

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА


на тему Метод класифікації побутового сміття за візуальними даними
нейромережевими засобами


Рівень вищої освіти другий (магістерський)

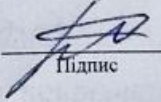
Галузь знань 12 – Інформаційні технології
Шифр і назва галузі знань

Спеціальність 122 – Комп'ютерні науки
Шифр і назва спеціальності

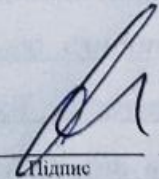
Освітня програма Комп'ютерні науки
Назва освітньої програми

Виконав: студент 2 курсу, група КНм-24-1  Владислав ДЕРЖАК
Курс, група виконавця Підпис Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Керівник: к.т.н., доцент кафедри КН  Олександр МАЗУРЕЦЬ
Науковий ступінь, посада Підпис Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Нормоконтроль: к.т.н., доцент кафедри КН  Руслан БАГРІЙ
Науковий ступінь, посада Підпис Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

До захисту допускаю:
Зав. кафедри КН, д.т.н., професор

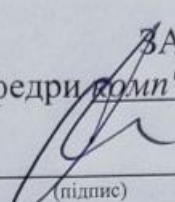


Олександр БАРМАК
Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

16 грудня 2025 р.

ХМЕЛЬНИЦЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
Факультет інформаційних технологій
Кафедра комп'ютерних наук
Освітній ступінь магістр
Галузь знань 12 – Інформаційні технології
Спеціальність 122 – Комп'ютерні науки

ЗАТВЕРДЖУЮ
Завідувач кафедри комп'ютерних наук


(підпис)
д.т.н., професор Олександр БАРМАК
« 28 » серпня 2025 року

**ЗАВДАННЯ
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ**

1. Тема кваліфікаційної роботи магістра: «Метод класифікації побутового сміття за візуальними даними нейромережевими засобами».

2. Завдання видано студенту Владиславу ДЕРЖАКУ
(Ім'я, ПРІЗВИЩЕ)

3. Керівник роботи к.т.н., доцент кафедри КН Олександр МАЗУРЕЦЬ
(Ім'я, ПРІЗВИЩЕ)

4. Затверджені наказом університету від «25» серпня 2025 р. № 65.


5. Дата видачі завдання студенту: «28» серпня 2025 р.

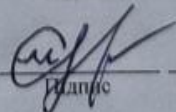
6. Зміст пояснювальної записки (перелік задач) та вихідні дані:

Метою кваліфікаційної роботи магістра є підвищення точності автоматизованої класифікації побутових відходів за візуальними даними шляхом впливу якості вибірки та розроблення нейромережевого підходу. Для досягнення мети слід вирішити такі задачі: виконати аналіз сучасного стану області автоматизованої класифікації побутового сміття; виконати огляд нейромережесих архітектур для класифікації побутового сміття за візуальними даними; виконати аналіз наукових надбань в межах предметної області; розробити метод класифікації побутового сміття за візуальними даними нейромережевими засобами; виконати підготовку датасету для донавчання нейромережі; виконати програмну реалізацію запропонованого методу; виконати дослідження методу класифікації побутового сміття за візуальними даними нейромережевими засобами.

7. Календарний план виконання кваліфікаційної роботи:

№	Назва етапів (розділів) кваліфікаційної роботи бакалавра	Термін виконання	Примітка
1	Вибір напряму дослідження та узгодження теми кваліфікаційної роботи з керівником, складання календарного графіка виконання роботи	вересень 2025	Виконано
2	Ознайомлення з предметною областю, аналіз існуючих методів і моделей, формулювання мети та завдань дослідження, визначення об'єкта й предмета дослідження	вересень 2025	Виконано
3	Розробка методу чи моделі для вирішення обраного завдання, опис архітектури рішення	жовтень 2025	Виконано
4	Програмна реалізація методу чи моделі	жовтень 2025	Виконано
5	Дослідження ефективності та експериментальна перевірка результатів, порівняння з відомими підходами	листопад 2025	Виконано
6	Написання пояснювальної записки, оформлення відповідно до вимог, врахування зауважень керівника	листопад 2025	Виконано
7	Підготовка презентаційних матеріалів та попередній захист	листопад 2025	Виконано
8	Перевірка пояснювальної записки на відповідність вимогам оформлення (нормоконтроль) та перевірка на академічну доброчесність. Отримання відгуку керівника та рецензії.	грудень 2025	Виконано
9	Публічний захист кваліфікаційної роботи	грудень 2025	Виконано

Виконавець: студент групи КНм-24-1  Владислав ДЕРЖАК
Група виконавця Підпис Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Керівник: к.т.н., доц. каф. КН  Олександр МАЗУРЕЦЬ
Науковий ступінь, посада Підпис Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Реферат

Кваліфікаційна робота магістра присвячена вирішенню науково-технічної задачі автоматизованої класифікації побутового сміття за візуальними даними нейромережевими засобами. Результатом роботи є метод класифікації побутового сміття за візуальними даними нейромережевими засобами.

Актуальність теми. У сучасних умовах зростання обсягів побутових відходів та посилення екологічних викликів проблема їх ефективного сортування набуває практичного значення для системи муніципального управління, виробничої логістики та реалізації принципів циркулярної економіки. Побутове сміття містить значну частку вторинної сировини (пластики, метали, папір, скло, текстиль), проте низький рівень роздільного збирання й сортування призводить до втрати ресурсного потенціалу, перевантаження полігонів та додаткового антропогенного навантаження на довкілля. Ручне сортування відходів є трудомістким, пов'язаним із ризиками для здоров'я працівників, а також малоефективним у умовах постійного зростання потоків сміття, що стимулює пошук автоматизованих рішень на основі сучасних інформаційних технологій.

Розвиток комп'ютерного зору та глибинного навчання відкрив можливості для побудови систем, здатних за зображеннями розпізнавати типи відходів, відносити їх до певних матеріальних категорій і тим самим підтримувати процеси механізованого сортування. Однак практичне впровадження таких систем ускладнюється рядом факторів. Зображення побутового сміття часто містять об'єкти зі складною фактурою, частковими перекриттями, різними ракурсами та умовами освітлення. Значна частина даних має знижену різкість, недостатній контраст, затемнені ділянки, що негативно впливає на навчання нейромережових моделей. За таких умов класичні підходи, які припускають використання всіх доступних зразків без попередньої оцінки їхньої якості, не забезпечують стійких результатів, особливо в задачах з великою кількістю тонко розрізняваних класів.

Додатковим викликом є потреба в побудові рішень, які можуть працювати у відносно ресурснообмежених середовищах (наприклад, у складі компактних сортувальних ліній або вбудованих систем), забезпечуючи при цьому достатню

точність класифікації для прийняття технологічних рішень. У таких сценаріях важливо не лише обрати відповідну архітектуру нейромережі, але й раціонально формувати навчальні вибірки, вилучаючи з них знімки, що не несуть інформативного навантаження або спотворюють статистику класів. Це ставить на порядок денний питання побудови методів попередньої, орієнтованої на якість, обробки візуальних даних як невід'ємної частини інтелектуальних систем класифікації.

Мета і задачі роботи. Метою кваліфікаційної роботи магістра є підвищення точності автоматизованої класифікації побутових відходів за візуальними даними шляхом впливу якості вибірки та розроблення нейромережевого підходу з передобчислювальними рішеннями.

Для досягнення мети слід вирішити такі задачі:

- виконати аналіз сучасного стану області автоматизованої класифікації побутового сміття;
- виконати огляд нейромережевих архітектур для класифікації побутового сміття за візуальними даними;
- виконати аналіз наукових надбань в межах предметної області;
- розробити метод класифікації побутового сміття за візуальними даними нейромережевими засобами;
- виконати підготовку датасету для донавчання нейромережі;
- виконати програмну реалізацію запропонованого методу;
- виконати дослідження методу класифікації побутового сміття за візуальними даними нейромережевими засобами.

Об'єкт дослідження. Процес автоматизованої класифікації побутових відходів за візуальними даними в багатокласових вибірках зображень.

Предмет дослідження. Моделі методи та засоби для нейромережевої класифікації побутових відходів із попереднім якісно орієнтованим відбором зображень за показниками різкості, контрасту, експозиції та рівня шуму.

Методи дослідження, що використані для вирішення поставлених завдань, є наступними: методи комп'ютерного зору та нейромережевого аналізу зображень для класифікації побутових відходів і попередньої фільтрації зображень за показниками якості, а також методи математичної статистики для оцінювання ефективності

запропонованого підходу та порівняння результатів роботи моделей на повному й очищеному наборах даних.

Наукова новизна одержаних результатів. В роботі запропоновано якісно-орієнтований підхід до класифікації побутових відходів за візуальними даними, у якому попередній автоматизований відбір зображень за інтегральним показником якості поєднано з донавчанням згорткової нейромережевої моделі. На відміну від типових рішень, де всі наявні зображення подаються на вхід класифікатора, у роботі формалізовано процедуру фільтрації за різкістю, контрастом, експозицією та рівнем шуму й показано, що помірний відсів низькоякісних зразків дає приріст точності та макроусередненого F_1 -критерію без зменшення репрезентативності вибірки.

Апробація результатів кваліфікаційної роботи магістра та публікації. Основні наукові й практичні результати роботи доповідались у доповідях «Проектування інтелектуальної системи класифікації побутового сміття за візуальними даними» на XVII Всеукраїнській науково-практичній конференції «Актуальні проблеми комп'ютерних наук АПКН-2025» (м.Хмельницький) 14-15 листопада 2025 року; «Архітектура модульної інтелектуальної системи класифікації побутового сміття з контролем якості вхідних зображень» на XVIII Міжнародній науково-практичній конференції (м. Одеса) 30–31 жовтня 2025 року; «Approach to image preprocessing for household waste classification in circular economy» на Proceedings of the International Scientific and Practical Conference «Resource-Saving Technologies of Apparel, Textile & Food Industry» (м. Хмельницький) 20 листопада 2025 року. За темою кваліфікаційної роботи магістра автором виконано чотири наукові публікації.

Структура та обсяг роботи. Кваліфікаційна робота магістра складається з реферату, завдання, змісту, переліку скорочень, вступу, 4-х розділів, висновків, переліку посилань із 73 найменувань та 7 додатків. Обсяг основного тексту кваліфікаційної роботи магістра становить 88 сторінок. У роботі наведено 31 рисунок і 6 таблиць.

Ключові слова: побутові відходи; комп'ютерний зір; нейромережева якісно-орієнтована фільтрація даних; EfficientNet-B0.

Зміст

Перелік скорочень	4
Вступ.....	5
РОЗДІЛ 1 Дослідження сучасного стану автоматизованої класифікації побутового сміття	8
1.1 Аналіз проблеми сортування та класифікації побутового сміття.....	8
1.2 Нейромережеві архітектури для класифікації побутового сміття за візуальними даними	14
1.3 Аналіз наукових надбань в області класифікації побутового сміття за візуальними даними.....	19
1.4 Постановка задачі.....	21
РОЗДІЛ 2 Метод класифікації побутового сміття за візуальними даними нейромережевими засобами.....	22
2.1 Проблеми якості зображень у задачах класифікації побутового сміття за візуальними даними.....	22
2.2 Підхід до класифікації побутового сміття за візуальними даними нейромережевими засобами.....	24
2.3 Формальна модель відбору зображень	25
2.4 Формування та підготовка навчальних даних	26
2.5 Метрики оцінювання результатів класифікації	31
Висновки до розділу 2	33
РОЗДІЛ 3 Проєктування інтелектуальної системи класифікації побутового сміття за візуальними даними	35
3.1 Вибір засобів розробки інтелектуальної системи.....	35
3.2 Проєктування складових інтелектуальної системи.....	38
3.3 Моделювання процесів і сценаріїв взаємодії системи	41
3.4 Компоненти та функції інтелектуальної системи класифікації побутових відходів.....	46
3.5 Вимоги до інтелектуальної системи класифікації побутових відходів.....	49

Висновки до розділу 3	52
РОЗДІЛ 4 Експериментальне дослідження методу класифікації побутового сміття за візуальними даними нейромережевими засобами.....	54
4.1 Програмна структура компонентів інтелектуальної системи	54
4.2 Особливості програмної реалізації інтелектуальної системи класифікації побутових відходів.....	57
4.3 Тестування розробленої інтелектуальної системи	63
4.4 Дослідження методу	72
Висновки до розділу 4	75
Загальні висновки.....	78
Перелік посилань.....	81
Додатки	

Перелік скорочень

Скорочення, термін, позначення	Пояснення
ТПВ	Твердими побутовими відходами
ЄС	Європейський Союз
Eurostat	Статистичне управління Європейського Союзу
MRF	Materials Recovery Facilities (сортувальні комплекси з відбору вторинних ресурсів)
ISWA	International Solid Waste Association (Міжнародна асоціація твердих відходів)
IEA	International Energy Agency (Міжнародне енергетичне агентство)
CNN	Згорткова нейронна мережа
SVM	Метод опорних векторів
SE	Squeeze-and-Excitation (модулі уваги)
CBAM	Convolutional Block Attention Module
ViT	Vision Transformer (візуальний трансформер)
YOLO	You Only Look Once
U-Net	U-подібна згорткова нейронна мережа для сегментації
F1	F1-міра (гармонійне середнє точності та повноти)
macro-F1	Макроусереднена F1-міра

Вступ

Актуальність теми У сучасних умовах зростання обсягів побутових відходів та посилення екологічних викликів проблема їх ефективного сортування набуває практичного значення для системи муніципального управління, виробничої логістики та реалізації принципів циркулярної економіки. Побутове сміття містить значну частку вторинної сировини (пластики, метали, папір, скло, текстиль), проте низький рівень роздільного збирання й сортування призводить до втрати ресурсного потенціалу, перевантаження полігонів та додаткового антропогенного навантаження на довкілля. Ручне сортування відходів є трудомістким, пов'язаним із ризиками для здоров'я працівників, а також малоефективним у умовах постійного зростання потоків сміття, що стимулює пошук автоматизованих рішень на основі сучасних інформаційних технологій.

Розвиток комп'ютерного зору та глибинного навчання відкрив можливості для побудови систем, здатних за зображеннями розпізнавати типи відходів, відносити їх до певних матеріальних категорій і тим самим підтримувати процеси механізованого сортування. Однак практичне впровадження таких систем ускладнюється рядом факторів. Зображення побутового сміття часто містять об'єкти зі складною фактурою, частковими перекриттями, різними ракурсами та умовами освітлення. Значна частина даних має знижену різкість, недостатній контраст, затемнені ділянки, що негативно впливає на навчання нейромережевих моделей. За таких умов класичні підходи, які припускають використання всіх доступних зразків без попередньої оцінки їхньої якості, не забезпечують стійких результатів, особливо в задачах з великою кількістю тонко розрізняваних класів.

Додатковим викликом є потреба в побудові рішень, які можуть працювати у відносно ресурснообмежених середовищах (наприклад, у складі компактних сортувальних ліній або вбудованих систем), забезпечуючи при цьому достатню точність класифікації для прийняття технологічних рішень. У таких сценаріях важливо не лише обрати відповідну архітектуру нейромережі, але й раціонально формувати навчальні вибірки, вилучаючи з них знімки, що не несуть

інформативного навантаження або спотворюють статистику класів. Це ставить на порядок денний питання побудови методів попередньої, орієнтованої на якість, обробки візуальних даних як невід'ємної частини інтелектуальних систем класифікації.

Мета і задачі роботи. Метою кваліфікаційної роботи магістра є підвищення точності автоматизованої класифікації побутових відходів за візуальними даними шляхом впливу якості вибірки та розроблення нейромережевого підходу з передобчислювальними рішеннями.

Для досягнення мети слід вирішити такі задачі:

- виконати аналіз сучасного стану області автоматизованої класифікації побутового сміття;
- виконати огляд нейромережевих архітектур для класифікації побутового сміття за візуальними даними;
- виконати аналіз наукових надбань в межах предметної області;
- розробити метод класифікації побутового сміття за візуальними даними нейромережевими засобами;
- виконати підготовку датасету для донавчання нейромережі;
- виконати програмну реалізацію запропонованого методу;
- виконати дослідження методу класифікації побутового сміття за візуальними даними нейромережевими засобами.

Об'єкт дослідження. Процес автоматизованої класифікації побутових відходів за візуальними даними в багатокласових вибірках зображень.

Предмет дослідження. Моделі методи та засоби для нейромережевої класифікації побутових відходів із попереднім якісно орієнтованим відбором зображень за показниками різкості, контрасту, експозиції та рівня шуму.

Методи дослідження, що використані для вирішення поставлених завдань, є наступними: методи комп'ютерного зору та нейромережевого аналізу зображень для класифікації побутових відходів і попередньої фільтрації зображень за показниками якості, а також методи математичної статистики для оцінювання ефективності

запропонованого підходу та порівняння результатів роботи моделей на повному й очищеному наборах даних.

Наукова новизна одержаних результатів. В роботі запропоновано якісно-орієнтований підхід до класифікації побутових відходів за візуальними даними, у якому попередній автоматизований відбір зображень за інтегральним показником якості поєднано з донавчанням згорткової нейромережевої моделі. На відміну від типових рішень, де всі наявні зображення подаються на вхід класифікатора, у роботі формалізовано процедуру фільтрації за різкістю, контрастом, експозицією та рівнем шуму й показано, що помірний відсів низькоякісних зразків дає приріст точності та макроусередненого F_1 -критерію без зменшення репрезентативності вибірки.

Апробація результатів кваліфікаційної роботи магістра та публікації. Основні наукові й практичні результати роботи доповідались у доповідях «Проектування інтелектуальної системи класифікації побутового сміття за візуальними даними» на XVII Всеукраїнській науково-практичній конференції «Актуальні проблеми комп'ютерних наук АПКН-2025» (м.Хмельницький) 14-15 листопада 2025 року; «Архітектура модульної інтелектуальної системи класифікації побутового сміття з контролем якості вхідних зображень» на XVIII Міжнародній науково-практичній конференції (м. Одеса) 30–31 жовтня 2025 року; «Approach to image preprocessing for household waste classification in circular economy» на Proceedings of the International Scientific and Practical Conference «Resource-Saving Technologies of Apparel, Textile & Food Industry» (м. Хмельницький) 20 листопада 2025 року. За темою кваліфікаційної роботи магістра автором виконано чотири наукові публікації.

Структура та обсяг роботи. Кваліфікаційна робота магістра складається з реферату, завдання, змісту, переліку скорочень, вступу, 4-х розділів, висновків, переліку посилань із 73 найменувань та 7 додатків. Обсяг основного тексту кваліфікаційної роботи магістра становить 88 сторінок. У роботі наведено 31 рисунок і 6 таблиць.

Ключові слова: побутові відходи; комп'ютерний зір; нейромережева якісно-орієнтована фільтрація даних; EfficientNet-B0.

РОЗДІЛ 1 Дослідження сучасного стану автоматизованої класифікації побутового сміття

1.1 Аналіз проблеми сортування та класифікації побутового сміття

Побутові відходи (ПВ) становлять один із найдинамічніших і водночас найскладніших потоків антропогенних матеріалів, формування яких безпосередньо пов'язане з процесами урбанізації, зростанням споживання та зміною стилю життя населення. У міських агломераціях саме побутові відходи є вагомим джерелом екологічних ризиків, оскільки їх накопичення та неналежне поводження призводять до деградації ґрунтів, забруднення поверхневих і підземних вод, погіршення якості атмосферного повітря та зростання соціальних і санітарних проблем [1]. Висока варіативність морфологічного складу ПВ і їх безперервне утворення у великих обсягах ускладнюють планування та експлуатацію інфраструктури збирання, сортування і перероблення.

За оцінками Світового банку, у світі щороку утворюється понад 2,24 млрд твердих побутових відходів (ТПВ), і ця величина має чітку тенденцію до зростання. За відсутності системних змін у політиці та технологіях поводження з відходами до 2050 року глобальні обсяги ТПВ можуть зрости майже на 70 %, що створить суттєвий тиск на існуючі інфраструктурні рішення та фінансові ресурси навіть у країнах з розвиненими сервісами управління відходами [2]. Для держав із перехідною економікою такі тенденції означають ризик швидкого вичерпання полігонних потужностей і зростання витрат на екологічну безпеку.

Водночас, за наявними міжнародними оцінками, приблизно третина побутових відходів у світі й сьогодні не піддається екологічно належній обробці або сортуванню, що свідчить про значні прогалини у глобальній системі управління відходами [3]. Така практика посилює навантаження на полігони, сприяє утворенню несанкціонованих звалищ і водночас призводить до втрати ресурсної цінності матеріалів, які могли б бути повернуті в господарський обіг. У сукупності ці фактори підкреслюють нагальну потребу в переході від лінійної моделі «збирання–

захоронення» до більш сталих і циркулярних підходів, орієнтованих на мінімізацію відходів та максимальне відновлення ресурсів.

Програма ООН з довкілля у глобальному огляді GWMO підкреслює, що неефективні системи збору та первинного розділення у багатьох регіонах призводять до залежності від захоронення та неконтрольованих звалищ, що створює довгострокові ризики для ґрунтів, вод і здоров'я населення [4]. Документ формулює політико-управлінські орієнтири: пріоритизацію попередження утворення відходів, розвиток інфраструктури сортування/перероблення та економічні стимули для повторного використання матеріалів [5].

Європейський Союз розглядає управління відходами як один із ключових напрямів Європейського зеленого курсу та Плану дій з циркулярної економіки. Регуляторні рамки, зокрема Директива 2008/98/ЕС (рамкова) та її оновлення 2018/851, встановлюють ієрархію поводження з відходами (від запобігання до перероблення і мінімального захоронення) та цільові показники підвищення рівня підготовки до повторного використання і перероблення муніципальних відходів до 2035 року [6]. Ці документи задають імператив для розвитку систем роздільного збирання та сортувальних потужностей, що прямо впливає на вимоги до класифікації матеріалів у потоці змішаних відходів (рисунок 1.1) [7].



Рисунок 1.1 – Типи побутових відходів [7]

Статистичні дані Європейського Союзу переконливо ілюструють, що навіть за умов дії жорстких регуляторних механізмів, економічних стимулів та наявності розгалуженої інфраструктури збирання і перероблення відходів частка змішаних потоків твердих побутових відходів залишається суттєвою [8]. За узагальненими даними Eurostat [9], у низці держав-членів ЄС спостерігається поступове зростання показників повторного використання та перероблення матеріалів, однак водночас значний сегмент відходів і надалі спрямовується на захоронення або спалювання без належного попереднього відсіву цінних фракцій. Така ситуація свідчить не стільки про відсутність інфраструктури, скільки про обмеження ефективності процесів на ранніх етапах оброблення відходів.

Зокрема, недостатня точність первинного сортування та класифікації призводить до втрати потенційно придатних до перероблення матеріалів, їх забруднення та зниження якості вторинної сировини. Це формує так звані «вузькі місця» на сортувальних лініях, коли навіть сучасні технологічні комплекси не здатні повною мірою компенсувати помилки початкового розділення потоків [10]. Як наслідок, ефективність подальших етапів перероблення знижується, а економічні та екологічні витрати системи зростають.

У сукупності ці тенденції підкреслюють об'єктивну потребу в суттєвому підвищенні якості первинного розділення відходів та розвитку більш точних і адаптивних технологій відбору матеріалів на сортувальних лініях. Особливого значення набуває впровадження інтелектуальних методів класифікації, здатних працювати зі змішаними та забрудненими потоками, що є критично важливим для досягнення цілей циркулярної економіки та зменшення обсягів захоронення відходів.

В Україні зазначена проблема має додаткові, структурно зумовлені виміри, пов'язані як із історично сформованою моделлю поводження з відходами, так і з поточним етапом трансформації нормативно-правової та інституційної бази. Офіційні державні стратегії та програмні документи, зокрема Стратегія управління відходами до 2030 року, затверджена Кабінетом Міністрів України, а також Національний план управління відходами до 2033 року [11], декларують перехід до

європейських підходів і спрямовані на поетапну побудову регіональної інфраструктури збирання, сортування та перероблення відходів. Важливим елементом цих документів є впровадження принципів розширеної відповідальності виробника, які мають стимулювати залучення бізнесу до фінансування та організації систем роздільного збирання і перероблення.

Водночас на практиці домінування полігонного захоронення твердих побутових відходів, а також недостатнє охоплення населення і суб'єктів господарювання роздільним збиранням залишаються системним і довготривалим викликом для галузі [12]. Значна частина відходів потрапляє на полігони без попереднього сортування (рисунок 1.2) або з мінімальним відсівом корисних фракцій, що призводить до втрати ресурсного потенціалу та ускладнює виконання цільових показників, закладених у стратегічних документах. Обмежена кількість сучасних сортувальних ліній і нерівномірний регіональний розвиток інфраструктури додатково поглиблюють цю проблему.



