 2025. – № 4 (45). – С. 1566–1581. [https://doi.org/10.52058/2786-6025-2025-4\(45\)-1566-1581](https://doi.org/10.52058/2786-6025-2025-4(45)-1566-1581).
5. Mazurets O., Molchanova M., Klimenko V., Prosvitliuk M. Practice Implementation of Neural Network Model BART-Large-CNN for Text Annotation / O. Mazurets, M. Molchanova, V. Klimenko, M. Prosvitliuk // Prospects of Scientific Research in the Conditions of the Modern World. Proceedings of XXVII International Scientific and Practical Conference. – Rotterdam, Netherlands, 12–14 June 2024. – 2024. – P. 97–102.
6. Mazurets O., Sobko O., Dydo R., Zalutskya O., Molchanova M. Augmented reality audiostream creation using CNN: boosting inclusion and safety for visually impaired people / O. Mazurets, O. Sobko, R. Dydo, O. Zalutskya, M. Molchanova // CEUR Workshop Proceedings. – 2025. – Vol. 4004. – P. 347–361. – URL: <https://ceur-ws.org/Vol-4004/paper26.pdf>.
7. Application of MobileNetV2 to waste classification / L. Yong et al. PLOS ONE. 2023. Vol. 18, no. 3. P. e0282336. URL: <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0282336>.
8. Towards sustainable solutions: Effective waste classification framework via enhanced deep convolutional neural networks / M. M. Islam et al. PLOS One. 2025. Vol. 20, no. 6. P. e0324294. URL: <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0324294>.

9. Al-Mashhadani I. B. Waste material classification using performance evaluation of deep learning models. *Journal of Intelligent Systems*. 2023. Vol. 32, no. 1. URL: <https://doi.org/10.1515/jisys-2023-0064>.
10. Content-filtering AI systems—limitations, challenges and regulatory approaches / A. Marsoof et al. *Information & Communications Technology Law*. 2022. P. 1–38. URL: <https://doi.org/10.1080/13600834.2022.2078395>.
11. Efficient GPU Cloud architectures for outsourcing high-performance processing to the Cloud / V. Sánchez-Ribes et al. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*. 2023. URL: <https://doi.org/10.1007/s00170-023-11252-0>.
12. Молчанова М. О., Мазурець О. В., Шурипа М. О. Об'єктно-орієнтований підхід до нейромережевого виявлення та відстеження БПЛА з використанням хмарних технологій / М.О. Молчанова, О.В. Мазурець, М.О. Шурипа // *Наука і техніка сьогодні*. – Київ, 2025. – № 9 (50). – С. 1346–1360. – URL: [https://doi.org/10.52058/2786-6025-2025-9\(50\)-1346-1360](https://doi.org/10.52058/2786-6025-2025-9(50)-1346-1360).
13. Молчанова М.О., Дідур В.О., Мазурець О.В., Тищенко О.О., Залуцька О.О. Інформаційна технологія використання хмарних обчислень для класифікації залишків зруйнованих будівель засобами нейронних мереж за візуальними даними з безпілотних літальних апаратів / М.О. Молчанова, В.О. Дідур, О.В. Мазурець, О.О. Тищенко, О.О. Залуцька // *Наука і техніка сьогодні*. – Київ, 2025. – № 4 (45). – С. 1259–1272. – URL: [https://doi.org/10.52058/2786-6025-2025-4\(45\)-1259-1272](https://doi.org/10.52058/2786-6025-2025-4(45)-1259-1272).
14. Sukhdeve D. S. R., Sukhdeve S. S. Google Colaboratory. Google Cloud Platform for Data Science. Berkeley, CA, 2023. P. 11–34. URL: https://doi.org/10.1007/978-1-4842-9688-2_2.
15. Молчанова М.О., Мазурець О.В., Собко О.В., Кліменко В.І., Андрощук В.І. Метод нейромережевого виявлення кібербулінгу з використанням хмарних сервісів та об'єктно-орієнтованої моделі / М.О. Молчанова, О.В. Мазурець, О.В. Собко, В.І. Кліменко, В.І. Андрощук // *Науковий журнал «Вісник Хмельницького національного університету»*. Серія: Технічні науки. – 2024. – № 2 (333). – С. 200–206. – URL: <https://doi.org/10.31891/2307-5732-2024-333-2>.
16. Recyclable and Household Waste Classification. Kaggle: <https://www.kaggle.com/datasets/alistairking/recyclable-and-household-waste-classification>.
17. Mobilenet_v3_small – Torchvision main documentation. URL: https://docs.pytorch.org/vision/main/models/generated/torchvision.models.mobilenet_v3_small.html.
18. Dydo R., Sobko O., Molchanova M., Mazurets O. Analysis of precision of finding the destroyed remains buildings on photos using MobileNetV3 and ViT neural networks / R. Dydo, O. Sobko, M. Molchanova, O. Mazurets // *Science and Technology: New Horizons of Development. Proceedings of the I International Scientific and Practical Conference*. – Prague, 2025. – P. 208–214. – URL: https://isu-conference.com/wp-content/uploads/2025/05/Prague_Czech-Republic_14.05.25.pdf