Рисунок 1.2 – Полігон сміття без попереднього сортування

За даними аналітичних оглядів та урядових публікацій, частка відходів, що спрямовується на полігони, протягом останніх років залишається стабільно дуже

високою, незважаючи на задекларовані реформи та оновлення законодавства. Водночас посилюється нормативний і регуляторний тиск на органи місцевого самоврядування та операторів ринку щодо створення нових сортувальних потужностей, модернізації існуючих об'єктів і підвищення якості передпереробної класифікації відходів [13]. Це формує об'єктивну потребу в запровадженні більш ефективних технологічних і інтелектуальних рішень, здатних забезпечити підвищення точності сортування в умовах обмежених ресурсів і складної структури відходів.

З технологічного боку сортувальні комплекси типу materials recovery facilities (MRF) (рисунок 1.3) відіграють ключову роль у системі поводження з твердими побутовими відходами, оскільки саме на цих об'єктах здійснюється виділення вторинних ресурсів зі змішаного потоку відходів [14]. До таких ресурсів належать папір і картон, різні марки та типи пластиків, скло, чорні й кольорові метали, а також органічна фракція, придатна для біологічного оброблення. Ефективність роботи MRF безпосередньо визначає якість вторинної сировини, можливість її подальшого використання у переробних ланцюгах і загальну економіку системи управління відходами.

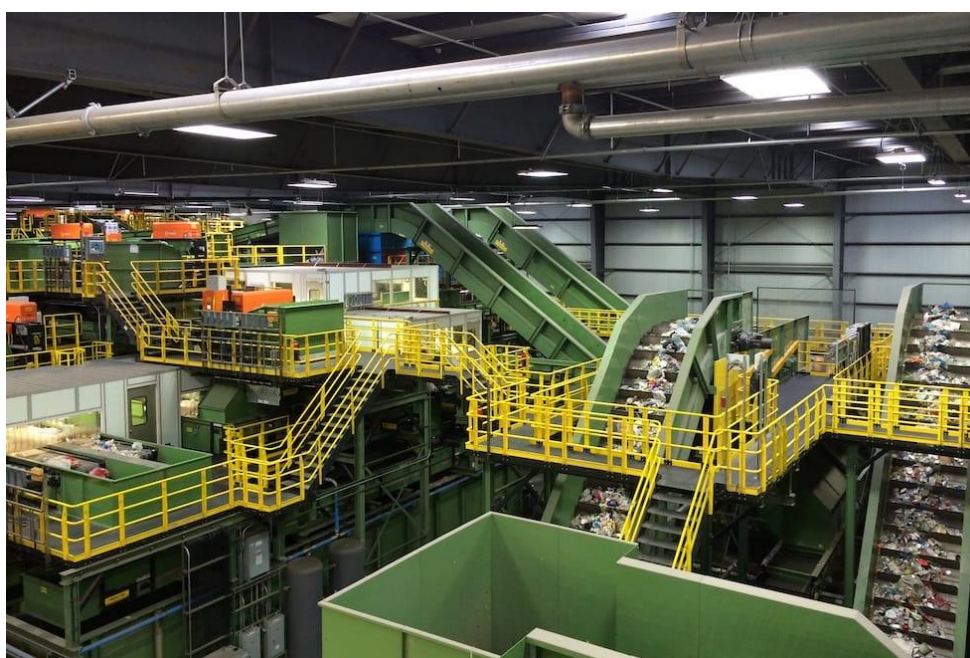


Рисунок 1.3 – Сортувальний комплекс Materials recovery facilities

Міжнародні галузеві керівництва та аналітичні огляди, зокрема матеріали Міжнародної асоціації твердих відходів (ISWA [15]) та програми IEA Bioenergy [16], наголошують на сукупності критичних чинників, що формують якість сортування. До них належать стабільність і рівномірність подачі відходів на конвеєрні лінії, ефективне попереднє розкриття пакетів і мішків для запобігання прихованим включенням, точне калібрування та регулярна валідація оптичних і спектральних сенсорів, контроль вологості матеріалів, а також системна мінімізація забруднень і сторонніх домішок у потоці [17]. Кожен із цих факторів впливає на коректність автоматичного та ручного відбору і визначає стабільність технологічного процесу.

Недотримання зазначених умов призводить до накопичення помилок на різних етапах сортування, що безпосередньо знижує чистоту отриманих фракцій та їхню ринкову вартість. У результаті зростають витрати на доочищення або утилізацію матеріалів, погіршується економіка перероблення і збільшується частка так званого «відсіву», який повертається у залишковий потік і зрештою спрямовується на захоронення або спалювання [18]. Таким чином, технологічна досконалість і належна експлуатація сортувальних комплексів є критично важливими передумовами для зменшення втрат вторинних ресурсів і підвищення загальної ефективності системи управління відходами.

З точки зору предметної області, класифікація в контексті поводження з твердими побутовими відходами означає надійне та відтворюване віднесення кожної окремої одиниці відходів до відповідної матеріальної категорії, зокрема скла, металу, паперу і картону, різних типів пластиків, органічної фракції тощо, у складних реальних умовах експлуатації. На відміну від лабораторних або контрольованих середовищ, реальні потоки ТПВ характеризуються змішаним морфологічним складом, наявністю забруднень, механічними деформаціями об'єктів, частковим руйнуванням упаковки, а також значною варіативністю ракурсів зйомки та умов освітлення, що безпосередньо впливає на точність розпізнавання [20]. Саме сукупність цих факторів формує основні джерела систематичних помилок на автоматизованих і напівавтоматизованих сортувальних лініях.

Зокрема, прозорі або напівпрозорі полімерні матеріали часто помилково ідентифікуються між собою або зі скляними об'єктами; забруднений чи вологий папір істотно знижує якість целюлозної фракції та ускладнює її подальшу переробку; багат шарові та композитні матеріали, які поєднують кілька типів сировини, нерідко «проскакують» крізь етапи сортування як хибні результати класифікації. У результаті це призводить до втрат вторинної сировини, зниження економічної ефективності переробних процесів і зростання навантаження на полігони. Останні міжнародні огляди підкреслюють, що без суттєвого підвищення точності та стабільності сортування, зокрема за рахунок інтелектуальних методів аналізу зображень і даних, зовнішні екологічні та економічні витрати, пов'язані з поводженням з відходами, продовжать неухильно зростати щонайменше до середини поточного століття [21].

Узагальнюючи, вузол проблеми лежить не лише в обсягах утворення ТПВ, а й у якості розділення та класифікації матеріалів у реальному потоці. Регуляторні рамки ЄС, глобальні орієнтири та національні стратегії України одноставно вказують на потребу поліпшення первинного сортування і точності класифікації як передумови для досягнення цілей перероблення, зменшення захоронення та втрат ресурсної вартості. Це визначає практичну важливість предметної області та обґрунтовує подальший фокус на підвищенні якості даних і процедур класифікації в реальних виробничих умовах.

1.2 Нейромережеві архітектури для класифікації побутового сміття за візуальними даними

Розв'язання задачі класифікації побутових відходів із використанням візуальних даних передбачає два послідовні етапи: ідентифікацію об'єктів у сцені та їх подальшу класифікацію. У реальних умовах потоки сміття часто містять кілька об'єктів на одному зображенні, предмети можуть перекриватися, мати неоднорідні тла або перебувати у частково деформованому стані [22]. Тому до класифікації зазвичай передує локалізація або сегментація окремих об'єктів, що дає змогу

виокремити релевантну область для аналізу. У дослідженні було показано ефективність двоетапного підходу Faster R-CNN (рисунок 1.4), який став основою багатьох прикладних систем виявлення об'єктів [23, 24].

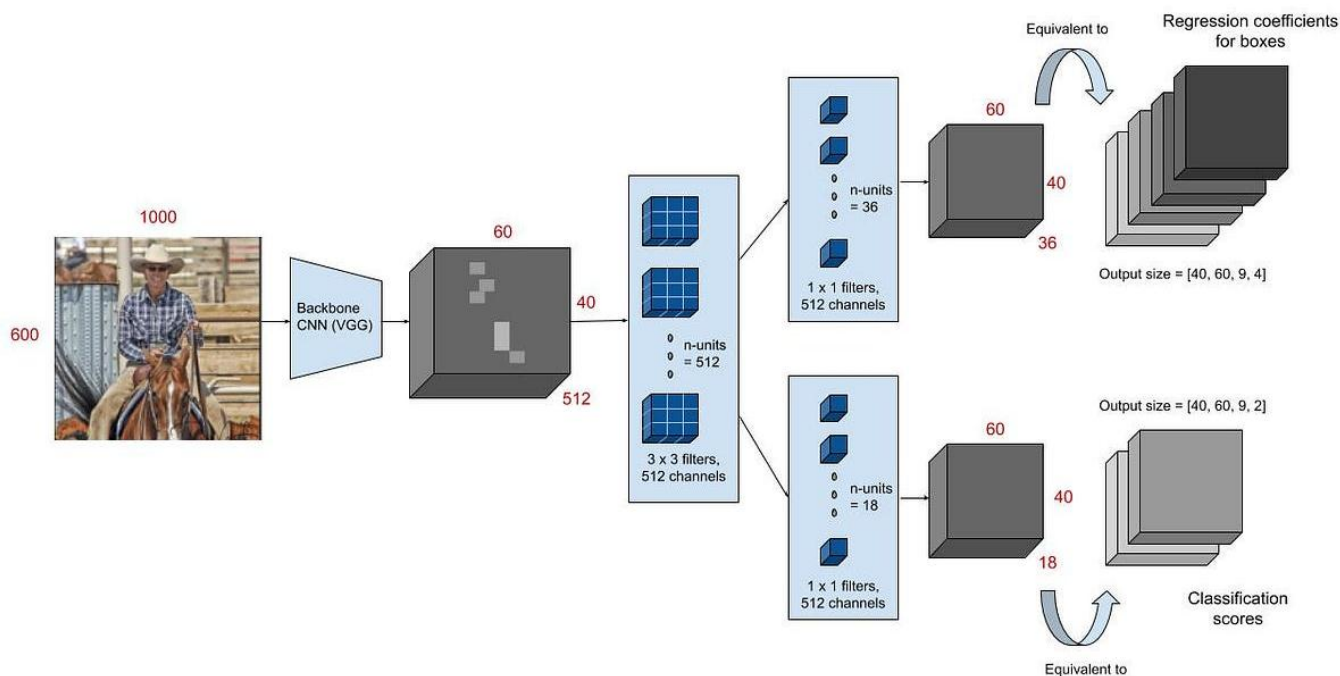


Рисунок 1.4 – Архітектура Faster R-CNN [24]

Аналогічні підходи застосовувалися і для виявлення побутових відходів на відкритих територіях, зокрема в низці робіт, опублікованих у журналі Sensors [25]. У цих дослідженнях аналізувалися сцени з прибережними відходами, що характеризуються високою різноманітністю об'єктів, складним фоном та значною варіативністю масштабів. Отримані результати продемонстрували спроможність сучасних детекторів об'єктів ефективно локалізувати різнорідні елементи сміття на зображеннях зі складною просторовою структурою, навіть за наявності шумів, перекриттів і неоднорідних умов освітлення. Це підтверджує потенціал методів комп'ютерного зору для моніторингу забруднених територій у реальних, неконтрольованих умовах.

Одноетапні детектори, зокрема архітектури сімейства YOLO [26], також активно застосовуються для локалізації об'єктів побутових відходів завдяки поєднанню високої швидкодії та прийнятної точності розпізнавання. Такі моделі

здатні працювати у змінних умовах освітлення, на неоднорідному тлі та з великою кількістю об'єктів у кадрі, що є типовим для сортувальних ліній і відкритих сцен. Дослідження, присвячене використанню YOLOv5 у задачах автоматичного сортування відходів, демонструє придатність цих нейромереж для потокових сценаріїв оброблення зображень, де критично важливо забезпечити високу продуктивність у режимі близькому до реального часу [27].

У випадках, коли завданням є не лише визначення меж об'єкта, а й його точне відділення від фону, застосовують сегментаційні архітектури. Моделі на основі U-Net залишаються поширеним інструментом у задачах сегментації твердих побутових відходів, оскільки дозволяють отримувати піксельну маску об'єкта та коректно обробляти складні контури. Їхні удосконалені модифікації демонструють стабільні результати на сценах з неоднорідним тлом, різною щільністю об'єктів і частковими перекриттями, що робить такі підходи доцільними для задач, де потрібна висока просторова точність розпізнавання. Разом із цим у задачах аналізу сміттєвих потоків активно застосовуються й більш складні сегментаційні підходи, зокрема інстанс- та паноптична сегментація. Архітектури на кшталт Mask R-CNN або DeepLabv3+ дозволяють одночасно відокремлювати окремі об'єкти один від одного та від фону, що важливо для змішаних потоків, де фрагменти паперу, пластику та металу можуть взаємно перекриватися. У роботах, присвячених моніторингу сміття на конвеєрних стрічках та відкритих полігонах, такі моделі використовуються для побудови щільних масок, оцінювання площі фрагментів і виявлення домішок, які ускладнюють подальше сортування, наприклад, залишків органічних відходів на упаковці. Це створює основу для більш гнучких систем, що поєднують сегментацію, класифікацію матеріалу та оцінювання ступеня забруднення.

Після локалізації або кропінгу об'єктів наступним етапом є їх класифікація. Найбільш поширеними архітектурами в цій підзадачі залишаються згорткові нейронні мережі, які адаптуються до предметної області шляхом трансферного навчання. Використання ResNet як базової архітектури для розпізнавання категорій сміття було досліджено у низці експериментів [28].

Легковагові моделі, такі як MobileNetV2 (рисунок 1.5), отримали особливу популярність завдяки здатності працювати на пристроях із обмеженими ресурсами [29]. Подальший розвиток архітектур CNN пов'язаний із включенням механізмів уваги, які дають змогу зосереджуватися на релевантних ділянках зображення та зменшувати вплив фону. Дослідження з використанням SE-блоків (Squeeze-and-Excitation) у модифікаціях ResNet показали, що це дозволяє підвищувати стабільність класифікації для складних категорій. Подібні результати отримані й для СВМ-архітектур [30, 31], де поєднання channel- та spatial-attention покращує виділення ознак у неоднорідних об'єктах, що характерно для побутового сміття. У статтях журналу Sensors відзначається, що впровадження таких блоків у легковагові мережі дає змогу частково компенсувати втрати якості, спричинені зменшенням розміру моделі.

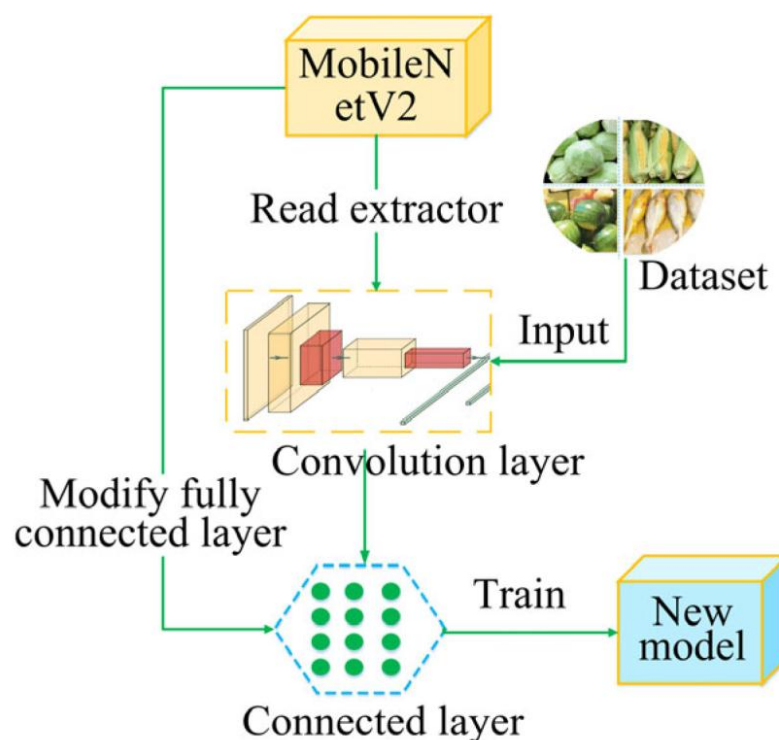


Рисунок 1.5 – Архітектура нейромережі MobileNetV2 [31]

Серед сучасних згорткових архітектур окреме місце посідає сімейство EfficientNet, у якому масштабування глибини, ширини та роздільної здатності мережі здійснюється за єдиним «компаунд»-принципом. Моделі EfficientNet B0–B7

демонструють кращий компроміс між точністю та обчислювальними витратами порівняно з класичними ResNet чи VGG, що робить їх придатними для застосувань у сфері переробки відходів, де часто доводиться працювати з обмеженими ресурсами обчислювальних модулів сортувальних ліній. У низці робіт підкреслюється, що використання попередньо натренованих варіантів EfficientNet з подальшим тонким донавчанням на предметних датасетах побутового сміття дозволяє досягати вищої макро-F1 та кращої збалансованості між класами за рахунок більш ефективного використання простору ознак.

Окремий напрям розвитку класифікаційних архітектур пов'язаний із застосуванням візуальних трансформерів. Vision Transformer (ViT) став першою моделлю, яка продемонструвала порівнянну або вищу точність за ResNet у задачах класифікації зображень за умови достатніх обсягів навчальних даних [32]. Пізніше модифікації на кшталт Swin Transformer адаптувалися до сценаріїв, де необхідно комбінувати локальні й глобальні ознаки [33]. Хоча застосування трансформерів для побутових відходів поки що менш поширене, низка експериментальних робіт на arXiv демонструє їхнє використання для сортування композиційних або візуально неоднорідних матеріалів. Це створює підґрунтя для поєднання детекторів на базі CNN із класифікаційними головами на основі attention-механізмів.

Для сцен із побутовими відходами характерні розмиття через рух конвеєра, нерівномірне освітлення, тіні, відблиски на прозорому пластику, часткові оклюзії об'єктів. У таких умовах запропоновано підходи, які поєднують неймережеві класифікатори з механізмами quality-aware навчання: зразки низької якості або відсікаються на етапі формування вибірки, або отримують меншу вагу у функції втрат. Паралельно розвиваються стратегії навчання за типом curriculum learning, у рамках яких модель спочатку навчається на «чистих» прикладах, а потім поступово залучає більш складні та зашумлені зображення. Для задач класифікації побутових відходів це відкриває можливість підвищувати стійкість моделей без зміни

архітектури виключно за рахунок більш продуманої організації даних та їхнього відбору.

Таким чином, сучасні підходи до аналізу зображень побутового сміття передбачають взаємодоповнюваність етапів ідентифікації та класифікації. Детектори та сегментатори забезпечують виділення релевантних об'єктів у сцені, тоді як CNN- та transformer-архітектури відповідають за їх матеріальне або семантичне віднесення. Вибір конкретної мережі залежить від контексту використання: у вбудованих або мобільних системах пріоритетними є легковагові CNN, тоді як для багатопредметних сцен або зображень зі складними ознаками перевагу можуть отримувати комбіновані або трансформерні рішення. Реальні дослідження підтверджують, що успішне впровадження залежить не лише від архітектури, а й від наявності якісних даних, адаптивності до шуму та можливості поєднання етапів локалізації й класифікації в єдиному конвеєрі.

1.3 Аналіз наукових надбань в області класифікації побутового сміття за візуальними даними

Сучасні дослідження з візуальної класифікації побутових відходів зводяться до двох взаємопов'язаних сценаріїв: по-перше, локалізація/ідентифікація об'єктів у «дикій» сцені (коли на кадрі присутні кілька предметів і неоднорідне тло), і по-друге, класифікація вже виділених фрагментів (crop/patch) за матеріальними категоріями. У межах «чистої» класифікації зображень показовою є робота в PLOS ONE, де застосування MobileNetV2 дало 82,92 % accuracy на чотирьох класах побутових відходів і перевищило простий CNN – автори підкреслюють ефективність трансферного навчання для доменної адаптації [34].

Подальший приріст для легковагових архітектур фіксує інша стаття PLOS ONE: варіант MobileNetV2 + SVM досяг 94,28 % accuracy на задачі класифікації

сміття (10 класів), що автори пояснюють кращим розділенням ознак на останніх шарах та доцільністю альтернативної лінійної голови [35].

Порівняльні дослідження підтверджують, що вибір базової архітектури суттєво впливає на стабільність міжкласових метрик: ResNet-50, GoogleNet/InceptionV3, Xception демонструють різну чутливість до дисбалансу класів і «брудних» зображень, тому коректна оцінка передбачає звітування macro-F1 і balanced accuracy, а не лише загальної точності [36]. У прикладних роботах також перевіряють ефект модулів уваги: інтеграція SE-блоків або CBAM у CNN дає приріст F1 на «складних» категоріях завдяки фокусуванню на релевантних каналах/ділянках зображення.

Щодо новіших архітектур, візуальні трансформери ViT і Swin демонструють конкурентоспроможність у класифікації зображень за умови достатніх даних і правильних аугментацій, що підтверджено оригінальними роботами [32, 33] у сфері побутових відходів вони поки застосовуються точково, але в експериментальних роботах на arXiv демонструють приріст на складних сценах.

У сценаріях «сцена-з-багатьма-об'єктами» вирішальним стає етап ідентифікації: детектори й сегментатори готують якісний вхід для подальшої класифікації. Для реальних умов (вуличні/берегові сцени, конвеєри) двоетапні моделі на кшталт Faster R-CNN показали здатність виділяти різномірні об'єкти в широкому діапазоні фонів, а застосування в домені сміття підтверджене для прибережних відходів: виявлення дрібних об'єктів на неоднорідному тлі із подальшою первинною класифікацією. Одноетапні детектори родини YOLO активно застосовують у потокових сценаріях; зокрема повідомляється про 73% Precision в експерименті із реальним часом на задачі детекції-класифікації твердих відходів [37]. Якщо потрібне точне виділення контурів, як при злипанні об'єктів або складних формах, використовують сегментаційні мережі U-Net.

1.4 Постановка задачі

Метою кваліфікаційної роботи магістра є підвищення точності автоматизованої класифікації побутових відходів за візуальними даними шляхом впливу якості вибірки та розроблення нейромережевого підходу з передобчислювальними рішеннями.

Для досягнення мети слід вирішити такі задачі:

- виконати аналіз сучасного стану області автоматизованої класифікації побутового сміття;
- виконати огляд нейромережевих архітектур для класифікації побутового сміття за візуальними даними;
- виконати аналіз наукових надбань в межах предметної області;
- розробити метод класифікації побутового сміття за візуальними даними нейромережевими засобами;
- виконати підготовку датасету для донавчання нейромережі;
- виконати програмну реалізацію запропонованого методу;
- виконати дослідження методу класифікації побутового сміття за візуальними даними нейромережевими засобами.

РОЗДІЛ 2 Метод класифікації побутового сміття за візуальними даними нейромережевими засобами

2.1 Проблеми якості зображень у задачах класифікації побутового сміття за візуальними даними

Якість візуальних даних є критичним чинником [38] у задачах автоматизованої класифікації побутових відходів. Зображення, на основі яких здійснюється розпізнавання об'єктів, часто мають спотворення, що зумовлює зниження достовірності результатів та ускладнює узагальнення моделей для реальних умов. Однією з ключових проблем є нерівномірність освітлення: яскраве світло, тіні або відблиски на пластикових та скляних поверхнях змінюють візуальне відображення об'єкта та зменшують контрастність [39]. В польових умовах це посилюється залежністю від пори доби, погодних умов та типу освітлювального обладнання.

Ще одним поширеним фактором є фонові шуми [40]. Предмети можуть розміщуватися на візуально складних поверхнях – асфальті, землі, контейнерах або у змішаних купах відходів. Наявність сторонніх об'єктів, частково перекритих фрагментів або взаємне нашарування різних типів сміття значно ускладнює сегментацію та подальше розпізнавання (рисунок 2.1).

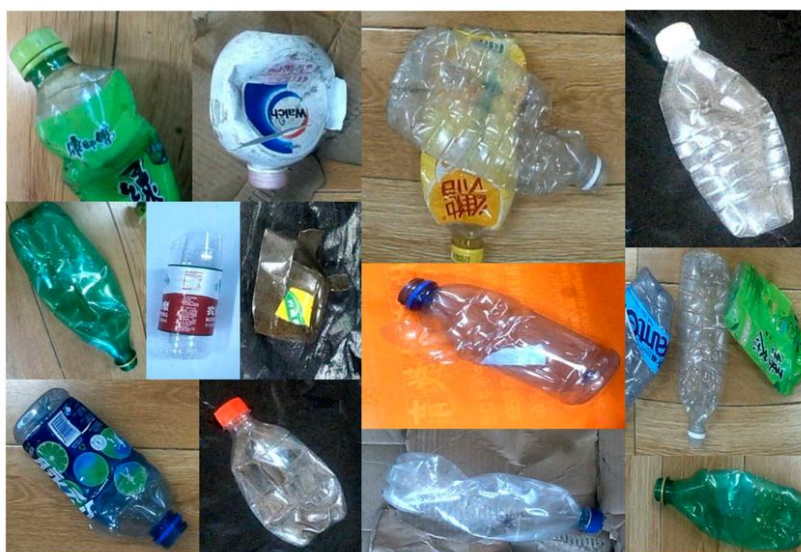


Рисунок 2.1 – Зображення «пляшок відходів» із змішаним фоном

Важливе значення має і просторове розташування об'єктів [41]. Відходи можуть перебувати під нестандартними кутами, бути деформованими, зім'ятими або зруйнованими. Це характерно, зокрема, для паперових упаковок, поліетиленових пакетів, коробок чи алюмінієвих банок після використання. Така варіативність форми ускладнює ідентифікацію класу за зовнішніми ознаками.