References

1. Lakhout A. Revolutionizing urban solid waste management with AI and IoT: A review of smart solutions for waste collection, sorting, and recycling / A. Lakhout // *Results in Engineering*. – 2025. – Vol. 25. – P. 104018. – URL: <https://doi.org/10.1016/j.rineng.2025.104018>.
2. Molchanova M., Didur V., Mazurets O., Sobko O., Zakharkevich O. Method for Construction and Demolition Waste Classification Using Two-Factor Neural Network Image Analysis / M. Molchanova, V. Didur, O. Mazurets, O. Sobko, O. Zakharkevich // *CEUR Workshop Proceedings*. – 2025. – Vol. 3970. – P. 168–182. – URL: <https://ceur-ws.org/Vol-3970/PAPER14.pdf>.
3. Mazur Ye.V., Mazurets O.V., Klimenko V.I., Sobko O.V., Zalutska O.O. Alhorytmy ta prohramna arkhitektura informatsiinoi systemy neiromerezhevoho analizu postavy lyudyny / Ye.V. Mazur, O.V. Mazurets, V.I. Klimenko, O.V. Sobko, O.O. Zalutska // *Herald of Khmelnytskyi National University. Technical sciences*. – Khmelnytskyi, 2025. – № 3. – Т. 1. – С. 275–284. <https://doi.org/10.31891/2307-5732-2026-351-35>.
4. Sobko O.V., Klimenko V.I., Mazurets O.V., Zalutska O.O., Hladun O.V. Osoblyvosti prohramnoi inzhenerii ta testuvannia prohramnoho zabezpechennia dlia neiromerezhevoho analizu fotodanykh zalyshkiv zruinovanykh budivel iz robotyzovanoi tekhniki / O.V. Sobko, V.I. Klimenko, O.V. Mazurets, O.O. Zalutska, O.V. Hladun // *Nauka i tekhnika sohodni*. – Kyiv, 2025. – № 4 (45). – С. 1566–1581. [https://doi.org/10.52058/2786-6025-2025-4\(45\)-1566-1581](https://doi.org/10.52058/2786-6025-2025-4(45)-1566-1581).
5. Mazurets O., Molchanova M., Klimenko V., Prosvitliuk M. Practice Implementation of Neural Network Model BART-Large-CNN for Text Annotation / O. Mazurets, M. Molchanova, V. Klimenko, M. Prosvitliuk // *Prospects of Scientific Research in the Conditions of the Modern World. Proceedings of XXVII International Scientific and Practical Conference*. – Rotterdam, Netherlands, 12–14 June 2024. – 2024. – P. 97–102.
6. Mazurets O., Sobko O., Dydo R., Zalutska O., Molchanova M. Augmented reality audiostream creation using CNN: boosting inclusion and safety for visually impaired people / O. Mazurets, O. Sobko, R. Dydo, O. Zalutska, M. Molchanova // *CEUR Workshop Proceedings*. – 2025. – Vol. 4004. – P. 347–361. – URL: <https://ceur-ws.org/Vol-4004/paper26.pdf>.
7. Application of MobileNetV2 to waste classification / L. Yong et al. *PLOS ONE*. 2023. Vol. 18, no. 3. P. e0282336. URL: <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0282336>.
8. Towards sustainable solutions: Effective waste classification framework via enhanced deep convolutional neural networks / M. M. Islam et al. *PLOS One*. 2025. Vol. 20, no. 6. P. e0324294. URL: <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0324294>.
9. Al-Mashhadani I. B. Waste material classification using performance evaluation of deep learning models. *Journal of Intelligent Systems*. 2023. Vol. 32, no. 1. URL: <https://doi.org/10.1515/jisys-2023-0064>.
10. Content-filtering AI systems—limitations, challenges and regulatory approaches / A. Marsoof et al. *Information & Communications Technology Law*. 2022. P. 1–38. URL: <https://doi.org/10.1080/13600834.2022.2078395>.
11. Efficient GPU Cloud architectures for outsourcing high-performance processing to the Cloud / V. Sánchez-Ribes et al. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*. 2023. URL: <https://doi.org/10.1007/s00170-023-11252-0>.
12. Molchanova M. O., Mazurets O. V., Shurypa M. O. Obiektno-orientovanyi pidkhdid do neiromerezhevoho vyjavlennia ta vidstezhennia BPLA z vykorystanniam khmarnykh tekhnolohii / M.O. Molchanova, O.V. Mazurets, M.O. Shurypa // *Nauka i tekhnika sohodni*. – Kyiv, 2025. – № 9 (50). – С. 1346–1360. – DOI: [10.52058/2786-6025-2025-9\(50\)-1346-1360](https://doi.org/10.52058/2786-6025-2025-9(50)-1346-1360). – URL: [https://doi.org/10.52058/2786-6025-2025-9\(50\)-1346-1360](https://doi.org/10.52058/2786-6025-2025-9(50)-1346-1360).
13. Molchanova M.O., Didur V.O., Mazurets O.V., Tyshchenko O.O., Zalutska O.O. Informatsiina tekhnolohiia vykorystannia khmarnykh obchyslen dlia klasyfikatsii zalyshkiv zruinovanykh budivel zasobamy neiromnykh mrezh za vizualnymy danymy z bezpilotnykh litalnykh aparatykh