Проблематичними є також умови зйомки [42]. Зображення можуть відрізнятися за роздільною здатністю та якістю оптики, особливо якщо їх отримано мобільними пристроями, вебкамерами або системами відеоспостереження. Нечіткість, розмиття руху, компресійні артефакти та низька деталізація дрібних об'єктів призводять до втрати розрізнявальних ознак [43]. Це особливо критично для невеликих предметів, таких як кришки, столові прилади чи органічні рештки.

Додатковою проблемою є неоднорідність кольорів та текстур [44]. Схожі за відтінком матеріали (наприклад, білий пластик, пінополістирол та паперові стакани) або різні стани одного предмета (новий, використаний, забруднений) створюють неоднозначність при віднесенні до певної категорії. Забруднення (залишки їжі, рідини, ґрунту) змінюють первинний вигляд об'єкта, що негативно впливає на процес розпізнавання.

Окремої уваги потребують випадки із надмірною або недостатньою представленістю класів у масиві даних [45]. Дисбаланс вибірки призводить до переорієнтації алгоритмів на найбільш поширені категорії, тоді як рідкісні класи розпізнаються значно гірше [46]. Це характерно для побутових відходів, де частка органіки, скла, текстилю чи специфічної упаковки суттєво відрізняється за частотою появи.

Таким чином, варіативність середовища, деформованість об'єктів, неоднорідність фону, освітлення, кольору та дисбаланс даних формують комплекс проблем, які безпосередньо впливають на точність класифікації. Їх врахування на етапі формування вибірки та попередньої обробки даних є необхідною умовою для підвищення якості кінцевих результатів.

2.2 Підхід до класифікації побутового сміття за візуальними даними нейромережевими засобами

Запропонований підхід (рисунок 2.2) до класифікації побутового сміття за візуальними даними нейромережевими засобами відрізняється від класичних методів класифікації побутових відходів тим, що поєднує механізм автоматизованого відсіювання зображень недостатньої якості та подальше донавчання нейромережевої моделі саме на відфільтрованій вибірці. На відміну від поширених рішень, де якість даних розглядається як другорядний чинник, у даному підході препроцесинг стає структурно складовою процесу навчання, а не лише підготовчим етапом.

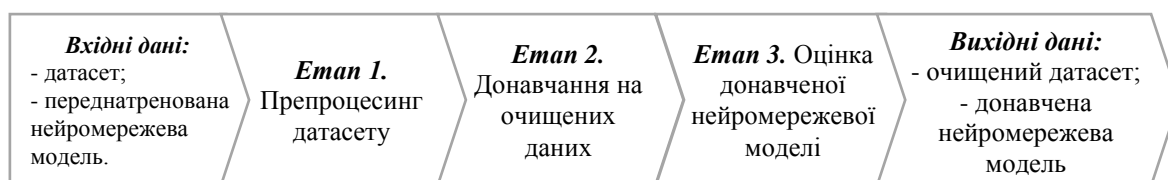


Рисунок 2.2 – Підхід до класифікації побутового сміття за візуальними даними нейромережевими засобами

Інноваційність полягає у тому, що якість зображень розглядається не як статистичний параметр, а як фактор, що прямо впливає на розподіл вагових коефіцієнтів моделі. Замість традиційного балансування класів або збільшення обсягів даних, застосовується динамічне «очищення» вибірки за метриками різкості, контрастності та експозиції, що дає змогу вилучати зображення, які спричиняють розмивання ознак та підвищують внутрішньокласову варіативність.

Подальше донавчання попередньо тренованої архітектури на очищеній вибірці дозволяє оцінити вплив якості даних на стабільність узагальнення, а не лише на фінальний Accuracy. Особливу наукову цінність становить проведення паралельного експерименту на двох вибірках: сирій та очищеній, із подальшим порівнянням результатів за макро- та мікропоказниками F1-score, balanced accuracy та матрицями плутанини. Такий підхід дає змогу виявити класи, чутливі до шуму, і

встановити, для яких типів відходів якість даних є критичним фактором розпізнавання.

Результатом застосування підходу є не лише донавчена модель, але й відтворений підхід до формування якісно-орієнтованого датасету, що може застосовуватися для інших задач класифікації з високою міжкласовою варіативністю. Поєднання фільтрації, трансферного навчання та метрик порівняльного аналізу дозволяє представити метод як концепцію підвищення якості розпізнавання не за рахунок ускладнення архітектури, а через оптимізацію вхідних даних.

2.3 Формальна модель відбору зображень

Для підвищення якості класифікації побутових відходів застосовується формалізована модель фільтрації, що поєднує багатокомпонентну оцінку вхідних даних та адаптивний механізм виключення зображень, які знижують здатність моделі до узагальнення. Нехай початковий датасет має вигляд:

$$D = \{(x_i, y_i)\}_{i=1}^N, \quad (1)$$

де x_i – зображення, а $y_i \in \{1, 2, \dots, K\}$ – відповідний клас побутових відходів. Для кожного зображення обчислюється вектор якості:

$$Q_i = (s_i, c_i, e_i, b_i), \quad (2)$$

де s_i – різкість, c_i контрастність, e_i експозиційна збалансованість, b_i рівень шумового або фоново-засміченого контексту. З метою інтегральної оцінки впливу цих характеристик вводиться вагова функція:

$$\omega_i = w_s s_i + w_c c_i + w_e e_i + w_b (1 - b_i), \quad (3)$$

де коефіцієнти $w_s, w_c, w_e, w_b \geq 0$ і в сумі дають 1 ($w_s + w_c + w_e + w_b = 1$).

На практичному етапі ці ваги визначаються емпірично на основі статистики датасету та початкового аналізу кореляцій між якістю даних і точністю класифікації. На відміну від класичного статичного фільтрування за фіксованим порогом, у даному підході поріг τ визначається динамічно:

$$\tau = \mu_\omega - \alpha \cdot \sigma_\omega, \quad (4)$$

де μ_ω – середнє значення інтегральної оцінки якості по всьому датасету, σ_ω – стандартне відхилення, а $\alpha \in [0.5, 1.0]$ – коефіцієнт чутливості фільтра. Таким чином, зображення включається до очищеної вибірки за умови:

$$x_i \in D' \Leftrightarrow \omega_i \geq \tau. \quad (5)$$

Після фільтрації враховується можливий дисбаланс класів. Для кожного класу:

$$D'_k = \{(x_i, y_i) \in D' | y_i = k\}, \quad (6)$$

перевіряється умова достатнього представлення:

$$|D'_k| \geq \beta \cdot |D_k|, \quad (7)$$

де β – нижній коефіцієнт збереження (наприклад 0.4-0.6). Якщо умова не виконується, передбачаються корекційні стратегії (послаблення порога).

На наступному етапі виконується донавчання нейромережевої моделі. Формуються дві конфігурації: модель f_{raw} , навчена на сирих даних D та модель f_{clean} , навчена на очищеній підмножині D' .

Обидві моделі оптимізуються за однаковою цільовою функцією. Для оцінювання впливу фільтрації використовується порівняння метрик:

$$\Delta M = M(f_{clean}) - M(f_{raw}), \quad (8)$$

де M – обрана метрика (Accuracy, F1-score, balanced Accuracy тощо).

Така формалізація дає змогу одночасно оптимізувати структуру даних та підвищувати стабільність класифікації без ускладнення самої мережевої архітектури.

2.4 Формування та підготовка навчальних даних

Recyclable and Household Waste Classification Dataset [47] є масштабним і структурно збалансованим набором даних, створеним для розвитку досліджень і технологій у сфері автоматичної класифікації побутових та перероблених відходів. До його складу входить 15 000 зображень формату PNG, кожне з яких має роздільну здатність 256×256 пікселів. Усі дані впорядковані за 30 категоріями, що

охоплюють різні види матеріалів – від пластику, скла, металу та паперу до органічних і текстильних відходів, формуючи вибірку для комплексного аналізу властивостей смітєвих об’єктів. Кожна категорія включає по двісті п’ятдесят зображень у контрольованих умовах («default») (рисунок 2.3) та двісті п’ятдесят у реальних побутових або виробничих сценаріях («real_world») (рисунок 2.4), що забезпечує різноманітність даних у різних середовищах.

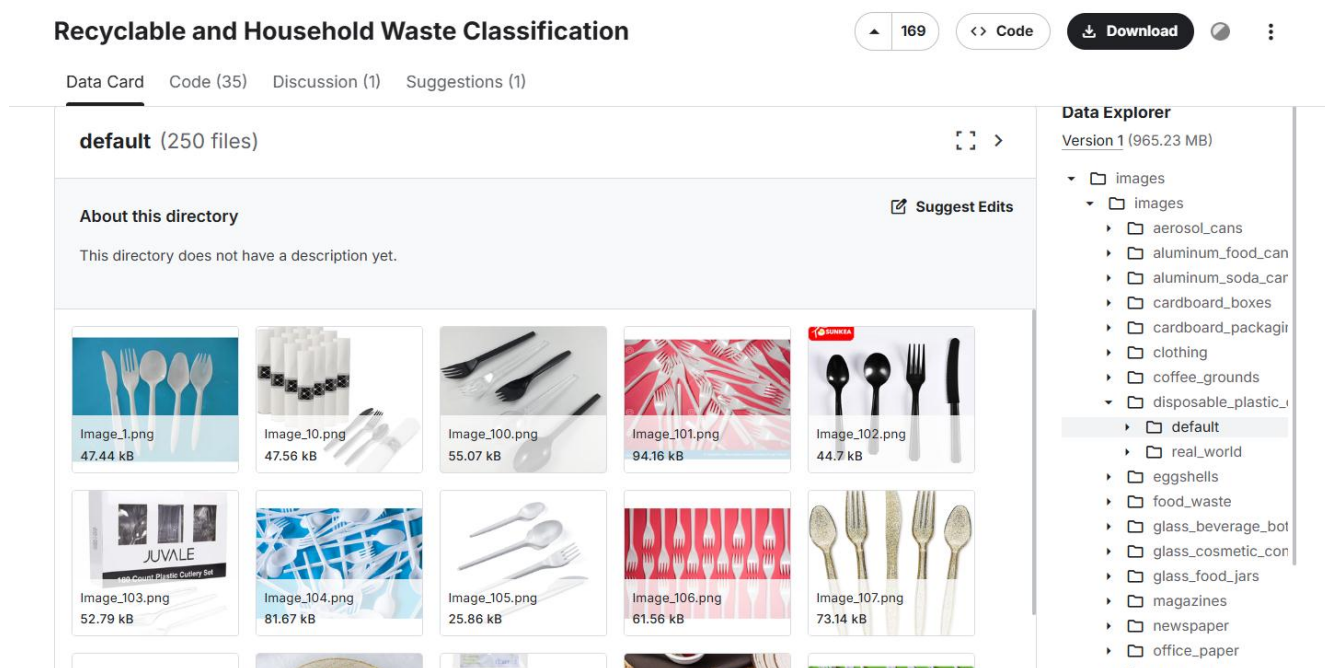


Рисунок 2.3 – Приклади зразків датасету («default»)

Датасет має ієрархічну структуру з чітко визначеними теками для кожного класу, що спрощує процес навігації, розмітки та автоматизованого розподілу на навчальну, тестову й валідаційну вибірки. Така організація дозволяє використовувати дані для навчання глибоких нейронних мереж, оптимізації архітектур класифікаторів і створення моделей, здатних узагальнювати інформацію за умов різного рівня шуму, освітлення й фонових перешкод. Наявність «реальних» зображень підвищує екологічну валідність набору даних, адже дозволяє відтворити складність середовищ, у яких відбувається фактичне розпізнавання відходів – сміттєві контейнери, вулиці, домогосподарства чи підприємства.

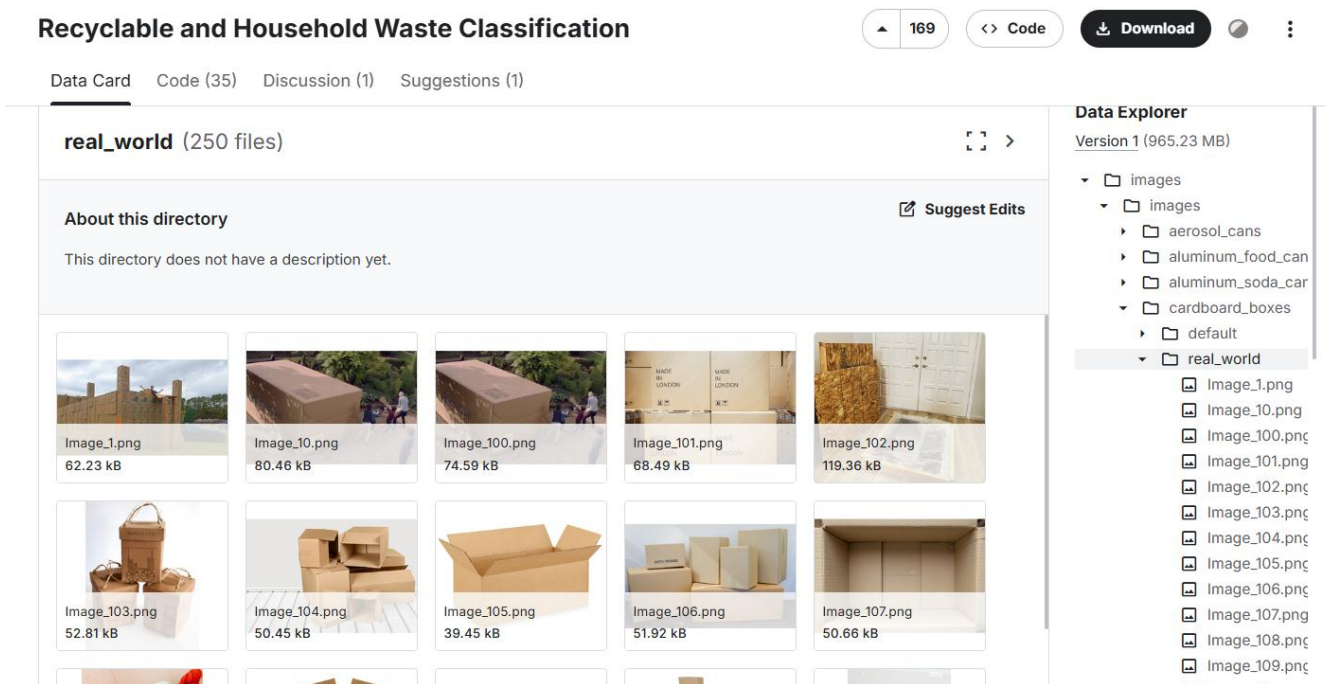


Рисунок 2.4 – Приклади зразків датасету («real_world»)

Завдяки високій якості зображень та збалансованому представленню кожного класу, датасет придатний для широкого спектра експериментів – від базового навчання моделей класифікації до дослідження узагальнювальної здатності систем глибокого навчання, аналізу візуальних ознак матеріалів і побудови мультимодальних систем для автоматичного сортування. Його можна використовувати як для порівняння ефективності різних архітектур (наприклад, CNN [48], EfficientNet [49], Vision Transformer [50]), так і для аналізу впливу реальних факторів – таких як тіні, забруднення поверхні чи часткове перекриття об’єкта – на точність класифікації.

У науковому контексті набір даних становить цінний ресурс для розвитку систем розумного управління відходами, зокрема для створення алгоритмів сортування у смарт-контейнерах, автоматизованих лініях переробки та роботизованих системах збору сміття [51, 52]. Його використання сприяє дослідженню способів підвищення точності і стійкості моделей комп’ютерного зору, а також вивченню взаємозв’язку між візуальними характеристиками матеріалів і їх придатністю до вторинної переробки. Таким чином, Recyclable and Household Waste Classification Dataset є важливим внеском у формування відкритої

дослідницької інфраструктури для підтримки екологічної сталості та розвитку інтелектуальних систем у сфері поводження з відходами.

Після обробки датасету описаним в п. 2.3 способом, було отримано розподіл зразків для навчальної вибірки (рисунок 2.5).

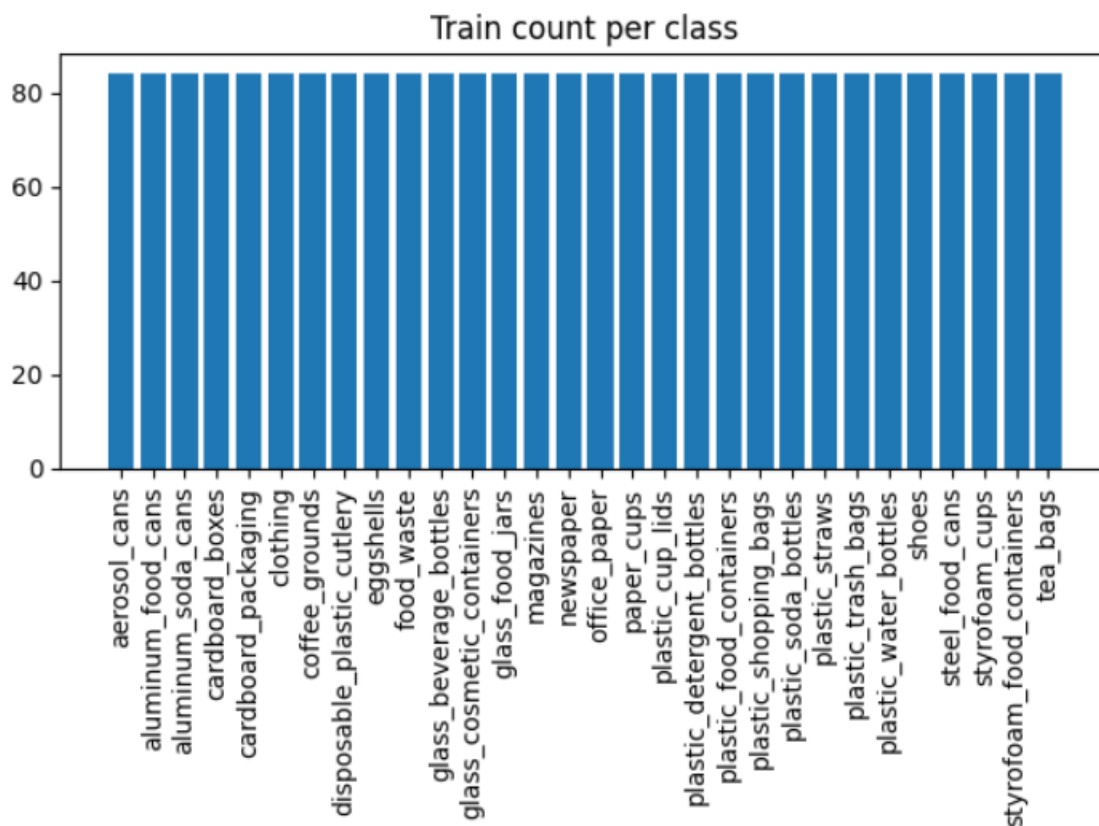


Рисунок 2.5 – Розподіл даних для донавчання НМ

Щодо даних для валідації, то отримана вибірка релевантних даних наведена на рисунку 2.6.

Застосування формальної моделі відбору зображень, описаної у пункті 2.3, дало змогу привести вибірку до стану, придатного для донавчання нейромережі без втрати репрезентативності кожного класу.

В межах роботи буде відбуватись класифікація за такими класами: аерозольні балончики, алюмінієві банки з-під харчових продуктів, алюмінієві банки з-під напоїв, картонні коробки, картонна упаковка, одяг, кавова гуща, одноразові пластикові столові прибори, яєчна шкаралупа, харчові відходи, скляні пляшки з-під напоїв, скляні флакони з-під косметики, скляні банки з-під харчових продуктів,

журнали, газети, офісний папір, паперові стаканчики, пластикові кришечки від стаканчиків, пластикові пляшки з-під мийних засобів, пластикові харчові контейнери, пластикові пакети для покупок, пластикові пляшки з-під напоїв, пластикові соломинки, пластикові пакети для сміття, пластикові пляшки для води, взуття, сталеві банки з-під харчових продуктів, пінополістирольні стаканчики, пінополістирольні харчові контейнері, чайні пакетики.

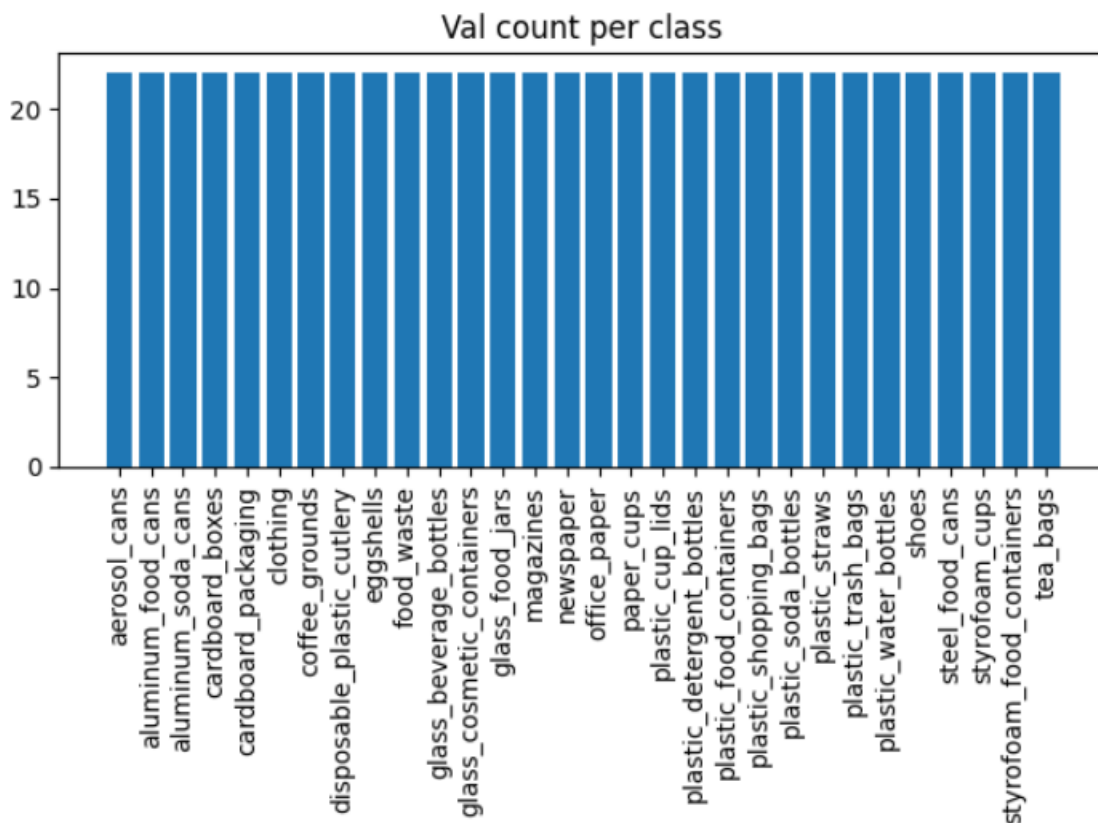


Рисунок 2.6 – Розподіл валідаційних даних

Незважаючи на вилучення частини даних із низькою якістю, збережено баланс між категоріями та варіативність умов зйомки, що важливо для забезпечення узагальнювальної здатності моделі. Отримані навчальна та валідаційна підвибірki відображають реальний спектр візуальних характеристик побутових відходів і створюють підґрунтя для об'єктивного порівняння ефективності класифікації на очищених і неочищених даних.

2.5 Метрики оцінювання результатів класифікації

Оцінювання якості класифікації побутових відходів на основі візуальних даних неможливо звести до одного числового показника, оскільки результативність моделі визначається не лише кількістю правильних відповідей, а й характером помилок, поведінкою щодо рідкісних класів, здатністю розрізняти близькі за ознаками об'єкти та узагальнювати інформацію у нерівномірних умовах. У дослідженні застосовуються такі метрики, які в комплексі відображають стабільність, точність і збалансованість роботи класифікатора.

Базову оцінку становить точність, яка демонструє частку правильно розпізнаних зображень у загальному обсязі тестової вибірки [53]. Незважаючи на інтуїтивну зрозумілість, цей показник має обмежене пояснювальне значення в задачах багатокласової класифікації, особливо за наявності дисбалансу між категоріями [54]. Якщо деякі типи відходів представлені значно частіше, ніж інші, модель може отримувати високі значення точності, ігноруючи класи з меншою кількістю зразків. Саме тому додаткового значення набуває збалансована точність, яка обчислюється як середнє значення точності по всіх класах. Такий підхід дозволяє оцінити, чи не виникає упередження моделі щодо «домінуючих» матеріалів, і чи здатна вона розпізнавати менш представлені.

Для глибшого розуміння поведінки класифікатора використовується F1-міра, що інтегрує точність передбачення та повноту охоплення класів через гармонійне середнє [55] (рисунок 2.7). Вибір між макро-, мікро- та зваженим усередненням пояснюється потребою оцінити модель з різних позицій: макроорієнтоване значення демонструє, чи рівномірно розпізнаються різні категорії незалежно від їх розміру; мікроусереднення відображає загальну продуктивність, беручи до уваги всі передбачення; зважений варіант враховує частку кожного класу у вибірці та дає змогу визначити, наскільки поведінка моделі корелює зі структурою даних [56].

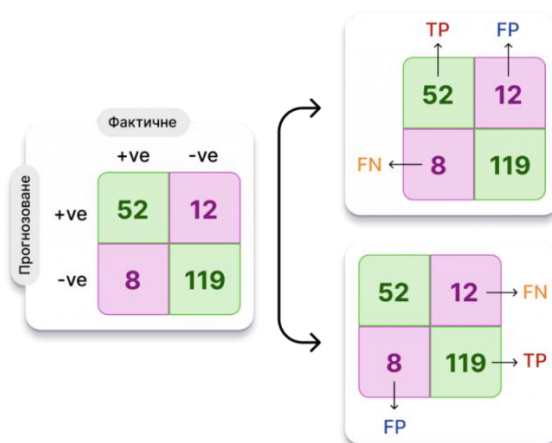


Рисунок 2.7 – Обрахунок F1-міри

Особливу увагу приділено здатності моделі розрізняти об'єкти за умов різних порогів прийняття рішення. Для цього використовується аналіз площі під ROC-кривою, який дозволяє оцінити, наскільки чітко модель відокремлює об'єкти одного класу від інших незалежно від початкового значення порогу [57].

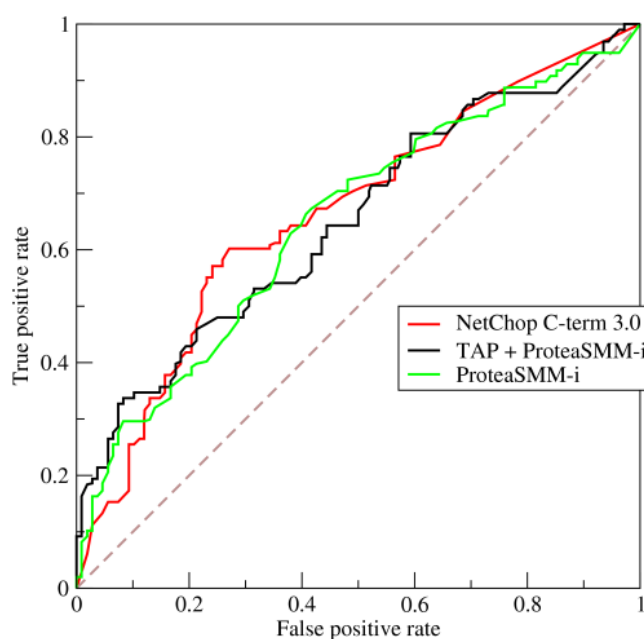


Рисунок 2.8 – Приклад ROC-кривої

Значення, отримані на рівні масго та місго, показують, чи відрізняються класи між собою за передбачуваністю та чи зберігається стабільність при зміні конфігурацій прийняття рішення. Приклад ROC-кривої наведено на рисунку 2.8.

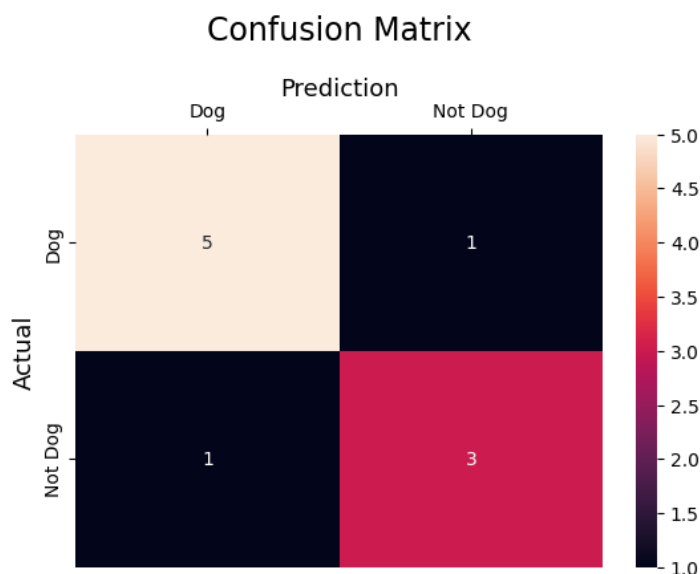


Рисунок 2.9 – Приклад матриці плутанини

Комплексний аналіз метрик формує підґрунтя для коректного порівняння моделей, навчання на очищених і сирих вибірках та виявлення тих категорій, для яких якість вхідних зображень впливає критичним чином. Сукупність показників дозволяє не лише зафіксувати рівень продуктивності, а й обґрунтувати вибір архітектури, структури даних і параметрів фільтрації як чинників, що визначають точність і надійність класифікації у реальних умовах.

Висновки до розділу 2

У цьому розділі сформовано науково обґрунтований підхід до класифікації побутового сміття за візуальними даними з використанням нейромережових технологій, у якому якість зображень розглядається як ключовий фактор впливу на точність розпізнавання. Показано, що наявність шумових умов, варіативності фону, деформацій, нерівномірного освітлення, дрібних об'єктів і дисбалансу між класами формує комплекс проблем, які не можуть бути компенсовані лише збільшенням кількості даних або ускладненням архітектури моделі. Саме тому попередня обробка зображень та контроль їх інформативності набувають функціонального значення у структурі навчального процесу.

Сформований підхід передбачає поєднання фільтрації зображень за якісними ознаками, адаптивного керування порогами допуску, балансування вибірки та порівняльного донавчання нейромережі на очищеній і сирій підмножинах. Наукова новизна полягає в інтеграції механізму оцінки якості у саму логіку підготовки даних для навчання, що дає змогу впливати не лише на склад вибірки, а й на розподіл вагової структури моделі. Формально описана багатокomпонентна модель відбору забезпечує не бінарне виключення зразків, а кероване збереження репрезентативності класів при вилученні зображень, що погіршують внутрішньокласову однорідність.

На основі обраного датасету продемонстровано, що навіть за умови вилучення зразків зі зниженими показниками різкості, контрастності або коректності експозиції можливо отримати вибірку, придатну для навчання без втрати представництва матеріальних категорій. Побудовані навчальна та валідаційна підмножини зберегли варіативність середовищ і класову структуру, що заклало передумови для експериментального порівняння моделей.

Обґрунтовано доцільність використання не однієї, а сукупності метрик, які дозволяють оцінити як загальну продуктивність, так і стабільність розпізнавання в умовах дисбалансу та міжкласової близькості. Акцент на порівнянні результатів для сирих і очищених даних створює підґрунтя для виявлення тих категорій, де якість зображень є визначальним чинником коректної класифікації.

Загалом проведені теоретичні та методологічні напрацювання закладають основу для практичної реалізації експериментальної частини дослідження, орієнтованої на перевірку ефективності відбору зображень, оцінку впливу якості даних на поведінку моделі та формування висновків щодо доцільності інтеграції фільтрації у процес донавчання нейромережових архітектур.

РОЗДІЛ 3 Проєктування інтелектуальної системи класифікації побутового сміття за візуальними даними

3.1 Вибір засобів розробки інтелектуальної системи

Розроблення інтелектуальної системи класифікації побутових відходів на основі візуальних даних потребує поєднання інструментів для обробки зображень, навчання нейромережових моделей, проведення експериментів, оцінювання результатів та реалізації інтерактивного інтерфейсу. Вибір середовища та програмних засобів здійснювався з урахуванням доступності обчислювальних ресурсів, можливості роботи з великими наборами даних, підтримки сучасних архітектур глибинного навчання та подальшої інтеграції у прототип програмної системи.

В основі реалізації обрано мову програмування Python, що де-факто є стандартом у сфері машинного навчання та комп'ютерного зору. Її популярність зумовлена наявністю розвиненої екосистеми бібліотек (NumPy [60], Pillow [61], Pandas [62], scikit-learn [63], OpenCV [64], Matplotlib [65]) та фреймворків глибокого навчання (PyTorch [66], TensorFlow [67], Keras [68]), що забезпечують повний цикл розв'язання задачі: від попередньої обробки, трансформації та візуалізації даних до налаштування, тренування та тестування моделей.

Для реалізації нейромережової частини було обрано PyTorch (рисунок 3.1), оскільки він надає гнучкий механізм побудови архітектур, підтримує роботу з попередньо натренованими моделями (MobileNet, EfficientNet, ResNet, Vision Transformer тощо), дозволяє реалізовувати transfer learning, fine-tuning і змішану точність обчислень (AMP). PyTorch також добре інтегрується з CUDA, що робить можливим використання апаратного прискорення на GPU.

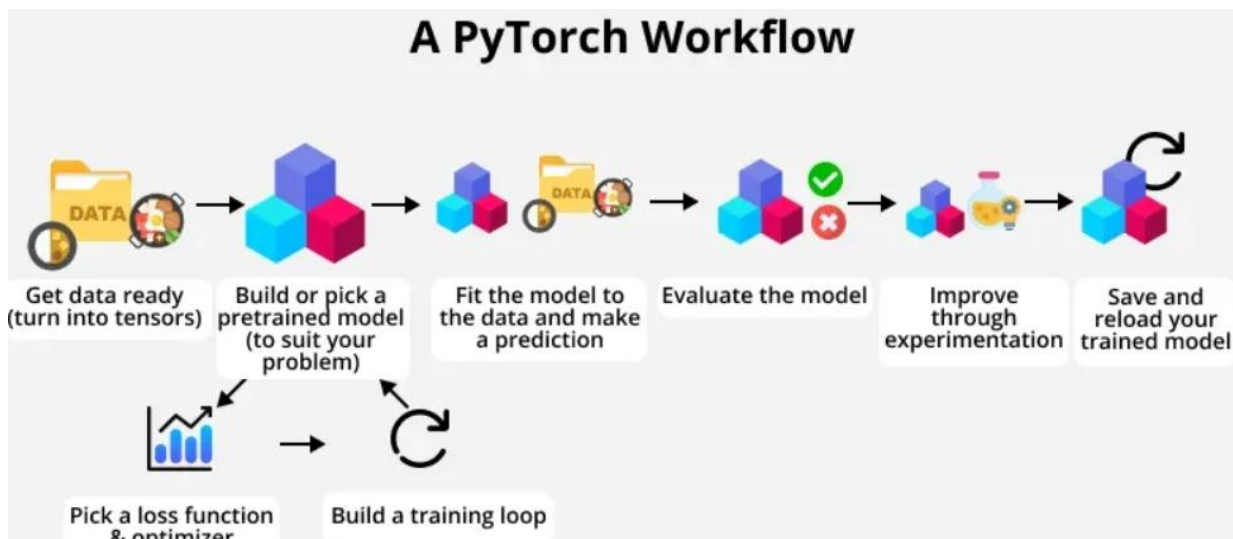


Рисунок 3.1 – Побудова нейронних мереж у PyTorch [66]

Використання Google Colab (рисунок 3.2) [69] обумовлено потребою в доступі до безкоштовних графічних процесорів (NVIDIA Tesla T4, P100 або V100), швидкого експериментування та зручного середовища для написання, виконання та документування коду. Colab дозволяє підключати Google Drive як сховище даних, встановлювати необхідні бібліотеки, керувати середовищем виконання, зберігати та завантажувати моделі. Особливістю його використання є можливість поетапного виконання експериментів, зміни конфігурацій і відтворюваності отриманих результатів.

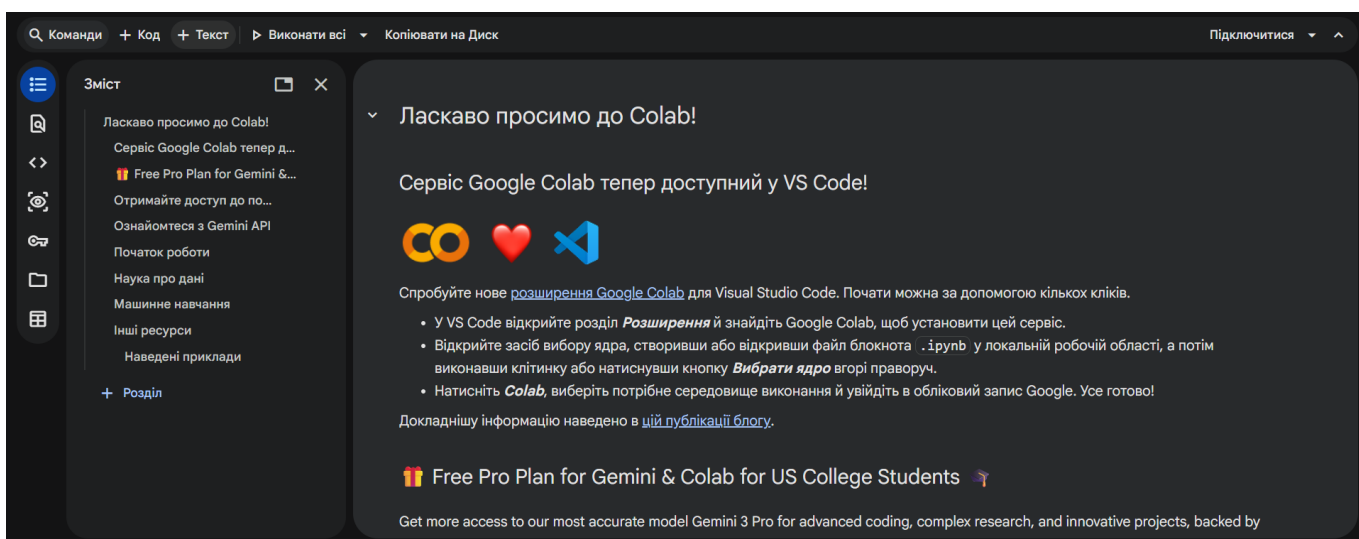


Рисунок 3.2 – Середовище Google Colab

Для реалізації веб-інтерфейсу системи обрано Gradio [70] – фреймворк, що дозволяє швидко створювати інтерактивні демонстраційні модулі для інтелектуальних моделей (рисунок 3.3). За його допомогою можна організувати введення зображення користувачем, обробку запиту через навчену модель і візуальне представлення результату класифікації. Gradio не потребує окремого серверного середовища, підтримує інтеграцію з Colab та локальне розгортання, що спрощує валідацію прототипу і його можливе впровадження у прикладні системи.

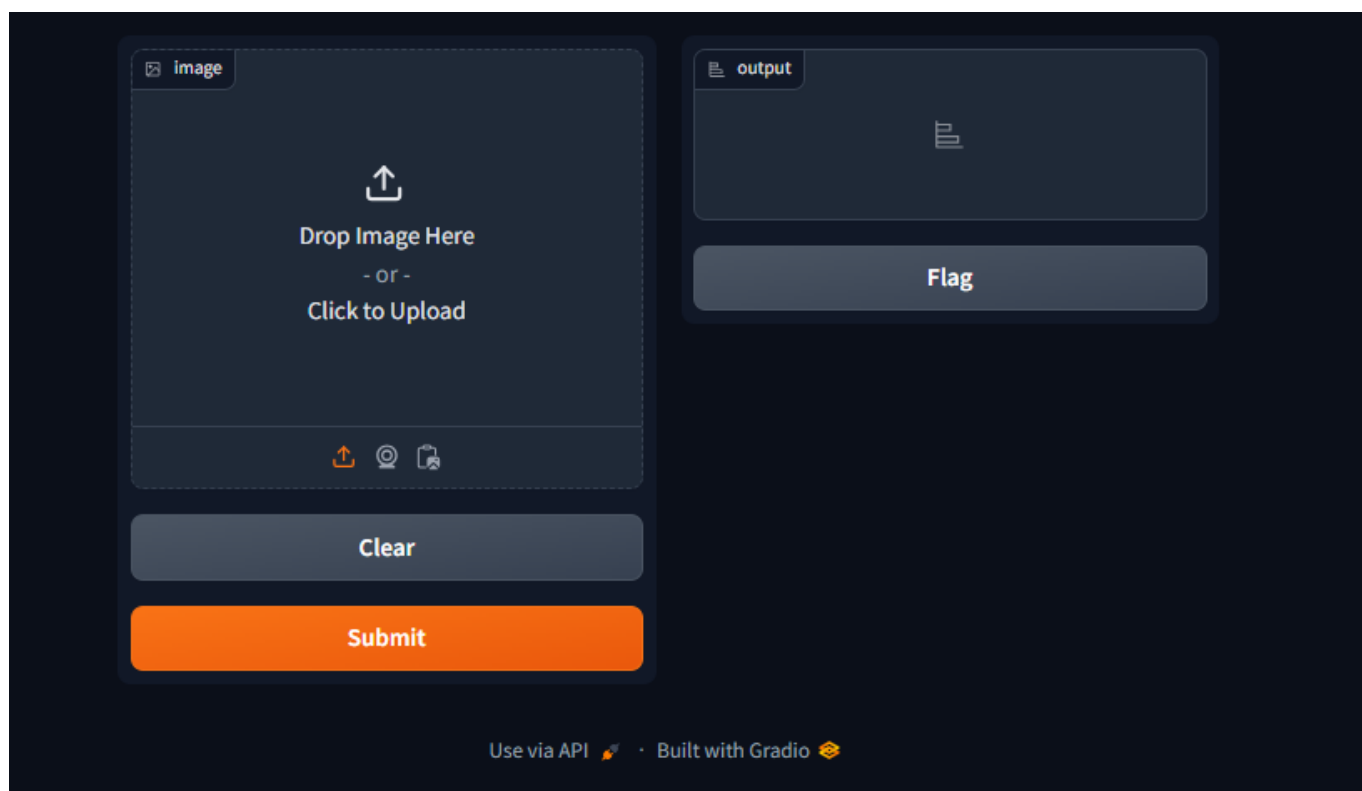


Рисунок 3.3 – Приклад інтерфейсу, створеного за допомогою Gradio

Сукупність цих інструментів забезпечує не лише реалізацію класифікатора, але й проведення експериментального аналізу, візуалізацію результатів, відтворюваність тестів та можливість побудови інтерактивної демонстраційної системи. Обрані засоби дозволяють масштабувати рішення, адаптувати його для інших датасетів і переносити систему в середовища з обмеженими обчислювальними ресурсами або потенційною хмарною інфраструктурою.

3.2 Проктування складових інтелектуальної системи

Схема взаємодії компонентів інтелектуальної системи класифікації побутового сміття за візуальними даними наведена на рисунку 3.4 і будується як модульна архітектура, у якій кожен компонент виконує завершену функцію й взаємодіє з іншими через чітко визначені інтерфейси даних. Її основу становить контур підготовки та контролю якості вхідних зображень, контур навчання й тестування нейромережевої моделі, контур експлуатації навченого класифікатора, а також підсистема оцінювання й звітності, що надає вимірюваність та відтворюваність результатів. Зовнішній доступ до можливостей системи реалізується користувачьким інтерфейсом, який інкапсулює внутрішні процеси і надає єдиний вхідний та вихідний канал взаємодії.

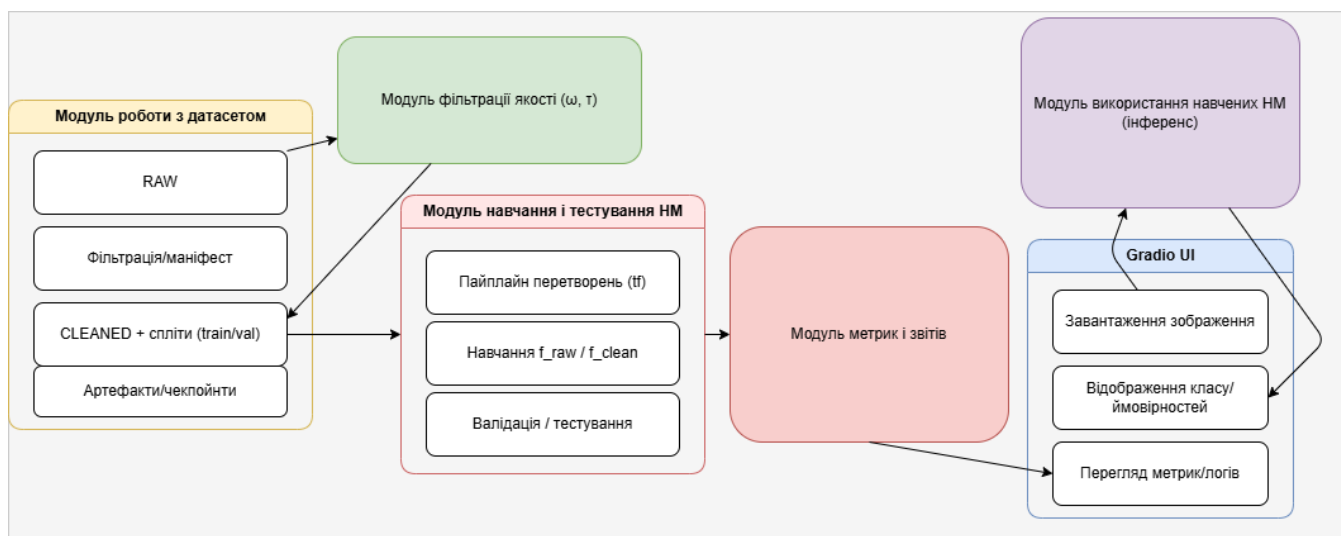


Рисунок 3.4 – Схема взаємодії компонентів інтелектуальної системи

Модуль роботи з датасетом виконує роль джерела істинності для всієї системи. Він оперує сирими даними та зберігає їх у вигляді усталеної ієрархії класів, веде маніфест обчислених показників якості та формує підмножини, придатні для навчання і валідації. На виході цього модуля формується набір «RAW» як повний обсяг зображень і набір «CLEANED» у вигляді підпростору даних, відібраного за якісними критеріями. Одночасно підтримуються артефакти навчання – конфігурації,

контрольні збереження ваг та метадані, необхідні для відтворення експериментів. Сам модуль не приймає рішень щодо відбракування зображень, а делегує їх підсистемі контролю якості, натомість гарантує узгодженість структури після фільтрації та відповідність сплітів дослідницькому протоколу.

Підсистема фільтрації якості реалізує формальний критерій прийнятності зображень і визначає їх придатність до навчання. Вона перетворює кожне зображення з простору пікселів на вектор якісних показників, обчислює інтегральну оцінку та, з огляду на динамічний поріг, повертає рішення щодо включення або виключення зразка. Взаємозв'язок із модулем датасету має двонапрямний характер: на вхід підсистема отримує зображення та метадані, на вихід – позначки придатності й оновлений маніфест; надалі саме за цими позначками модуль датасету формує очищені спліти. Через таку декомпозицію фільтрація набуває статусу самостійного керуючого елемента, а не допоміжної процедури препроцесингу, і безпосередньо впливає на розподіл даних, які визначають траєкторію навчання моделі.

Модуль навчання і тестування нейромережі утворює центральний обчислювальний контур. На його вхід подаються як неочищені, так і очищені спліти, що дає можливість проводити паралельні експерименти під єдиними налаштуваннями. Усередині модуля реалізується стандартизований конвеєр перетворень зображень, який забезпечує сумісність із обраною архітектурою моделі та стабілізує статистику ознак; після цього здійснюється навчання моделей на відповідних підмножинах і подальша валідація. Вихідними артефактами є параметри навчених моделей, протоколи навчання та первинні оцінки якості, що передаються в підсистему метрик і звітів для поглибленого аналізу. Завдяки жорсткій фіксації інтерфейсів даних і єдиному конвеєру перетворень забезпечується коректність порівнянь між моделями, навченими на різних підвибірках.

Підсистема метрик і звітів виконує функцію верифікації гіпотез і консолідації результатів. Вона приймає виходи модулю навчання, відтворює набір формальних показників якості та узгоджує їх з вимогами дослідження. На цьому рівні результати подаються як в агрегованому вигляді, так і з деталізацією по класах,

що дозволяє інтерпретувати вплив фільтрації на поведінку моделі та виявляти чутливі категорії. Повертаючись у користувацький інтерфейс, метрики стають частиною прозорого зворотного зв'язку, тоді як у системі вони фігурують як контрольні точки для відтворюваності експериментів та їхнього подальшого аудиту.

Окремий експлуатаційний контур становить модуль використання навчених моделей, який відповідає за інференс. На відміну від навчального контуру, він працює з одиничними або потоковими запитами, застосовує мінімально необхідні перетворення та повертає ймовірнісні оцінки належності до класів разом із службовою інформацією для журналювання. Взаємодія з інтерфейсом користувача тут є прямою: зображення завантажується, проходить перевірку придатності, подається в модель, після чого результат уніфіковано візуалізується. Така розв'язка між навчальним та експлуатаційним контурами дозволяє незалежно оновлювати моделі, не змінюючи механіку подання результатів користувачеві.