/ M.O. Molchanova, V.O. Didur, O.V. Mazurets, O.O. Tyshchenko, O.O. Zalutska // *Nauka i tekhnika sohodni.* – Kyiv, 2025. – № 4 (45). – S. 1259–1272. – URL: [https://doi.org/10.52058/2786-6025-2025-4\(45\)-1259-1272](https://doi.org/10.52058/2786-6025-2025-4(45)-1259-1272).

14. Sukhdeve D. S. R., Sukhdeve S. S. Google Colaboratory. Google Cloud Platform for Data Science. Berkeley, CA, 2023. P. 11–34. URL: https://doi.org/10.1007/978-1-4842-9688-2_2.

15. Molchanova M.O., Mazurets O.V., Sobko O.V., Klimenko V.I., Androshchuk V.I. Metod neiromerezhevoho vyivlennia kiberbulinhu z vykorystanniam khmarnykh servisiv ta obiektno-orientovanoi modeli / M.O. Molchanova, O.V. Mazurets, O.V. Sobko, V.I. Klimenko, V.I. Androshchuk // *Naukovyi zhurnal Herald of Khmelnytskyi National University. Technical sciences.* – 2024. – № 2 (333). – S. 200–206. – URL: <https://doi.org/10.31891/2307-5732-2024-333-2>.

16. Recyclable and Household Waste Classification. Kaggle: <https://www.kaggle.com/datasets/alistairking/recyclable-and-household-waste-classification>.

17. Mobilenet_v3_small – Torchvision main documentation. URL: https://docs.pytorch.org/vision/main/models/generated/torchvision.models.mobilenet_v3_small.html.

18. Dydo R., Sobko O., Molchanova M., Mazurets O. Analysis of precision of finding the destroyed remains buildings on photos using MobileNetV3 and ViT neural networks / R. Dydo, O. Sobko, M. Molchanova, O. Mazurets // *Science and Technology: New Horizons of Development. Proceedings of the I International Scientific and Practical Conference.* – Prague, 2025. – P. 208–214. – URL: https://isu-conference.com/wp-content/uploads/2025/05/Prague_Czech-Republic_14.05.25.pdf