Gradio-інтерфейс виконує роль фасаду, що приховує внутрішню складність архітектури. Через нього здійснюється введення даних, відображення результатів класифікації та доступ до основних показників якості. Інтерфейс не оперує даними безпосередньо, а маршрутизує запити до відповідних підсистем і повертає користувачеві узгоджені відповіді; це забезпечує відділення презентаційного шару від обчислювальних механізмів і, відповідно, можливість еволюції кожного з рівнів без порушення цілісності системи.

Семантика зв'язків між модулями визначається потоками даних і рішеннями про придатність зразків. Дані завжди народжуються в модулі датасету, проходять нормовану процедуру оцінки якості та лише після цього потрапляють у навчальний контур. Навчальні артефакти у вигляді ваг і протоколів повертаються в сховище, а метрики, у підсистему звітів і далі в інтерфейс. Експлуатаційний контур, працюючи з навченими вагами, залишається логічно відокремленим і використовує лише стабільні інтерфейси для інференсу. Така організація забезпечує контрольованість даних, керованість якості та відтворюваність результатів, що є необхідною умовою для наукової валідності експериментів і практичної придатності системи.

3.3 Моделювання процесів і сценаріїв взаємодії системи

Діаграма (рисунок 3.5) відображає логіку функціонування формалізованого механізму фільтрації зображень, що лежить в основі підготовки даних для подальшого донавчання нейромережевої моделі. Процес починається з опрацювання необробленої множини зображень, що надходить у систему у вигляді вихідного набору RAW. Кожне зображення послідовно проходить етап автоматизованого аналізу якості, під час якого для нього обчислюється вектор Q , що включає значення різкості, контрастності, коректності експозиції та рівня фонових спотворень. На основі цих компонентів формується інтегральний показник ω , який порівнюється з адаптивним порогом τ , визначеним відповідно до статистичних характеристик усього датасету.

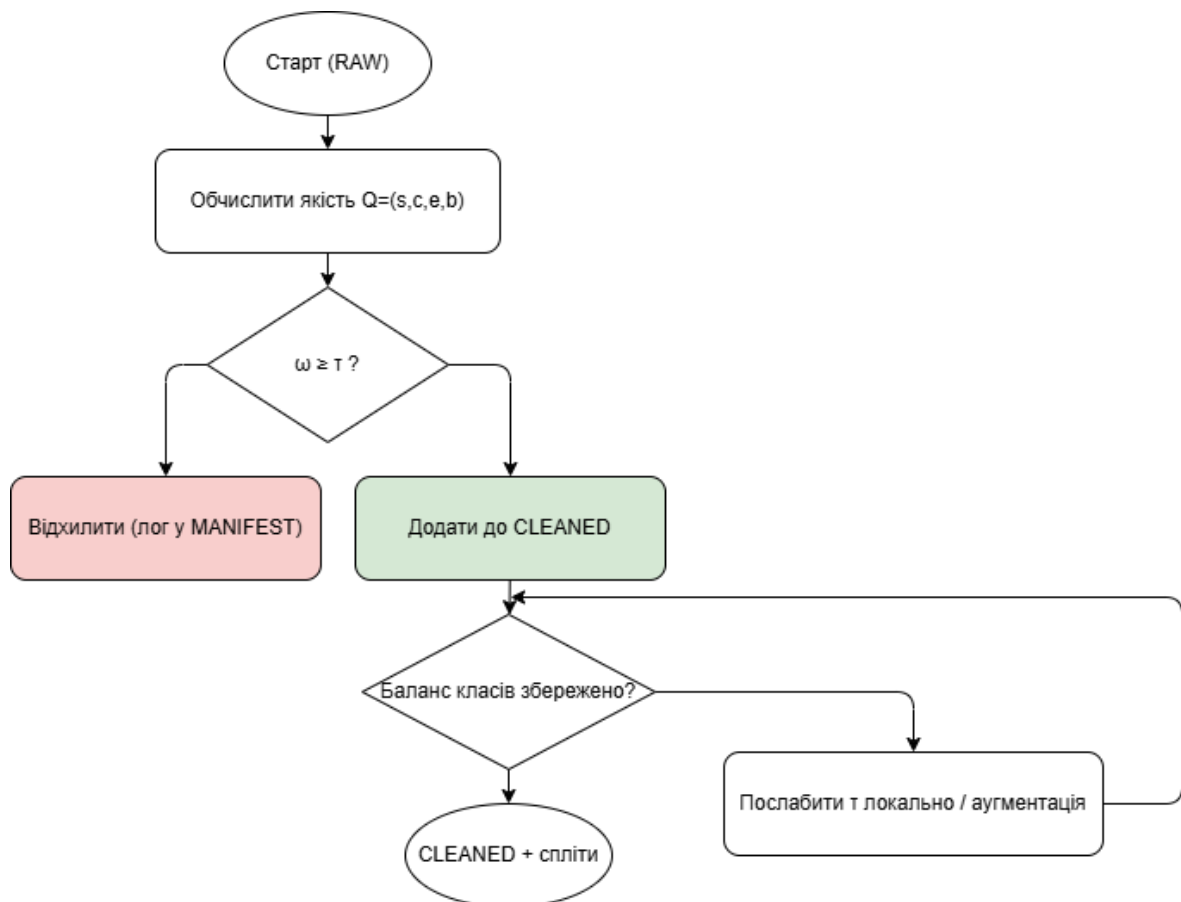


Рисунок 3.5 – Діаграма активності процесу підготовки даних і фільтрації

Якщо значення ω не досягає порогового рівня, зображення автоматично відхиляється та заноситься до маніфесту як непридатне для подальшого навчання. Такий підхід дає змогу не просто вилучати дані низької якості, а й забезпечувати відтворюваність процедури, фіксуючи джерела потенційного шуму. Якщо ж ω перевищує або дорівнює τ , зображення додається до проміжної вибірки CLEANED, яка накопичується поступово у процесі фільтрації.

Після формування сукупності очищених прикладів система оцінює, чи збережено репрезентативність класів, оскільки надмірне скорочення зображень певної категорії може призвести до дисбалансу та подальшої переорієнтації моделі на домінантні класи. Якщо баланс порушено, відбувається локальне коригування порогу τ для конкретних класів або застосовується цілеспрямована аугментація для компенсації втрат. У результаті формується структуровано впорядкований і якісно орієнтований датасет, який проходить поділ на тренувальну та валідаційну вибірки.

Діаграма відображає не лінійну послідовність дій, а регламентований цикл із вбудованою адаптивністю. Фільтрація не зводиться до одноразового вилучення невідповідних прикладів, а реалізує керовану взаємодію між якісними критеріями, статистичною збалансованістю та структурними обмеженнями. Це забезпечує підвищення стабільності нейромережевої моделі на етапі навчання без змін архітектури, оскільки головний акцент перенесено на оптимізацію вхідного простору даних.

Діаграма активності (рисунок 3.6) відображає послідовний алгоритм експериментальної частини дослідження, спрямованої на порівняння ефективності класифікації побутових відходів на сирих і очищених даних.

Процес починається зі стартового етапу, після якого формується структура вибірок: з початкового набору даних виділяються підмножини у форматі RAW та CLEANED разом із відповідними сплітами для навчання й валідації. Наступним кроком налаштовуються перетворення зображень, необхідні для тренувальної та тестової вибірок, включно з уніфікацією розміру, нормалізацією та базовими аугментаціями.

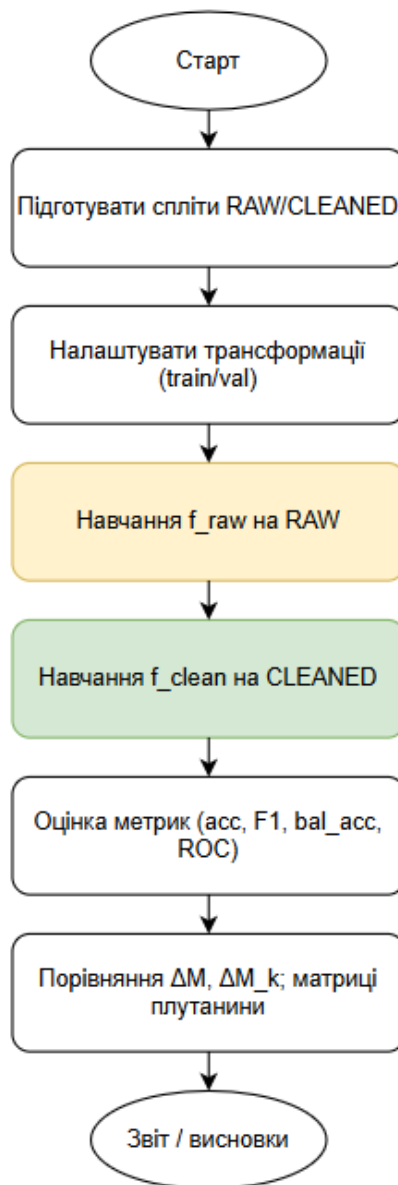


Рисунок 3.6 – Діаграма активності для навчання й тестування нейромережі

Після підготовки даних запускається два окремі навчальні цикли: спочатку формується модель f_{raw} , що навчається на нефільтрованій вибірці, а далі, модель f_{clean} , яка працює лише з тими зображеннями, що пройшли фільтрацію якості. Обидві моделі тестуються за єдиним протоколом, що забезпечує методологічну коректність порівняння.

Завершальні етапи складаються з обчислення метрик, серед яких точність, збалансована точність, макро- та мікро- F_1 і ROC-показники, після чого здійснюється безпосереднє порівняння моделей. На цьому етапі аналізуються як інтегральні результати (ΔM), так і зміни на рівні окремих класів (ΔM_k), а також досліджуються

матриці плутанини для виявлення типових помилок. Заключним етапом є формування звіту та узагальнення висновків щодо впливу попереднього відбору зображень на якість класифікації.

Діаграма варіантів використання (рисунок 3.7) репрезентує інтеракційну структуру інтелектуальної системи класифікації побутових відходів та демонструє рольову диференціацію учасників із відповідними сценаріями взаємодії. Архітектура побудована так, що функціональні можливості системи розподіляються між двома типами користувачів: кінцевим споживачем, який взаємодіє з моделлю виключно на етапі інференсу, та інженером або дослідником, який забезпечує підтримку працездатності, оновлення та валідацію моделі.

Для кінцевого користувача центральною точкою входу є інтерфейс, спрямований на подачу зображення до системи. Завантажене зображення не потрапляє безпосередньо до класифікатора, а проходить внутрішню процедуру оцінювання якості, яка ініціюється автоматично. Цей етап забезпечує відповідність вхідного матеріалу мінімальним критеріям різкості, контрасту та структурної виразності. Якщо зображення відповідає встановленим пороговим умовам, воно обробляється навченим класифікатором, після чого користувач отримує результат у формі класу відходів та, за потреби, пояснення або ймовірнісну інтерпретацію. Таким чином, взаємодія кінцевого користувача обмежується трьома логічно пов'язаними підпроцесами: завантаженням, автоматичною перевіркою та отриманням результату класифікації.

У той час інженер або дослідник працює із системою як з експериментальним та операційним середовищем. Йому належить керування датасетом, що охоплює як початкову (RAW), так і очищену (CLEANED) підмножини. Це передбачає можливість оновлення структури вибірок, модифікацію порогів фільтрації, ведення маніфестів, формування сплітів та підготовку даних для повторного тренування. Окремим видом діяльності є ініціювання донавчання або повторної валідації моделі. Ці процеси включають використання напрацьованих

конфігурацій, застосування наборів метрик і фіксацію чекпоїнтів. Після завершення навчальних циклів інженер отримує доступ до модуля аналітики, де формується статистика, узагальнені показники та порівняльні таблиці для різних конфігурацій моделей або вибірок. Перегляд звітності дозволяє не лише оцінити продуктивність, але й визначити напрямки оптимізації якості класифікації, у тому числі корекцію фільтраційних правил або адаптацію архітектури.

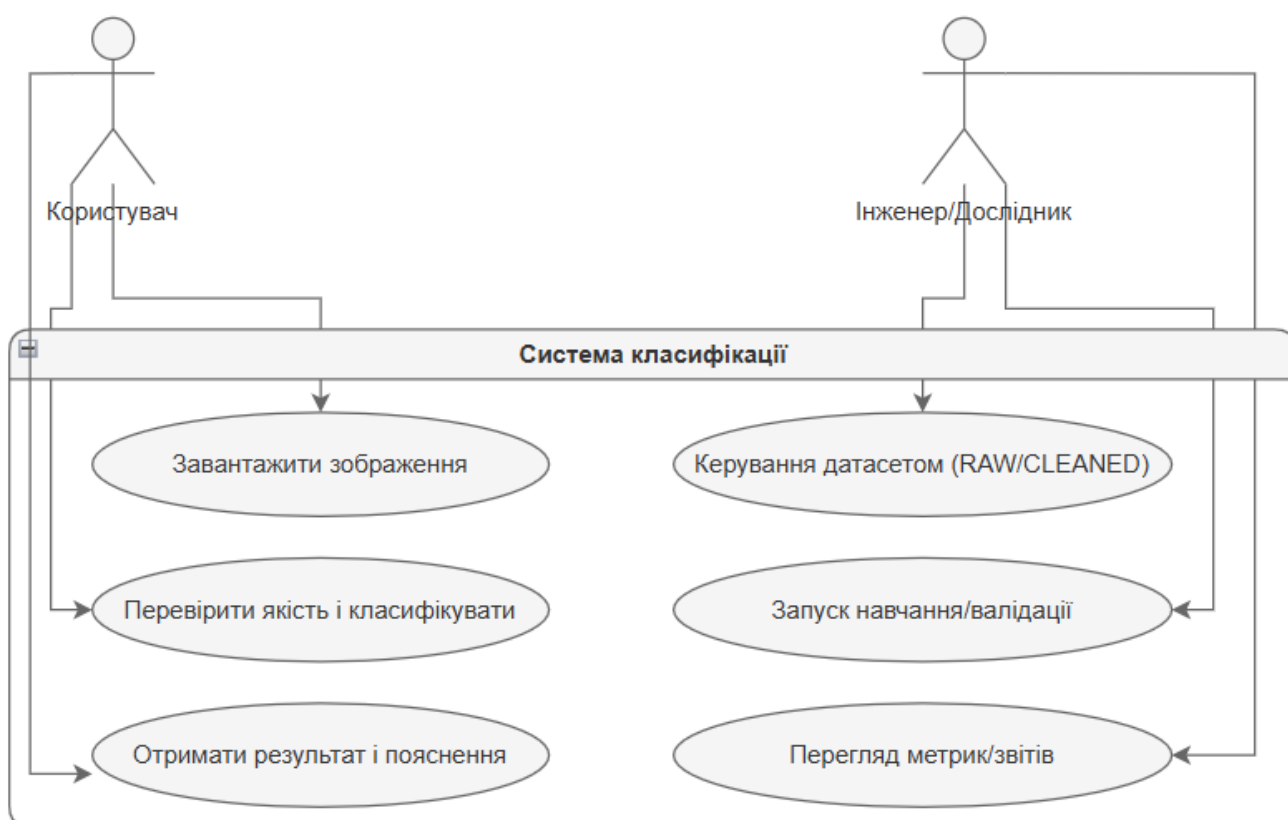


Рисунок 3.7 – Діаграма варіантів використання

Система виступає центральним посередником між обома категоріями користувачів, утримуючи єдине програмне ядро, яке включає механізми фільтрації, збережену модель нейронної мережі, інтерфейс обробки запитів та модулі моніторингу результатів. Незалежність каналів взаємодії гарантує, що експлуатаційна складова (класифікація на вимогу) не конфліктує з дослідницькою (оновлення й навчання), оскільки обидва потоки ізольовані логічно й технологічно.

Це забезпечує стійкість системи до модифікацій і створює умови для нарощування точності класифікації без переривання її прикладного використання.

3.4 Компоненти та функції інтелектуальної системи класифікації побутових відходів

Інтелектуальна система класифікації побутових відходів має компонентну архітектуру, у якій кожен компонент відповідає за окремий етап життєвого циклу даних та нейромережових моделей. Взаємодія цих частин забезпечує перехід від необроблених зображень до стабільної класифікації відходів у режимі експлуатації.

Компонент керування наборами даних забезпечує роботу з файловою структурою датасету та підготовку вхідних даних до подальшої обробки.

Функції:

- виявлення й реєстрація класів побутових відходів за структурою каталогів;
- перевірка наявності та цілісності зображень у кожному класі;
- уніфікація шляхів до даних для подальших модулів системи;
- розмежування «сирих» та очищених піднаборів даних.

Компонент якісно-орієнтованої фільтрації зображень реалізує безеталонну оцінку візуальної якості зображень та формує очищену вибірку для навчання моделей.

Функції:

- обчислення вектора якості (різкість, контраст, експозиція, рівень шуму/розмиття) для кожного зображення;
- формування інтегрального балу якості за ваговою моделлю з налаштовуваними коефіцієнтами;
- розрахунок порогового значення τ з використанням параметра чутливості α ;

- автоматичне копіювання відібраних зображень до структури даних з збереженням розподілу по класах;
- надання користувачу узагальненої статистики (μ , σ , τ , кількість збережених файлів).

Компонента навчання нейромережових моделей відповідає за побудову та донавчання архітектури «EfficientNet-B0» на вибраній підмножині даних.

Функції:

- формування train/val-спліту з фіксованим зерном генератора випадкових чисел;
- збереження індексів навчальної та валідаційної підвбірок для подальшого відтворення експериментів;
- ініціалізація моделі попередньо навченими вагами та адаптація вихідного шару під кількість класів;
- налаштування й виконання циклу оптимізації (вибір функції втрат, алгоритму оновлення ваг, кількості епох);
- збереження найкращої за валідаційною метрикою конфігурації моделі у файлі параметрів.

Компонент оцінювання та порівняння моделей забезпечує кількісну та візуальну оцінку якості класифікації, а також аналіз ефекту від якісно-орієнтованої фільтрації.

Функції:

- завантаження навчених моделей звичайних і побудованих на основі методу та відповідних валідаційних підвбірок;
- розрахунок метрик точності, макроусередненого F_1 -критерію;
- побудова матриці плутанини з інтерпретацією типових помилок між класами;
- формування ROC-кривих та оцінка AUC для окремих класів;

– обчислення різниці метрик між моделями, натренованими на «сирих» та очищених даних, для кількісного обґрунтування переваг фільтрації.

Компонента інференсу та взаємодії з користувачем реалізує прикладне використання навчених моделей для класифікації нових зображень побутових відходів.

Функції:

- завантаження зображення користувачем у графічному інтерфейсі;
- виконання попередньої обробки (масштабування, нормування, перетворення до тензорного представлення);
- подання зображення на вхід вибраної моделі та одержання вектора ймовірностей по класах;
- відображення класу з максимальною ймовірністю та повного розподілу ймовірностей;
- забезпечення можливості перемикання між нейромережевими моделями для демонстрації практичної різниці.

Компонента журналювання та відтворюваності експериментів супроводжує всі основні операції системи службовою інформацією для подальшого аналізу.

Функції підсистеми:

- фіксація використаних параметрів фільтрації (α , w_s , w_c , w_e , w_b) і конфігурації датасету;
- збереження навчальних логів із динамікою метрик на train/val-підвибірках;
- архівування файлів ваг моделей та файлів сплітів для повторного відтворення експериментів;
- підготовка структурованих даних для побудови таблиць, графіків та аналітичних висновків.

Отже, робота перелічених компонентів забезпечує цілісний якісно-орієнтований підхід: від оцінювання та очищення вхідних зображень до навчання, об'єктивного порівняння нейромережових моделей і їхнього застосування для

практичної класифікації побутових відходів. Така організація дозволяє не тільки підвищити точність класифікації, а й забезпечити відтворюваність експериментів та методичну прозорість результатів, що є принципово важливим у контексті магістерського дослідження.

3.5 Вимоги до інтелектуальної системи класифікації побутових відходів

Сформульовані вимоги задають межі застосовності, очікувані властивості та критерії якості інтелектуальної системи класифікації побутових відходів. Вони охоплюють функціональні можливості, характеристики даних, показники якості роботи, обчислювальні обмеження, вимоги до інтерфейсу та подальшого супроводу.

Функціональні вимоги визначають перелік операцій, які система повинна виконувати у штатному режимі. Система має забезпечувати автоматизоване завантаження й аналіз структури набору зображень побутових відходів, виявлення класів за ієрархією каталогів та формування внутрішнього подання цього набору. Обов'язковим є наявність механізму якісно-орієнтованого відбору зображень, що включає обчислення вектора показників якості (різкість, контраст, експозиція, рівень шуму) для кожного зображення, інтегральної оцінки та її порівняння з адаптивним порогом. На основі цього порівняння система формує окрему підвибірку зображень, які задовольняють обраним критеріям якості, зберігаючи для неї розподіл по класах. Передбачається реалізація щонайменше двох сценаріїв навчання нейромережевої моделі: на повному наборі наявних зображень та на підвибірці, сформованій після фільтрації. У кожному сценарії система повинна автоматично зберігати параметри моделі, налаштування навчання та інформацію про розбиття даних на навчальну й валідаційну частини. На етапі експлуатації необхідна можливість класифікації нових зображень із поверненням як передбаченого класу відходів, так і повного розподілу ймовірностей за всіма класами.

Окрема група вимог стосується характеристик даних, на яких здійснюється навчання та тестування моделі. Структура набору зображень має відповідати принципу «одна директорія – один клас», коли кожен тип відходів (пластикові пляшки, картон, металеві банки тощо) розміщується у власній папці. Зображення повинні мати достатню роздільну здатність і не містити критичних артефактів, що унеможливають оцінювання різкості, контрасту та експозиції. Система має коректно опрацьовувати як лабораторні або постановочні зображення, так і знімки, отримані в реальних умовах, не порушуючи структуру класів. Важливою є вимога збереження репрезентативності: після відбору за якістю кількість зображень кожного класу не повинна зменшуватись до рівня, за якого модель втрачає здатність навчатися на цих прикладах. У випадку істотного дисбалансу повинні бути передбачені механізми контролю та корекції, наприклад, коригування порогового рівня для окремих класів або застосування методів штучного збільшення даних.

Вимоги до якості роботи системи визначають очікувані показники точності та стійкості результатів. Система має підтримувати розрахунок базових метрик класифікації, зокрема точності та макроусередненого F1-критерію, а за потреби — додаткових показників, таких як збалансована точність, ROC-криві й площа під ними. Результати мають аналізуватися як у середньому, так і окремо для кожного класу, із використанням матриць плутанини для виявлення типових помилок. Обов'язковою є відтворюваність експериментів: повторний запуск за тих самих налаштувань має давати близькі значення метрик. Для цього система повинна фіксувати використані параметри розбиття вибірки та зберігати службову інформацію про перебіг навчання. У контексті магістерського дослідження до цільових вимог належить також демонстрація покращення показників якості під час навчання на підвибірці, відібраній за якістю зображень, порівняно з навчанням на всіх доступних даних, із подальшим детальним аналізом відмінностей.

Обчислювальні та програмно-технічні вимоги визначають можливість реалізації системи в обраній інфраструктурі. Система розрахована на виконання в

середовищі Google Colab із використанням графічного процесора, що накладає обмеження на розмір партії навчальних прикладів, кількість епох і одночасний обсяг даних у пам'яті. Вона має бути сумісною з бібліотеками PyTorch, torchvision, timm, scikit-learn, засобами для візуалізації результатів та стандартними засобами роботи з файлами у хмарному сховищі. Важливо, щоб обробка зображень відбувалася потоково, через спеціалізовані засоби завантаження даних, без зайвого дублювання великих масивів у пам'яті. Повинна бути можливість зберігати моделі та проміжні результати у зовнішньому сховищі для відновлення роботи після перезапуску середовища.

Експлуатаційні та інтерфейсні вимоги стосуються зручності та надійності взаємодії користувача із системою. Інтерфейс на базі веб-компонентів повинен відображати логіку дослідження: окремі екрани або вкладки для фільтрації даних, навчання моделі, оцінювання метрик, порівняння варіантів та класифікації нових зображень. Користувач має мати можливість запускати основні сценарії кількома очевидними кроками, без зайвих ручних налаштувань. Поля введення (шляхи до папок із зображеннями, параметр чутливості фільтра, кількість епох, швидкість навчання) повинні супроводжуватися короткими поясненнями. У випадку помилок система має формувати зрозумілі повідомлення із вказанням причин, наприклад відсутності потрібної папки, порожньої вибірки зображень чи невідповідності структури даних очікуваному формату.

Вимоги до супроводу та розвитку системи пов'язані з її подальшим масштабуванням і адаптацією. Архітектура повинна бути побудована так, щоб дозволяти заміну базової нейромережевої моделі, додавання нових класів побутових відходів, зміну правил фільтрації або параметрів навчання без руйнування наявних взаємодій між компонентами. Структура коду має забезпечувати читаність, розділення на логічні модулі та можливість повторного використання окремих блоків. Це важливо як для подальшого наукового продовження роботи (наприклад,

дослідження інших стратегій відбору даних), так і для потенційного впровадження прототипу у практичні системи сортування відходів.

У сукупності ці вимоги задають цілісний орієнтир для проектування, реалізації та оцінювання інтелектуальної системи класифікації побутових відходів. Вони поєднують дослідницькі завдання магістерської роботи (перевірку впливу якості вхідних зображень на результати класифікації) із практичними потребами створення працездатного програмного прототипу, здатного до подальшого розвитку.

Висновки до розділу 3

У третьому розділі магістерської роботи послідовно спроектовано інтелектуальну систему класифікації побутових відходів, яка поєднує вимоги до наукового експерименту та до практичного програмного рішення. Обґрунтовано вибір технологічного стеку на основі Python, PyTorch, Google Colab та Gradio як такого, що дає змогу працювати з великими вибірками зображень, використовувати попередньо навчені архітектури глибинного навчання (зокрема EfficientNet-B0), забезпечувати апаратне прискорення на GPU і швидке прототипування інтерактивного інтерфейсу без розгортання окремої серверної інфраструктури. Таким чином середовище розробки не лише підтримує реалізацію моделей, а й природно вбудовує експериментальний контур у процес розроблення.

Запропонована архітектура системи побудована за модульним принципом із чітким розмежуванням відповідальностей між контуром підготовки та фільтрації даних, контуром навчання й валідації нейромережових моделей, контуром експлуатації класифікатора та підсистемою аналітики. На концептуальному рівні це відображено у схемі взаємодії компонентів, діаграмі процесу фільтрації та діаграмі експериментальних сценаріїв, які задають єдиний «каркас» для всіх подальших реалізацій. Окремо формалізовано механізм якісно-орієнтованого відбору зображень на основі вектора показників Q та інтегрального балу ω з адаптивним порогом τ , що

переводить операцію очищення датасету з рівня неформальної «ручної» процедури на рівень відтворюваного алгоритму, тісно пов'язаного з дослідницьким протоколом.

Декомпозиція системи на компоненти керування наборами даних, якісно-орієнтованої фільтрації, навчання моделей, оцінювання та порівняння, інференсу й журналювання дала змогу описати не лише структуру програмної реалізації, а й життєвий цикл даних та моделей. Кожен компонент має власний набір функцій, пов'язаний з конкретними етапами експерименту: від побудови сплітів RAW/CLEANED і фіксації параметрів фільтрації до обчислення матриць плутанини, ROC-кривих і порівняння моделей навчених без модифікацій та з очисткою даних запропонованим підходом за узгодженими метриками. Така організація підтримує прозорість процедур, спрощує повторне відтворення результатів, дозволяє локально модифікувати окремі частини системи (наприклад, змінювати архітектуру моделі чи правила фільтрації) без порушення цілісності загального підходу.

Нарешті, інтеграція Gradio-інтерфейсу в архітектуру надала можливість розвести експлуатаційні та дослідницькі сценарії. Для кінцевого користувача система виступає як засіб «завантажити зображення – отримати клас відходів», тоді як для інженера вона залишається повноцінним експериментальним середовищем із доступом до налаштувань фільтрації, конфігурацій навчання та аналітичних звітів. Сукупно це дозволяє розглядати спроектовану систему не лише як окремий програмний продукт, а як завершений інструмент для дослідження впливу якості вхідних даних на роботу нейромережевого класифікатора побутових відходів і для подальшого його практичного доопрацювання.

Також наведені основні вимоги до інтелектуальної системи класифікації побутових відходів, що задають межі застосовності, очікувані властивості та критерії якості розроблюваної інтелектуальної системи.

РОЗДІЛ 4 Експериментальне дослідження методу класифікації побутового сміття за візуальними даними нейромережевими засобами

4.1 Програмна структура компонентів інтелектуальної системи

Програмна структура компонентів інтелектуальної системи класифікації побутового сміття за візуальними даними (рисунок 4.1) ілюструє, що функціональність розподілена між окремими модулями відповідно до їхніх ролей у конвеєрі обробки, фільтрації, навчання та використання нейромережових моделей.

Модуль `dataset` відповідає за роботу з вхідними даними. Функції сканування, розподілу та завантаження забезпечують виявлення структури сирого датасету, формування навчальних і тестових вибірок і підготовку зображень до подальших етапів. Саме цей компонент ініціює конвеєр і створює основу для якісної обробки.

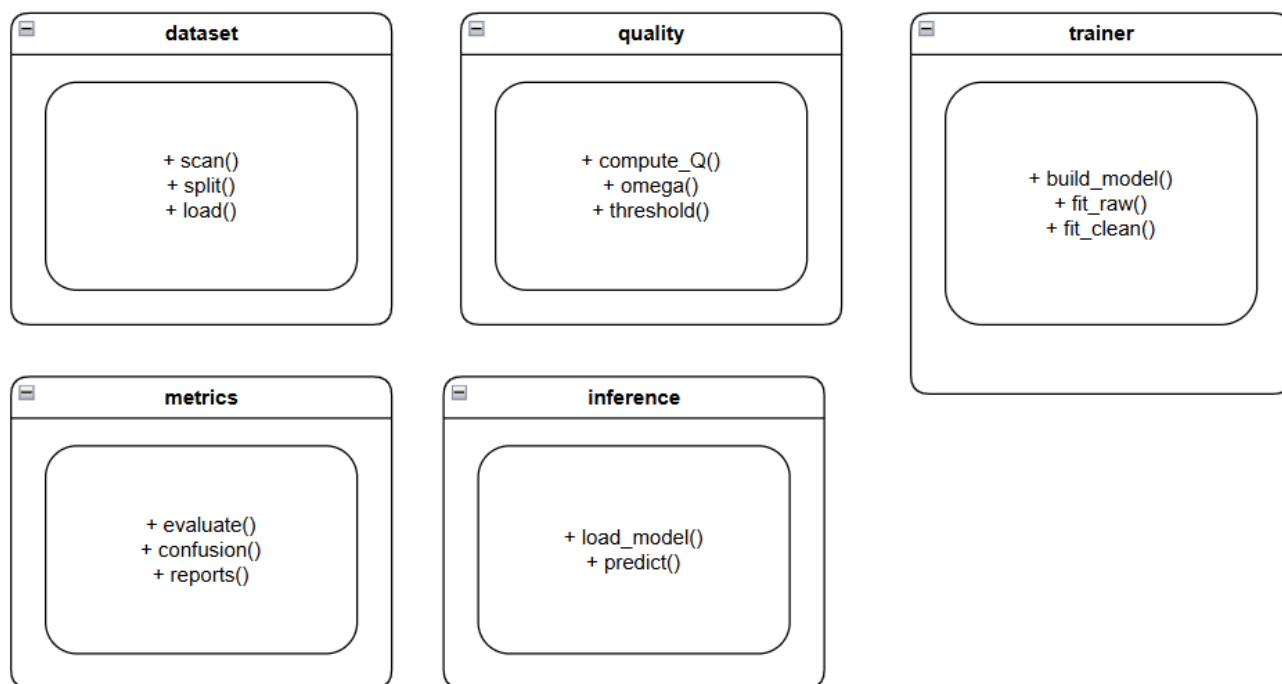


Рисунок 4.1 – Структура пакетів

Модуль `quality` відповідає за формалізований відбір зображень на підставі інтегральної оцінки їхнього стану. У ньому виконується обчислення вектора ознак якості, застосування вагової функції ω та визначення граничного порога для

включення або вилучення зразків. Цей компонент реалізує наукову новизну підходу, оскільки формує очищену вибірку, на якій ґрунтується подальше навчання.

Модуль *trainer* забезпечує побудову моделі та реалізацію двох незалежних навчальних процесів – на сирих і очищених даних. Усередині нього формується структура нейромережі, виконується адаптація під кількість класів і організовується процес оптимізації. Подвійне навчання дає змогу не лише оцінити якість класифікатора, але й дослідити вплив фільтрації на результати.

Модуль *metrics* призначений для кількісного та якісного аналізу результатів. Він охоплює обчислення інтегральних метрик, побудову матриць плутанини та формування звітів, що дозволяє здійснити порівняння моделей, аналіз ΔM та визначити слабкі класи.

Модуль *inference* забезпечує використання навчених моделей у практичному режимі. Він виконує завантаження вагової конфігурації та обробку зображень у режимі передбачення, що відповідає інтерактивній взаємодії з користувачем або інтеграції з прикладними інтерфейсами.

У сукупності ці компоненти відображають архітектуру, орієнтовану на розділення відповідальностей. Вона забезпечує повторюваність експериментів, можливість модульного розширення та реалізацію як навчального, так і прикладного сценарію роботи системи.

Діаграма компонентів інтерфейсної взаємодії користувача з системою класифікації (рисунок 4.2).

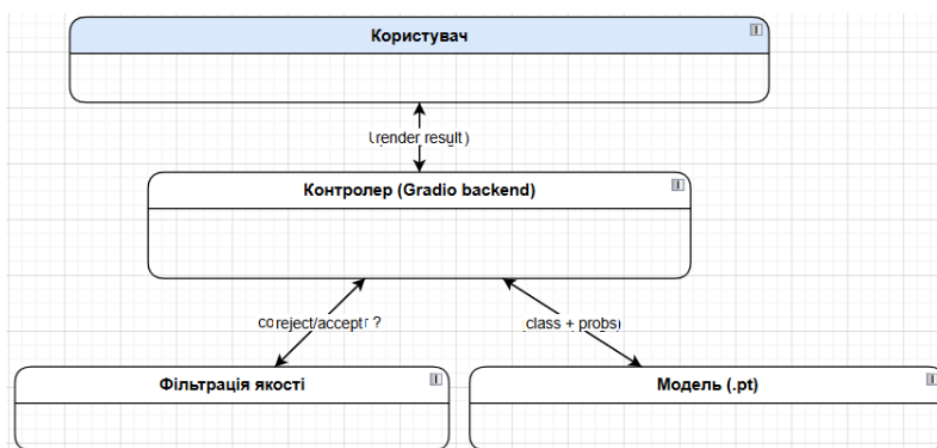


Рисунок 4.2 – Діаграма компонентів інтерфейсної взаємодії користувача

Ця схема демонструє архітектурну організацію взаємодії користувача з інтелектуальною системою на етапі застосування навчених моделей. Центральним елементом є контролер, реалізований засобами Gradio, який виконує роль проміжної ланки між користувачем та внутрішніми модулями. Він приймає завантажене зображення, ініціює валідацію його якості та передає його до відповідної обробки.

Модуль фільтрації якості використовується як попередній етап інференсу. Якщо інтегральна оцінка зображення перевищує прийнятний поріг, контролер передає його до моделі; у протилежному випадку знімок відхиляється або маркується як нерепрезентативний. Така перевірка забезпечує узгодженість між умовами навчання моделі та режимом використання.

Навчена модель завантажується у вигляді вагового файлу формату *.pt і отримує лише ті зображення, які пройшли фільтрацію якості. У відповідь вона генерує прогноз класу відходів та пов'язані з ним ймовірності, що повертаються контролеру для подальшої візуалізації.

Виведення результатів здійснюється через інтерфейс, з яким взаємодіє користувач. Контролер не лише ініціює процес обробки, а й формує інтерпретований результат, який відображається у зручному форматі. Уся логіка побудована так, щоб кінцевий користувач взаємодівав лише з інтерфейсом, без доступу до внутрішньої реалізації моделі або етапів перевірки якості.

Діаграма розгортання інтелектуальної системи класифікації (рисунок 4.3) відображає інфраструктурну організацію системи, у якій поєднано середовище виконання, зовнішнє сховище даних і користувацьку взаємодію через вебінтерфейс. Уся обчислювальна логіка розміщується у середовищі Google Colab, що працює на GPU та об'єднує Python, бібліотеку PyTorch і серверну частину Gradio. Саме тут виконуються завантаження моделі, проведення інференсу, формування журналів і накопичення метрик. Цей вузол є ядром системи, у якому зосереджені як навчальні, так і експлуатаційні компоненти.

Зовнішнім джерелом даних виступає сховище Google Drive або Kaggle, у якому зберігаються початкові та очищені вибірки, а також чекпоїнти моделей і допоміжні конфігураційні файли. Це дозволяє забезпечити стійкість до

перевантажень середовища Colab, повторне використання вагових файлів та можливість відновлення стану системи без повторного навчання.

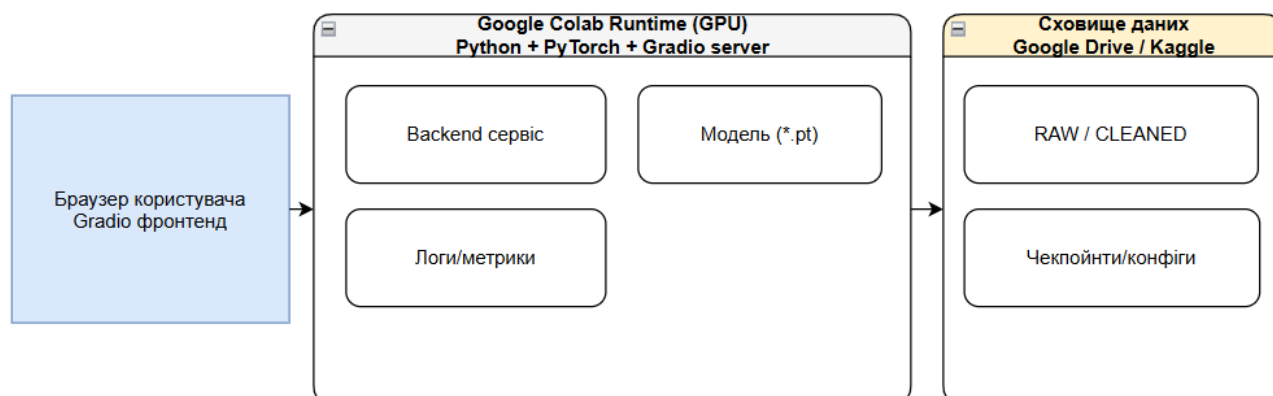


Рисунок 4.3 – Діаграма розгортання інтелектуальної системи класифікації

Доступ до системи здійснюється через браузер користувача, який взаємодіє з фронтендом Gradio. Через цей інтерфейс відбувається завантаження зображень, ініціювання обробки, відображення класу та ймовірностей. Усі звернення обробляються бекенд-сервісом у Colab, який виконує передобробку, фільтрацію якості та передає дані до нейромережевої моделі.

Така архітектура забезпечує розділення відповідальностей: середовище виконання обробляє запити та містить модель, сховище відповідає за сталість даних і результатів тренування, а користувач взаємодіє з системою лише через вебінтерфейс. Це дозволяє розгортати систему без потреби у локальній інсталяції, використовувати GPU-ресурси хмарного середовища та забезпечувати керованість експериментів і продуктивного застосування.

4.2 Особливості програмної реалізації інтелектуальної системи класифікації побутових відходів

Програмна реалізація інтелектуальної системи класифікації побутових відходів виконана у вигляді єдиного ноутбука Google Colab мовою Python із використанням бібліотек PyTorch, torchvision, timm, scikit-learn, Pillow, Matplotlib, seaborn та фреймворку Gradio для побудови вебінтерфейсу. Структура коду

відповідає архітектурі, описаній у третьому розділі: окремими функціями реалізовано модулі аналізу якості зображень, формування очищеної навчальної підвибірки, навчання нейромережевого класифікатора, оцінювання його якості та інтерактивної взаємодії з користувачем.

Першою ключовою частиною є модуль безеталонного аналізу якості зображень, який обчислює вектор показників якості для кожного зображення та формує інтегральну оцінку. На рівні коду це реалізовано парою функцій: одна відповідає за обчислення окремих показників (різкість, контраст, експозиція, рівень шуму/розмиття), інша за агрегацію цих оцінок і відбір зображень. Узагальнено логіку фільтрації можна подати так:

```

функція фільтрувати_за_якістю(шлях,  $\alpha$ ,  $w_s$ ,  $w_c$ ,  $w_e$ ,  $w_b$ ):
    список_оцінок = порожній список
    список_файлів = порожній список

    для кожної папки_класу у підпапках(шлях):
        для кожного файлу_зображення у всіх_зображеннях(папка_класу):
            зображення = завантажити(файл_зображення)
            (s, c, e, b) = обчислити_вектор_якості(зображення)
             $w = w_s \cdot s + w_c \cdot c + w_e \cdot e + w_b \cdot b$ 
            додати w до список_оцінок
            додати (файл_зображення, w, клас) до список_файлів

     $\mu$  = середнє(список_оцінок)
     $\sigma$  = стандартне_відхилення(список_оцінок)

    якщо  $\alpha = 0$ :
         $\tau = -\infty$ 
        відібрані = всі елементи з список_файлів
    інакше:
         $\tau = \mu - \alpha \cdot \sigma$ 
        відібрані = елементи, для яких  $w \geq \tau$ 
    повернути (відібрані,  $\tau$ ,  $\mu$ ,  $\sigma$ )

```

У реалізації після формування переліку «відібраних» зображень створюється окрема деревоподібна структура папок для очищеної підвибірки та здійснюється копіювання відповідних файлів із збереженням належності до класів. Таким чином забезпечується чітке розмежування між повним набором зображень та підвибіркою, сформованою за якісними критеріями, без зміни вихідних даних.

Другим важливим елементом є модуль навчання нейромережевого класифікатора на основі архітектури EfficientNet-B0 з бібліотеки timm. Він відповідає за підготовку вибірки, відтворюваний поділ на навчальну та валідаційну

підвибірки, побудову моделі та запуск циклу оптимізації. Логіка верхньорівневої функції навчання, яка прив'язана до інтерфейсу Gradio, може бути подана у вигляді такого псевдокоду:

```

функція навчити_модель (шлях_до_даних, кількість_епох, швидкість_навчання):
    датасет = завантажити_образи(шлях_до_даних, спільні_трансформації)
    N = кількість_зразків(датасет)
    індекси = випадкова_перестановка(0..N-1; зерно = 42)
    межа = [0.8·N]
    індекси_валідації = індекси[0..межа-1]
    індекси_навчання = індекси[межа..N-1]
    зберегти_індекси(шлях_до_даних, індекси_навчання, індекси_валідації)
    навчальна_вибірка = підвибірка(датасет, індекси_навчання)
    валідаційна_вибірка = підвибірка(датасет, індекси_валідації)

    завантажувач_навчання = DataLoader(навчальна_вибірка, batch_size=16,
shuffle=True)
    завантажувач_валідації = DataLoader(валідаційна_вибірка, batch_size=16,
shuffle=False)

    модель = створити_EfficientNet(кількість_класів(датасет))
    найкраща_модель = цикл_навчання(модель, завантажувач_навчання,
завантажувач_валідації,
кількість_епох, швидкість_навчання)
    зберегти_ваги(найкраща_модель, "назва_моделі.pt")

```

Функція цикл_навчання реалізує покрокове оновлення ваг на основі функції втрат перехресної ентропії та оптимізатора Adam із фіксованою швидкістю навчання. У кожній епосі обчислюються значення точності на навчальній і валідаційній підвибірках, а найкраща за валідаційною метрикою конфігурація моделі зберігається для подальшого використання. Фіксація індексів навчальної та валідаційної підвбірок у окремому файлі забезпечує відтворюваність експериментів та можливість коректної повторної оцінки моделі.

Окремим блоком виділено модуль оцінювання, який завантажує навчену модель, відновлює валідаційну вибірку за збереженими індексами та обчислює метрики якості, включно з побудовою матриці плутанини. Узагальнено цей процес можна подати так:

```

функція оцінити_модель(шлях_до_даних, файл_ваг):
    датасет = завантажити_образи(шлях_до_даних, спільні_трансформації)
    (індекси_навчання, індекси_валідації) = завантажити_індекси(шлях_до_даних)

    валідаційна_вибірка = підвибірка(датасет, індекси_валідації)
    завантажувач_валідації = DataLoader(валідаційна_вибірка, batch_size=16,
shuffle=False)

```

```

модель = створити_EfficientNet(кількість_класів(датасет))
завантажити_ваги(модель, файл_ваг)
список_істинних = порожній список
список_передбачених = порожній список
для кожного батчу (x, y) у завантажувач_валідації:
    виходи = модель(x)
    ймовірності = softmax(виходи)
    класи = argmax(ймовірності)
    додати у до список_істинних
    додати класи до список_передбачених

точність = обчислити_точність(список_істинних, список_передбачених)
F1        = обчислити_макроF1(список_істинних, список_передбачених)
матриця = побудувати_матрицю_плутанини(список_істинних, список_передбачених)
побудувати_теплокарту(матриця)
повернути (точність, F1, матриця)

```

Числове представлення матриці плутанини повертається у форматі, зручному для подальшого аналізу. Особливістю програмної реалізації є те, що всі наведені модулі пов'язані єдиним інтерфейсом Gradio. Для кожного етапу: оцінювання якості й формування очищеної вибірки, навчання моделі, оцінювання метрик, порівняння варіантів та класифікації нових зображень створено окрему вкладку, яка викликає відповідну функцію верхнього рівня. Завдяки цьому до ядра системи не прив'язано жодної логіки інтерфейсу: усі обчислювальні функції можуть використовуватися як автономно (у сценаріях дослідника), так і через графічну оболонку (для демонстрації роботи класифікатора на практичних прикладах).

Додаткову роль у загальній логіці роботи відіграє функція обчислення вектора показників якості, на основі якого формується інтегральна оцінка ω . Вона працює на рівні одного зображення й використовує перетворення у відтінки сірого та прості статистики яскравості, що робить алгоритм достатньо легким для використання у великих вибірках. Узагальнений вигляд цієї процедури можна подати так:

```

функція обчислити_вектор_якості(зображення):
    сіре = перетворити_в_відтінки_сірого(зображення)
    масив = перетворити_у_масив_яскравостей(сіре)

    m = середнє(масив)
    var = дисперсія(масив)
    sigma = стандартне_відхилення(масив)

    різкість = var / (m + ε)
    контраст = sigma
    базова_яскравість = 127.5

```

```

 $\delta = |m - \text{базова\_яскравість}| / \text{базова\_яскравість}$ 
показник_експозиції = 1 -  $\delta$ 

var_центроване = дисперсія(масив - m)
показник_розмиття = 1 - var_центроване / 255

повернути (різкість, контраст, показник_експозиції, показник_розмиття)

```

У подальшому ці чотири компоненти поєднуються з ваговими коефіцієнтами, що задаються користувачем, і таким чином задають конфігурацію якісного фільтра без зміни самої структури коду.

Окремо реалізовано допоміжну процедуру фізичного формування структури очищеного набору. Вона відповідає за створення цільових директорій та копіювання файлів, які пройшли поріг якості, у відповідні папки класів. Це дозволяє зберегти початкову організацію датасету та одночасно мати окремий варіант для навчання на відібраних зображеннях:

```

функція сформувати_очищений_набір(список_відібраних, вихідний_корінь,
цільовий_корінь):
    для кожного (повний_шлях, w, клас) у список_відібраних:
        папка_класу_цільова = об'єднати(цільовий_корінь, клас)
        якщо папка_класу_цільова не існує:
            створити_папку(папка_класу_цільова)

        ім'я_файлу = виділити_ім'я(повний_шлях)
        скопіювати(повний_шлях, об'єднати(папка_класу_цільова, ім'я_файлу))

```

У реалізації саме ця процедура викликається після завершення обчислення порогового значення τ та списку відібраних зображень, а Gradio-інтерфейс повертає користувачу короткий текстовий звіт про кількість скопійованих файлів і параметри τ , μ , σ .

Функціональність інференсу зосереджена у компактній функції, яка виконує стандартний конвеєр перетворень для одного зображення, завантажує відповідну модель та повертає як передбачений клас, так і повний вектор ймовірностей. У спрощеному вигляді її структуру можна відобразити так:

```

функція класифікувати_зображення(файл_зображення, шлях_до_даних, файл_ваг):
    зображення = завантажити(файл_зображення)
    тензор = застосувати_спільні_трансформації(зображення)
    тензор = додати_вимір_партії(тензор)

    датасет = завантажити_образи(шлях_до_даних, спільні_трансформації)
    класи = отримати_імена_класів(датасет)

```

```

модель = створити_EfficientNet(довжина(класи))
завантажити_ваги(модель, файл_ваг)
модель у режимі_оцінювання

вихід = модель(тензор)
ймовірності = softmax(вихід[0])
k = argmax(ймовірності)
передбачений_клас = класи[k]

словник_ймовірностей = зіставити(класи, ймовірності)
повернути (передбачений_клас, словник_ймовірностей)

```

Саме ця функція прив'язана до вкладки «Inference» у Gradio, де компонент завантаження зображення поєднується з вибором моделі (навченої на повних чи очищених даних), а результат повертається у вигляді мітки класу та словника ймовірностей, зручного для відображення.

Логіка вебінтерфейсу реалізована засобами Gradio Blocks і організована у вигляді тематичних вкладок, що відображають основні етапи експерименту. Узагальнено побудову інтерфейсу можна подати у вигляді такої схеми:

```

функція створити_інтерфейс():
    інтерфейс = Blocks(тема, заголовок = "WasteSense System")
    додати_заголовок("Інтелектуальна система класифікації побутових відходів")

    вкладка "Якість даних":
        поле_шлях, слайдер_α, слайдери_ваг
        кнопка "Оцінити якість" → виклик фільтрувати_за_якістю + сформувати_очищений_набір

    вкладка "Навчання":
        параметри_дасету, кількість_епох, швидкість_навчання, вибір_режиму
        кнопка "Навчити модель" → виклик навчити_модель

    вкладка "Оцінювання":
        шлях_до_даних, вибір_файлу_ваг
        кнопка "Оцінити" → виклик оцінити_модель

    вкладка "Класифікація":
        компонент_зображення, вибір_моделі
        кнопка "Класифікувати" → виклик класифікувати_зображення

    запустити(інтерфейс)

```

У підсумку програмна реалізація відображає не лише логіку окремих алгоритмів, а й їхню інтеграцію в цілісний конвеєр: від автоматизованого оцінювання якості вхідних зображень і побудови очищеної навчальної вибірки до

навчання, оцінювання та практичного використання нейромережевого класифікатора у зручному інтерактивному середовищі.

4.3 Тестування розробленої інтелектуальної системи

Першим тестовим випадком для розробленої інтелектуальної системи класифікації побутових відходів є перевірка коректності роботи модуля «Оцінка якості даних». Мета тесту – пересвідчитися, що система правильно обробляє вхідну папку з даними, застосовує параметр α (чутливість фільтра), ваги w_s , w_c , w_e , w_b , формує інтегральний показник якості та створює окремий очищений набір зображень.. Кроки тест-кейса наведено у таблиці 4.1.

Таблиця 4.1 – Тест-кейс A0001

Тест-кейс ID: A0001	Пріоритет: 1	Створено: 20.10.2025, Владислав ДЕРЖАК
Назва: Перевірка роботи вкладки «Оцінка якості даних»		
Кроки	Очікуваний результат	
1. Запустити вебінтерфейс WasteSense у Google Colab. Перейти на вкладку «Оцінка якості даних».	Інтерфейс завантажено без помилок, відображаються елементи інтерфейсу.	
2. У полі «Шлях до папки з даними» ввести шлях <code>/content/dataset/images/images</code> .	Шлях прийнято, помилок валідації не виникає.	
3. Встановити значення $\alpha = 0.20$, задати ваги w_s , w_c , w_e , w_b та натиснути кнопку «Аналізувати якість».	Виконано аналіз зображень; Папка <code>images_cleaned</code> існує;	
4. Перевірити в файловому менеджері Colab наявність папки <code>/content/dataset/images/images_cleaned</code> з підпапками-класами.	структура підпапок за класами збігається зі вхідною, у кожному класі наявні відібрані зображення.	
Результат виконання тест-кейсу: пройдено успішно		

За підсумками тестування підтверджено, що модуль «Оцінка якості даних» коректно обробляє вхідний набір зображень, використовує параметри α та ваги якості, формує текстовий звіт у полі «Результат» і створює структурований очищений набір у папці `images_cleaned`. Результат успішного виконання наведено на рисунку 4.4.

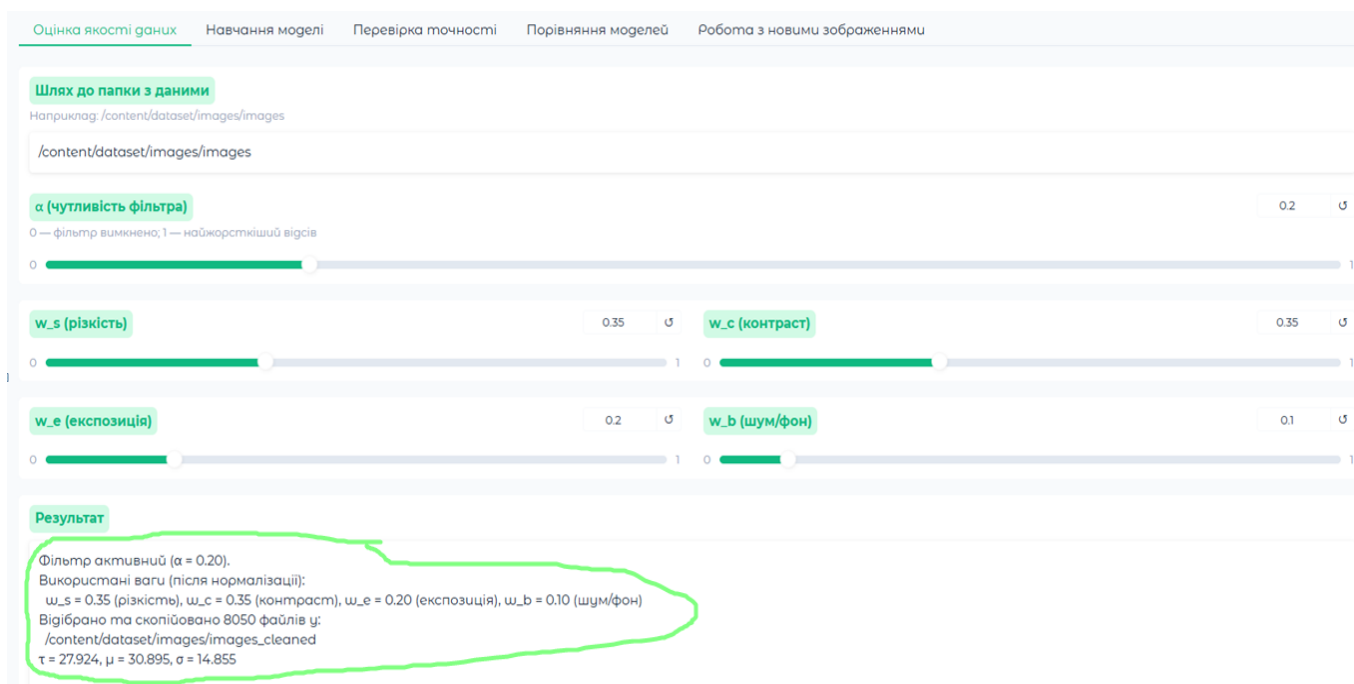


Рисунок 4.4 – Успішне виконання тест-кейсу A0001

Другий тестовий випадок спрямований на перевірку коректної роботи вкладки «Навчання моделі» у режимі навчання класифікатора на повному наборі зображень без попередньої фільтрації за якістю. Цей сценарій відтворює базу експериментальну конфігурацію, у якій неймережева модель EfficientNet-B0 донавчається на всіх доступних зображеннях побутових відходів із збереженням вихідного розподілу класів. Тест дозволяє переконатися, що модуль правильно інтерпретує введений шлях до датасету, коректно застосовує параметри навчання (кількість епох, швидкість навчання, тип моделі), формує навчальну та валідаційну підвибірку та зберігає ваги найкращої конфігурації у вигляді окремого файлу. Кроки тестового випадку A0002 наведені в таблиці 4.2.

Таблиця 4.2 – Тест-кейс A0002

Тест-кейс ID: A0002	Пріоритет: 1	Створено: 20.10.2025, Владислав ДЕРЖАК
Назва: Навчання моделі на повному наборі зображень		
Кроки	Очікуваний результат	
1. Відкрити вкладку «Навчання моделі».	Відображено поля «Шлях до датасету», «Кількість епох», «Швидкість навчання», перемикач «Тип моделі», поле «Лог навчання».	
2. У полі «Шлях до датасету» ввести <code>/content/dataset/images/images</code>	Шлях прийнято без помилок.	
3. Встановити «Кількість епох» = 3, «Швидкість навчання» = 0.0001, у «Тип моделі» обрати <code>f_raw</code> .	Значення параметрів відображаються коректно, активовано режим навчання моделі на повному наборі зображень.	
4. Натиснути кнопку запуску навчання.	У полі «Лог навчання» з'являється текст із повідомлення «Модель <code>f_raw.pt</code> навчено і збережено».	
5. Перевірити файлову систему Colab.	У робочому каталозі з'явився файл <code>f_raw.pt</code> , помилки під час навчання відсутні.	
Результат виконання тест-кейсу: пройдено успішно		

Додатковою метою тесту є перевірка узгодженості між інтерфейсом і внутрішньою логікою навчання: після запуску процесу користувач має отримати інформативний «Лог навчання» з відображенням перебігу епох, значень метрик на кожній і фінального повідомлення про успішне завершення тренування. У результаті виконання даного тест-кейсу підтверджується, що система здатна відпрацьовувати повний цикл навчання на нефільтрованих даних, формуючи референтну модель `f_raw`, яка надалі використовується як базова точка порівняння для моделей, навчених на очищених вибірках. Результат виконання тест-кейсу наведено на рисунку 4.5.

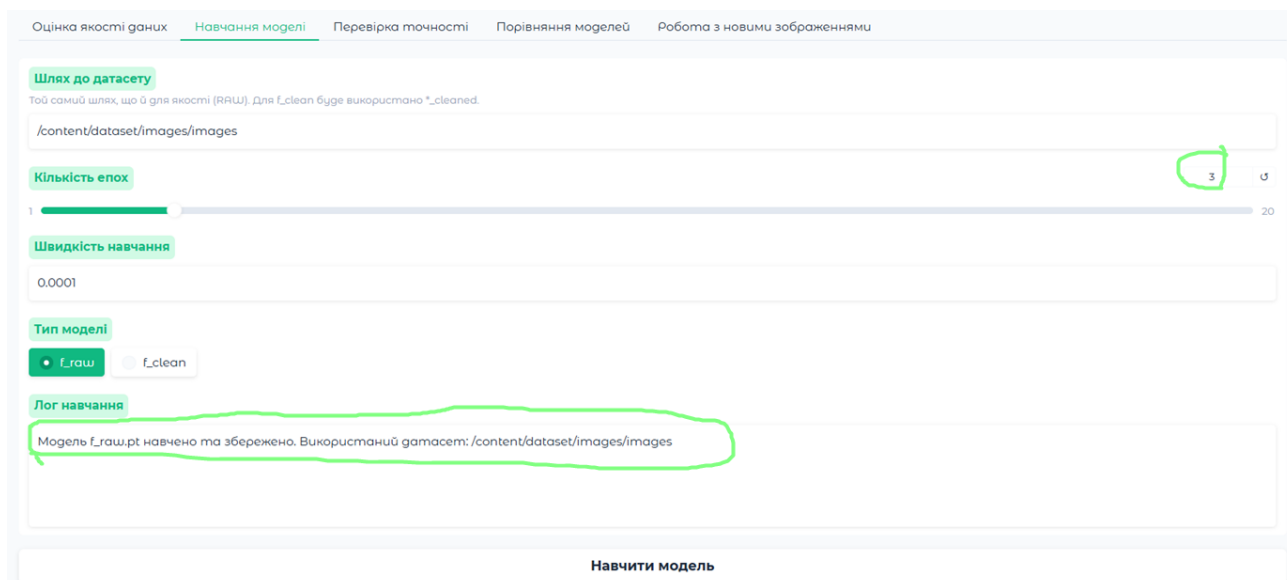


Рисунок 4.5 – Успішне виконання тест-кейсу A0002

Наступний тестовий випадок A0003 перевіряє роботу вкладки «Навчання моделі» у режимі навчання класифікатора на очищеному наборі зображень, сформованому модулем якісно-орієнтованої фільтрації. У цьому сценарії використовується саме та підвибірка даних, яка пройшла попередній відбір за показниками різкості, контрасту, експозиції та рівня шуму, що дозволяє оцінити, як зміна якості вхідних зразків впливає на навчання нейромережі. Тест дає змогу пересвідчитися, що система коректно працює з альтернативним шляхом до датасету (папка очищених зображень), правильно інтерпретує вибір типу моделі `f_clean`, формує навчальну та валідаційну підвибірки на основі тих самих правил розбиття, що й для повного набору, та успішно зберігає ваги навченого класифікатора у файлі `f_clean.pt`. Окрему увагу приділено перевірці змістовності «Логу навчання», де має відобразитися перебіг епох з урахуванням нового обсягу даних, а також коректному завершенню процесу без помилок. За результатами цього тесту підтверджується, що модуль навчання забезпечує відтворювану побудову моделі для очищеної вибірки й створює коректну пару порівнюваних класифікаторів: базовий (на повному наборі) та якісно-орієнтований (на очищених даних). Кроки тестового випадку A0003 наведені в таблиці 4.3.

Таблиця 4.3 – Тест-кейс A0003

Тест-кейс ID: A0003	Пріоритет: 1	Створено: 20.10.2025, Владислав ДЕРЖАК
Назва: Навчання моделі на очищеному наборі зображень		
Кроки		Очікуваний результат
1. Відкрити вкладку «Навчання моделі».		Відображено поля «Шлях до датасету», «Кількість епох», «Швидкість навчання», перемикач «Тип моделі», поле «Лог навчання».
2. У полі «Шлях до датасету» ввести /content/dataset/images/images_cleaned		Шлях прийнято без помилок.
3. Встановити «Кількість епох» = 3, «Швидкість навчання» = 0.0001, у «Тип моделі» обрати f_clean.		Значення параметрів відображаються коректно, активовано режим навчання моделі на повному наборі зображень.
4. Натиснути кнопку запуску навчання.		У полі «Лог навчання» з'являється текст із повідомлення «Модель f_clean.pt навчено і збережено».
5. Перевірити файлоу систему Colab.		У робочому каталозі з'явився файл f_clean.pt, помилки під час навчання відсутні.
Результат виконання тест-кейсу: пройдено успішно		

Результат успішного виконання тест кейсу A0003 наведено на рисунку 4.6.

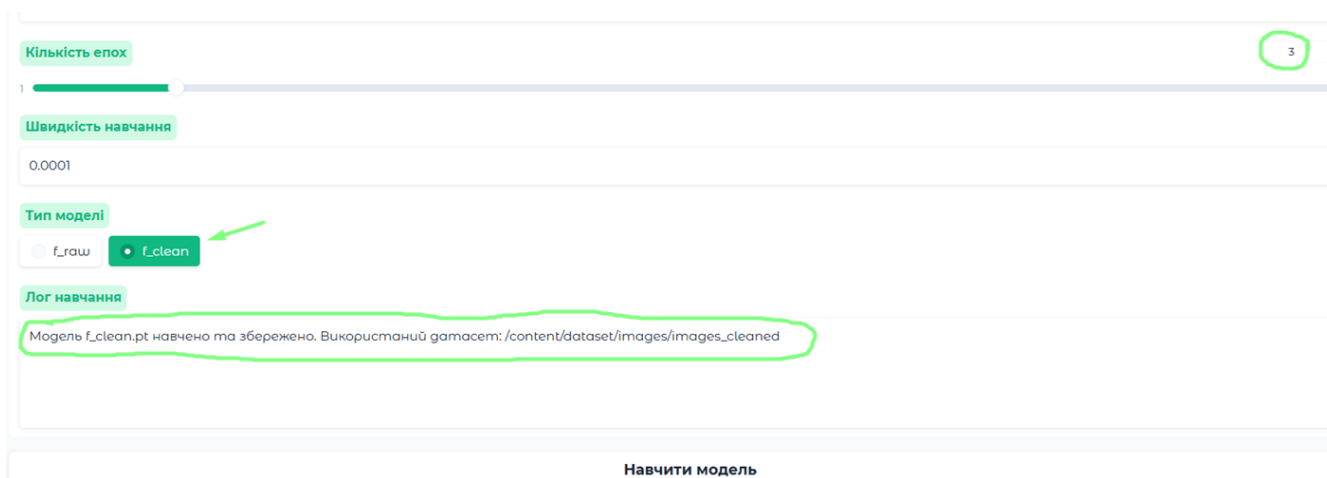


Рисунок 4.6 – Успішне виконання тест-кейсу A0003

Четвертий тестовий випадок спрямований на перевірку коректної роботи вкладки «Перевірка точності», у межах якої здійснюється числова оцінка навчених моделей без деталізації по класах. У цьому сценарії система повинна коректно інтерпретувати вказаний шлях до датасету, з урахуванням примітки, що шлях є спільним для необроблених та очищених даних, а вибір конкретної підвибірки здійснюється автоматично залежно від обраного типу моделі (f_raw або f_clean). Кроки тест-кейсу A0004 наведені в таблиці 4.4.

Таблиця 4.4 – Тест-кейс A0004

Тест-кейс ID: A0004	Пріоритет: 1	Створено: 21.10.2025, Владислав ДЕРЖАК
Назва: Оцінювання точності моделі на валідаційній вибірці		
Кроки	Очікуваний результат	
1. Відкрити вкладку «Перевірка точності».	Шлях і тип моделі прийнято, помилок валідації немає.	
2. У полі «Шлях до датасету» ввести /content/dataset /images/images, у «Тип моделі» обрати f_clean.	Після завершення обчислень у полі «Метрики» з'являється JSON із ключами accuracy та macro_f1 і числовими значеннями метрик.	
3. Натиснути кнопку «Оцінити модель».	Отримано ті самі значення accuracy та macro_f1, що свідчить про стабільність та відтворюваність процедури оцінювання.	
4. Повторно натиснути «Оцінити модель» без зміни шляху та типу моделі.		
Результат виконання тест-кейсу: пройдено успішно		

Після запуску оцінювання модуль має завантажити відповідну модель, виконати прогін по валідаційній вибірці й повернути у полі «Метрики» JSON-структуру з ключовими показниками якості (accuracy, macro_f1). Повторний запуск з тими самими параметрами має давати однакові значення, що підтверджує

відтворюваність процедури оцінювання. Результат успішного виконання тест-кейсу наведено на рисунку 4.7.

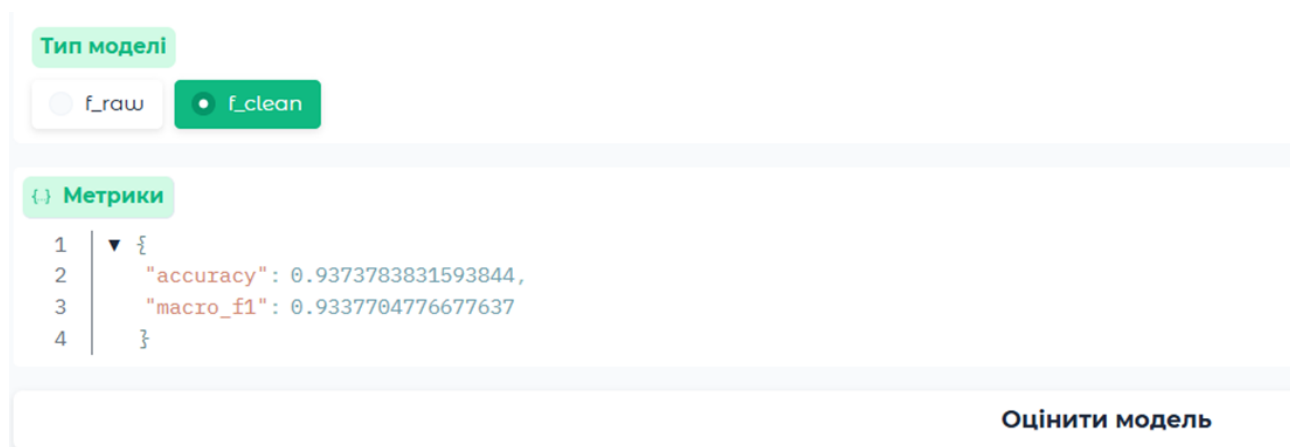


Рисунок 4.7 – Успішне виконання тест-кейсу A0004

Наступний тестовий випадок (A0005) перевіряє роботу вкладки «Робота з новими зображеннями», у межах якої реалізовано інтерактивну класифікацію одиничних зображень побутових відходів. Цей сценарій моделює типову ситуацію прикладного використання системи, коли користувач завантажує окрему фотографію об'єкта (наприклад, аерозольного балончика чи пластикової пляшки), обирає варіант нейромережевої моделі та отримує результат класифікації в режимі близькому до реального часу. Тест дозволяє перевірити коректність обробки вхідного зображення (масштабування, нормалізація, перетворення у тензорний формат), узгодженість списку класів із вибраним датасетом, а також здатність моделі повертати не лише назву передбаченого класу, а й повний розподіл ймовірностей по всіх категоріях. Окремо контролюється зв'язок між інтерфейсом та ядром системи: зміна типу моделі (f_raw чи f_clean) має призводити до завантаження відповідного файлу wag, тоді як введений шлях до папки з даними використовується для формування узгодженого переліку класів. За підсумками тесту оцінюється не тільки технічна справність модуля інференсу, а й зручність взаємодії для кінцевого користувача, який отримує зрозумілий текстовий результат і ймовірнісну інтерпретацію класифікації. Кроки тест-кейсу наведено в таблиці 4.5.

Таблиця 4.5 – Тест-кейс A0005

Тест-кейс ID: A0005	Пріоритет: 1	Створено: 21.10.2025, Владислав ДЕРЖАК
Назва: Класифікація нового зображення побутових відходів		
Кроки	Очікуваний результат	
1. Відкрити вкладку «Робота з новими зображеннями».	Відображено компонент завантаження зображення, перемикач «Тип моделі», поле «Шлях до папки з даними», поля з результатом.	
2. У полі шляху ввести /content/dataset/images/images_cleaned, у типі моделі обрати f_clean.	Параметри прийнято, помилок немає.	
3. Завантажити зображення одного з класів (наприклад, фото аерозольного балончика з датасету).	Зображення відображається в інтерфейсі, кнопка класифікації стає активною.	
4. Натиснути кнопку класифікації.	У полі «Prediction» відображається назва класу, що відповідає завантаженому об'єкту; у полі ймовірностей виводиться розподіл по всіх класах.	
Результат виконання тест-кейсу: пройдено успішно		

Результат успішного виконання наведено на рисунку 4.8.

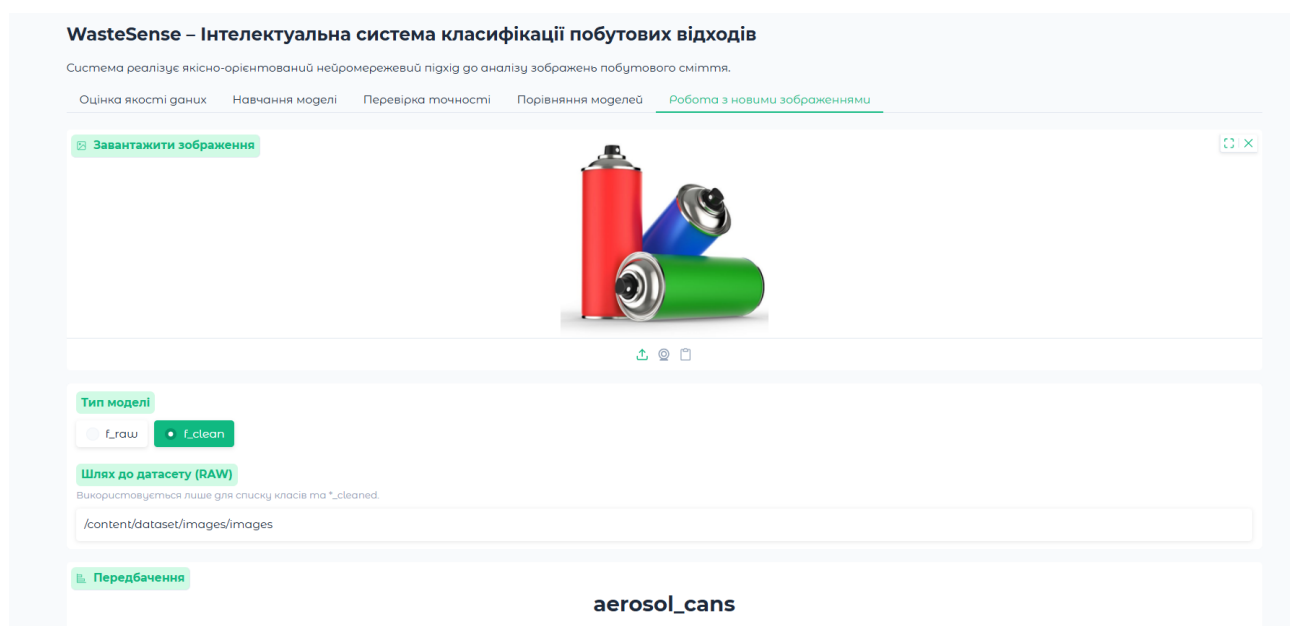


Рисунок 4.8 – Успішне виконання тест-кейсу A0005

На рисунку 4.9 наведено впевненість моделі по всіх 30 класам при коректній класифікації аерозольного балончика (продовження рисунку 4.8).



Рисунок 4.9 – Класифікаційний звіт

Узагальнюючи результати проведених тестувань, можна констатувати, що розроблена інтелектуальна система класифікації побутових відходів коректно відпрацьовує повний експлуатаційний цикл (від якісно-орієнтованої підготовки даних до навчання, оцінювання та інтерактивного використання нейромережових моделей). Усі перевірені сценарії (формування очищеної вибірки, навчання моделей на різних піднаборах зображень, обчислення інтегральних метрик та класифікація нових прикладів) завершилися успішно, без програмних збоїв чи логічних невідповідностей між інтерфейсом і внутрішніми модулями. Це говорить про достатню зрілість програмної реалізації та її компонентів і практичну придатність системи для подальших експериментів і використання як інструмента підтримки процесів сортування побутових відходів.

4.4 Дослідження методу

Спершу експериментально було порівняно дві моделі: базову, навчану на повному вихідному наборі зображень, та модель, навчану лише на підвибірці, сформованій за результатами безеталонної оцінки якості. Для формування такої підвибірки було використано ваги $w_s = 0.35$ (різкість), $w_c = 0.35$ (контраст), $w_e = 0.20$ (експозиція), $w_b = 0.10$ (рівень шуму/фону) та чутливість фільтра $\alpha = 0.20$. За цих параметрів до очищеної підвибірки потрапила лише частина зображень, що відповідають прийнятному рівню різкості та контрасту, тоді як вихідний набір залишався повністю незмінним. У таблиці 4.6 наведено результати порівняння моделей для десяти епох навчання.

Таблиця 4.6 – Порівняння якості моделей на повному та очищеному наборах

Конфігурація моделі	Набір даних	Кількість епох	Accuracy	Macro $-F_1$	Δ Accuracy відносно f_{raw}
f_{raw}	повний набір зображень	10	0.9448	0.944 1	–
f_{clean}	підвибірка після фільтрації ($\alpha=0.2$)	10	0.9529	0.947 3	+0.0081

Як видно з таблиці 4.6, навчання на очищеному наборі зображень дало приріст точності приблизно на 0.8 відсоткового пункту та невелике зростання макроусередненого F_1 -критерію. Обидві моделі тренуються за однаковим протоколом і різняться лише складом навчальних даних. Це дає підстави пов'язувати спостережуваний приріст саме з вилученням найнижчої за якістю частини зображень. Результат підтверджується відповідним скріншотом (рисунок 4.10).

Додаткові експерименти з трьома епохами навчання показали аналогічну тенденцію: навіть за короткого циклу тренування модель на очищеному наборі демонструє дещо вищі значення accuracy і macro- F_1 порівняно з моделлю, що навчається на повному наборі. Таким чином, ефект якісно орієнтованої фільтрації

проявляється вже на ранніх стадіях навчання і зберігається при збільшенні кількості епох.

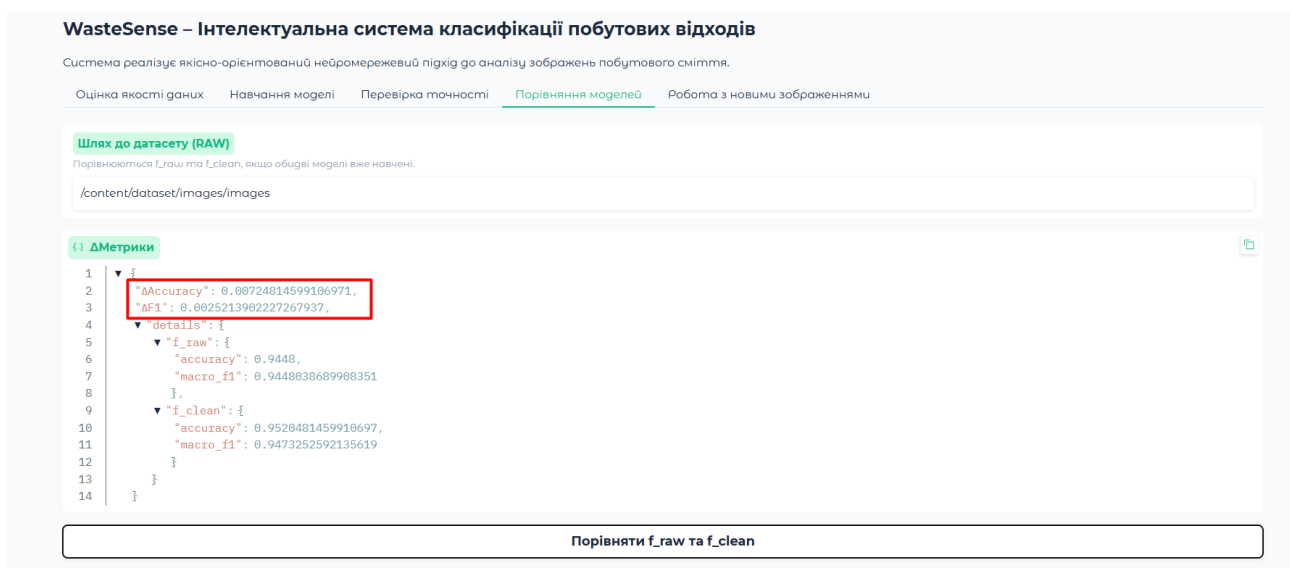


Рисунок 4.10 – Показник збільшення точності за рахунок застосування методу

За матрицею плутанини (рисунок 4.11) для моделі EfficientNet-B0 (f_clean, 6 епох, $\alpha = 0.80$) видно, що основна маса спостережень зосереджена на діагоналі: для більшості класів кількість правильних спрацьовувань перебуває в діапазоні 30-50 прикладів, тоді як позадіагональні значення здебільшого дорівнюють нулю або не перевищують 1-2 помилки. Це характерно, зокрема, для таких категорій, як «яєчна шкаралупа», «залишки їжі», «одноразові пластикові прибори», «скляні банки з-під їжі», «скляні пляшки з-під напоїв», «пакети для сміття», «кавова гуща» модель у цих випадках майже не змішує їх з іншими видами відходів.

Найбільша кількість хибних відповідей стосується класів із подібною фактурою або формою. Алюмінієві банки для напоїв та консервів інколи сприймаються як сталеві консервні банки; картонні коробки плутаються з картонною пакувальною тарою; пластикові пляшки для води та солодких напоїв взаємно підміняють одна одну. Для паперових матеріалів трапляються перехресні помилки між «журналами», «газетами» та «офісним папером», що можна пояснити схожими кольорами, шрифтами та ракурсами зйомки. Окремі зсуви спостерігаються

доопрацювання методики збору даних, посилення фільтрації та таргетованої аугментації.

Можна зробити висновок, що запропонований метод попереднього відбору зображень за якісними показниками дає стійкий позитивний ефект для задачі класифікації побутових відходів. Помірний рівень очищення забезпечує підвищення acc та $macro-F_1$ без втрати репрезентативності вибірки, тоді як надмірно м'які або занадто жорсткі режими фільтрації приводять до деградації показників. Отримані залежності дають підґрунтя для подальших досліджень, пов'язаних із адаптивним вибором α для окремих класів і поєднанням якісно-орієнтованого фільтра з аугментацією та більш складними архітектурами.

Висновки до розділу 4

У четвертому розділі здійснено повний цикл експериментального дослідження запропонованого методу класифікації побутових відходів та його програмної реалізації в інтелектуальній системі. Результати показали, що обрана архітектура, побудована на модульному поділі функцій між компонентами `dataset`, `quality`, `trainer`, `metrics` та `inference`, є придатною для поетапної обробки зображень: від початкового завантаження та попереднього аналізу якості до навчання нейромережових моделей та інтерактивного інференсу. Чітке розділення відповідальностей між цими модулями спростило налаштування експериментів, повторний запуск навчання й подальше масштабування під інші набори даних чи архітектури моделей.

Під час тестування вебінтерфейсу Gradio підтверджено, що система коректно обробляє ключові сценарії роботи користувача. Модуль «Оцінка якості даних» успішно формує окремий очищений набір зображень та надає текстовий звіт із параметрами фільтрації. Вкладка «Навчання моделі» стабільно запускає навчання як на повному, так і на очищеному датасетах, створюючи вагові файли `f_raw` та `f_clean` із фіксацією журналу тренування. Вкладка «Перевірка точності» забезпечує відтворені значення acc та $macro-F_1$ для вибраної моделі, а модуль «Робота з

новими зображеннями» коректно класифікує одиничні приклади, повертаючи як мітку класу, так і розподіл ймовірностей. Сукупність тест-кейсів показала, що реалізовані компоненти працюють без програмних збоїв і логічних суперечностей, а вебінтерфейс адекватно відображає стан внутрішніх процесів.

Експериментальне порівняння моделей, навчання яких здійснювалося на повному та очищеному наборах, дало змогу оцінити ефект якісно орієнтованої фільтрації даних. Для однакових налаштувань навчання (кількість епох, швидкість навчання, архітектура EfficientNet-B0) модель f_{clean} забезпечила помітно кращі значення acc_{test} та $macro-F_1$, ніж модель f_{raw} . Приріст точності на рівні близько 0.8 % при десяти епохах навчання є показовим з огляду на те, що єдиною відмінністю між конфігураціями був склад навчальних вибірок. Додаткові експерименти з трьома епохами підтвердили ту саму тенденцію: навіть при короткому циклі тренування використання очищеного набору дає більш стабільні показники якості. Це свідчить про те, що вилучення з набору знімків із недостатньою різкістю, контрастом або некоректною експозицією зменшує шум у навчальних даних і полегшує моделі формування розділяючих гіперплощин між класами.

Аналіз матриці плутанини для моделі f_{clean} , навченої на очищених даних, дав змогу детальніше оцінити поведінку класифікатора на рівні окремих класів. Для більшості категорій побутових відходів кількість правильних спрацьовувань на діагоналі матриці є суттєво більшою, ніж позадіагональні значення, які зазвичай не перевищують декількох прикладів. Водночас виявлено групи класів, де помилки мають системний характер: алюмінієві банки для напоїв плутаються зі сталевими, різні види картонної тари часто взаємно заміщуються, а пластикові пляшки для води й газованих напоїв змінюють одна одну через подібність форми та кольору. Аналогічна ситуація спостерігається для класів скляних виробів та паперових носіїв («газети», «журнали», «офісний папір»). Ці результати вказують на те, що основні проблеми класифікації пов'язані не з матеріалом як таким, а з візуально близькими підтипами в межах одного матеріалу та обмеженою кількістю прикладів у частини класів.

Сформульовано практичні висновки щодо вибору параметрів якісно орієнтованого фільтра. Помірні значення α у поєднанні з ваговою функцією, орієнтованою на різкість і контраст, дають змогу прибрати найбільш проблемні знімки й водночас зберегти достатній обсяг даних для навчання нейромережі. Занадто жорсткий фільтр потенційно може знизити ефективність через втрату рідкісних, але інформативних прикладів, тоді як надто м'який режим майже не відрізняється від навчання на повному наборі й не компенсує вплив низькоякісних кадрів. Отримані залежності дозволяють вважати, що для подальшого вдосконалення методу варто переходити до адаптивних стратегій, у яких параметри фільтрації задаються з урахуванням особливостей окремих класів та їх дисбалансу.

Узагальнюючи результати розділу, можна стверджувати, що запропонований метод поєднання безеталонної оцінки якості зображень із класичним трансферним навчанням EfficientNet-B0 та відповідна програмна реалізація у вигляді системи WasteSense є ефективним інструментом для задачі класифікації побутових відходів. Виконані експерименти підтвердили доцільність включення етапу якісно орієнтованого відбору зображень у стандартний конвеєр підготовки даних, а також окреслили напрями подальших досліджень: таргетована аугментація для «проблемних» класів, адаптивне налаштування параметра α , перевірка методу на інших архітектурах (наприклад, візуальних трансформерах) та розширення набору даних реальними знімками зі сміттесортувальних ліній.

Загальні висновки

Метою кваліфікаційної роботи магістра було підвищення точності автоматизованої класифікації побутових відходів за візуальними даними шляхом впливу якості вибірки та розроблення нейромережевого підходу з передобчислювальними рішеннями.

Для досягнення мети були поставлені та вирішені такі задачі:

- виконано аналіз сучасного стану області автоматизованої класифікації побутового сміття;
- виконано огляд нейромережевих архітектур для класифікації побутового сміття за візуальними даними;
- виконано аналіз наукових надбань в межах предметної області;
- розроблено метод класифікації побутового сміття за візуальними даними нейромережевими засобами;
- виконано підготовку датасету для донавчання нейромережі;
- виконано програмну реалізацію запропонованого методу;
- виконано дослідження методу класифікації побутового сміття за візуальними даними нейромережевими засобами.

У роботі сформовано підхід до безеталонної оцінки якості зображень побутового сміття. Запропоновано описувати кожне зображення через набір окремих характеристик, що відображають різкість, контрастність, рівномірність освітлення та наявність шуму або фонового засмічення. На основі цих характеристик визначається інтегральний показник якості та поріг відбору, який дає змогу автоматично вилучати з навчального набору зображення з надмірною розмитістю, некоректною експозицією чи надто низьким контрастом. При цьому передбачено контроль мінімальної частки прикладів, що зберігаються в кожному класі, щоб не порушувати репрезентативність вибірки.

Побудовано формальний метод класифікації побутового сміття, у якому процедура відбору за якістю інтегрована до конвеєра навчання нейромережевого класифікатора. Метод передбачає формування двох варіантів навчальних даних:

повного набору та очищеної підвибірки, отриманої після застосування якісного фільтра. Для кожного варіанта виконується окреме навчання моделі з однаковими гіперпараметрами, однаковим способом поділу на навчальну та валідаційну частини та однаковим набором перетворень зображень. Такий підхід забезпечує можливість коректного порівняння впливу якості даних на показники класифікації.

Практичне значення роботи полягає у створенні відтворюваного підходу до врахування якості зображень під час навчання нейромережових класифікаторів для задач сортування відходів, який може бути використано при розробленні смарт-контейнерів, роботизованих ліній сортування та інших елементів інфраструктури поводження з твердими побутовими відходами.

Запропонований у роботі метод має низку обмежень, які не нівелюють отримані результати, але окреслюють межі його застосування та напрями подальшого розвитку. Насамперед він розрахований на роботу з датасетами достатнього обсягу. Якісно орієнтований відсів зображень передбачає, що після вилучення кадрів із неприйнятною різкістю, контрастом, експозицією чи надмірним шумом у кожному класі залишається репрезентативна підвибірка. Практично це означає, що початковий корпус має бути таким, щоб навіть за помірно суворого фільтрування у кожній категорії зберігалось не менше ніж близько двохсот зображень. Для класів із початково малою кількістю прикладів надмірний відсів може призвести до істотного перекосу в розподілі даних, втрати варіативності візуальних ситуацій і погіршення стабільності навчання. Тому, метод доцільно застосовувати або до великих датасетів, або поєднувати з цілеспрямованим поповненням рідкісних класів.

Ще одним обмеженням є орієнтація на один тип базової архітектури – EfficientNet-B0 – і один відкритий набір побутових відходів. Результати, отримані на цьому поєднанні моделі й даних, прямо не гарантують аналогічної поведінки для інших архітектур чи для зображень, що суттєво відрізняються умовами зйомки, типом камери, фоном або культурно-специфічними особливостями упаковки. Параметри якісного фільтра та порогові значення наразі добираються глобально для всього датасету, без індивідуального налаштування під окремі класи, що обмежує

гнучкість методу щодо категорій із різною структурою варіативності. Крім того, прототип системи реалізовано в середовищі Google Colab як дослідницький інструмент; не розв'язувалися завдання інтеграції з промисловими сенсорними лініями, апаратними сортувальниками чи реальними потоками відеоданих. У сукупності ці чинники не заперечують корисності підходу, але вказують на те, що подальші дослідження мають бути спрямовані на адаптацію методу до інших датасетів і архітектур, розроблення клас-залежних режимів фільтрації та перевірку роботи в умовах реальних виробничих сценаріїв.

Перспективи розвитку пов'язані з адаптивним налаштуванням параметрів фільтрації для окремих класів, поєднанням якісно орієнтованого відбору з ваговим навчанням для нерівномірно представлених категорій, а також із переходом до більш складних архітектур, зокрема візуальних трансформерів, для роботи зі складними композиційними сценами.

За темою кваліфікаційної роботи магістра автором виконано чотири наукові публікації, серед яких 1 стаття у фаховому виданні категорії Б. Основні наукові й практичні результати роботи доповідались у доповідях «Проектування інтелектуальної системи класифікації побутового сміття за візуальними даними» на XVII Всеукраїнській науково-практичній конференції «Актуальні проблеми комп'ютерних наук АПКН-2025» (м. Хмельницький) 14-15 листопада 2025 року [71]; «Архітектура модульної інтелектуальної системи класифікації побутового сміття з контролем якості вхідних зображень» на XVIII Міжнародній науково-практичній конференції (м. Одеса) 30–31 жовтня 2025 року [72]; «Approach to image preprocessing for household waste classification in circular economy» на Proceedings of the International Scientific and Practical Conference «Resource-Saving Technologies of Apparel, Textile & Food Industry» (м. Хмельницький) 20 листопада 2025 року [73].

Перелік посилань

1. A Review of Future Household Waste Management for Sustainable Environment in Malaysian Cities / K. M. Cheng et al. *Sustainability*. 2022. Vol. 14, no. 11. P. 6517. URL: <https://doi.org/10.3390/su14116517> (date of access: 17.10.2025).
2. Separate your waste: A comprehensive conceptual framework investigating residents' intention to adopt household waste separation / D. Tang et al. *Sustainable Production and Consumption*. 2023. URL: <https://doi.org/10.1016/j.spc.2023.05.020> (date of access: 17.10.2025).
3. What a Waste 2.0: A Global Snapshot of Solid Waste Management to 2050 / S. Kaza et al. Washington, DC: World Bank, 2018. URL: <https://doi.org/10.1596/978-1-4648-1329-0> (date of access: 17.10.2025).
4. Maalouf A., Mavropoulos A. Re-assessing global municipal solid waste generation. *Waste Management & Research: The Journal for a Sustainable Circular Economy*. 2022. P. 0734242X2210741. URL: <https://doi.org/10.1177/0734242x221074116> (date of access: 17.10.2025).
5. Global Waste Management Outlook / United Nations Environment Programme. United Nations Environment Programme, 2015. URL: <https://www.uncclearn.org/wp-content/uploads/library/unep23092015.pdf> (date of access: 17.10.2025).
6. Synchansky S. O. Bringing the legislation of Ukraine on hazardous waste management in line with the requirements of the European Union law. *Uzhhorod National University Herald. Series: Law*. 2025. Vol. 3, no. 86. P. 180–189. URL: <https://doi.org/10.24144/2307-3322.2024.86.3.27> (date of access: 17.10.2025).
7. EUR-Lex - 52019DC0640 - EN - EUR-Lex. *EUR-Lex – Access to European Union law – choose your language*. URL: <https://eur-lex.europa.eu/legal-content/EN/TXT/?uri=celex:52019DC0640> (date of access: 17.10.2025).
8. Chioatto E., Sospiro P. Transition from waste management to circular economy: the European Union roadmap. *Environment, Development and Sustainability*. 2022. URL: <https://doi.org/10.1007/s10668-021-02050-3> (date of access: 17.10.2025).

9. Eurostat. *Language selection* / *European Commission*.

URL: <https://ec.europa.eu/eurostat> (date of access: 17.10.2025).

10. Osińska M. The determinants of municipal solid waste management efficiency in EU countries. *Economics and Environment*. 2024. Vol. 88, no. 1. P. 637.

URL: <https://doi.org/10.34659/eis.2024.88.1.637> (date of access: 17.10.2025).

11. Про схвалення Національної стратегії управління відходами в Україні до 2030 року. *Офіційний вебпортал парламенту України*.

URL: <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/820-2017-p#Text> (дата звернення: 17.10.2025).

12. *Міністерство розвитку громад та територій України*.

URL: <https://mtu.gov.ua/files/Довідка%20щодо%20стану%20сфери%20управління%200побутовими%20відходами%20за%202023%20рік.docx> (дата звернення: 17.10.2025).

13. Waste Management and Ukraine / United Nations Environment Programme.

Kyiv, 2015. URL: https://eni-seis.eionet.europa.eu/east/areas-of-work/Indicators%20and%20Assessments/products/copy_of_ukrajina_skladacka_finalweb.pdf (date of access: 17.10.2025).

14. Cohen J., Gil J., Rosado L. Exploring urban scenarios of individual residential waste sorting using a spatially explicit agent-based model. *Waste Management*. 2025. Vol. 193. P. 350–362. URL: <https://doi.org/10.1016/j.wasman.2024.12.020> (date of access: 17.10.2025).

15. ISWA | the number 1 Waste Management Network. *ISWA / the number 1 Waste Management Network*. URL: <https://www.iswa.org/> (date of access: 17.10.2025).

16. Bioenergy – International Collaboration in Bioenergy. *Bioenergy – International Collaboration in Bioenergy*. URL: <https://www.ieabioenergy.com/> (date of access: 17.10.2025).

17. Awino F. B., Apitz S. E. Solid Waste Management in the Context of the Waste Hierarchy and Circular Economy Frameworks: An International Critical Review. *Integrated Environmental Assessment and Management*. 2023. URL: <https://doi.org/10.1002/ieam.4774> (date of access: 17.10.2025).

18. Waste Sorting Plants: Extracting Value from Waste | ISWA. *ISWA / the number 1 Waste Management Network*. URL: <https://www.iswa.org/blog/waste-sorting-plants-extracting-value-from-waste/?v=3943d8795e03> (date of access: 17.10.2025).

19. Can the implementation of household waste classification mitigate greenhouse gas emissions in Beijing? A comprehensive analysis of recent trends and future scenarios / Z. Wen et al. *Heliyon*. 2023. P. e23132. URL: <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2023.e23132> (date of access: 17.10.2025).

20. How to promote municipal household waste management by waste classification and recycling? A stochastic tripartite evolutionary game analysis / C. Zhu et al. *Journal of Environmental Management*. 2023. Vol. 344. P. 118503. URL: <https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2023.118503> (date of access: 17.10.2025).

21. Harmful waste generation set to jump, U.N. warns. *Reuters*. URL: <https://www.reuters.com/business/environment/harmful-waste-generation-set-jump-un-warns-2024-02-28/> (date of access: 17.10.2025).

22. Chen L., Gao M. A new learning interaction rule for municipal household waste classification behavior based on multi-agent-based simulation. *Journal of Cleaner Production*. 2020. Vol. 271. P. 122654. URL: <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2020.122654> (date of access: 17.10.2025).

23. Faster R-CNN: Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal Networks / S. Ren et al. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 2017. Vol. 39, no. 6. P. 1137–1149. URL: <https://doi.org/10.1109/tpami.2016.2577031> (date of access: 17.10.2025).

24. Ananth S. Faster R-CNN for object detection. *Medium*. URL: <https://medium.com/data-science/faster-r-cnn-for-object-detection-a-technical-summary-474c5b857b46> (date of access: 17.10.2025).

25. Sensors. An Open Access Journal from MDPI. URL: <https://www.mdpi.com/journal/sensors> (date of access: 17.10.2025).

26. A Review of Yolo Algorithm Developments / P. Jiang et al. *Procedia Computer Science*. 2022. Vol. 199. P. 1066–1073. URL: <https://doi.org/10.1016/j.procs.2022.01.135> (date of access: 17.10.2025).

27. Efficient Waste Detection and Classification based on YOLOv5 Models / S. Promboonruang, T. Boonrod, Y. Ratchatawetchakul. *Engineering Access*, 10(1), 2024. P. 51–58. URL: <https://doi.org/10.14456/mijet.2024.7> (date of access: 17.10.2025).

28. A Hybrid ResNet – MobileNet Deep Learning Model for Smart Bin Waste Classification / N. Z. B. Azhar et al. *2024 5th International Conference on Artificial Intelligence and Data Sciences (AiDAS)*, Bangkok, Thailand, 3–4 September 2024. 2024. P. 356–362. URL: <https://doi.org/10.1109/aidas63860.2024.10730599> (date of access: 17.10.2025).

29. Jain E., Kumar R. Harnessing Deep Learning for Sustainable Waste Classification: An Innovative Approach Using MobileNetV2 on a Diverse Bag Dataset. *2024 International Conference on Cybernation and Computation (CYBERCOM)*, Dehradun, India, 15–16 November 2024. 2024. P. 335–339. URL: <https://doi.org/10.1109/cybercom63683.2024.10803209> (date of access: 17.10.2025).

30. CBAM: Convolutional Block Attention Module / S. Woo et al. *Computer Vision – ECCV 2018*. Cham, 2018. P. 3–19. URL: https://doi.org/10.1007/978-3-030-01234-2_1 (date of access: 17.10.2025).

31. Research on a Visually Assisted Efficient Blind-Guiding System and an Autonomous Shopping Guidance Robot Arm Adapted to the Complex Environment of Farmers' Markets / M. Liu et al. *Sensors*. 2025. Vol. 25, no. 12. P. 3785. URL: <https://doi.org/10.3390/s25123785> (date of access: 17.10.2025).

32. An Image is Worth 16×16 Words: Transformers for Image Recognition at Scale / A. Dosovitskiy. arXiv preprint arXiv:2010.11929, 2020. URL: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2010.11929> (date of access: 17.10.2025).

33. Swin Transformer: Hierarchical Vision Transformer using Shifted Windows / Z. Liu et al. *2021 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV)*, Montreal, QC, Canada, 10–17 October 2021. 2021. URL: <https://doi.org/10.1109/iccv48922.2021.00986> (date of access: 17.10.2025).

34. 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> (date of access: 17.10.2025).

35. 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> (date of access: 17.10.2025).
36. 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> (date of access: 17.10.2025).
37. Real-Time Waste Detection and Classification Using YOLOv12-Based Deep Learning Model / M. H. Dipo et al. *Digital*. 2025. Vol. 5, no. 2. P. 19. URL: <https://doi.org/10.3390/digital5020019> (date of access: 17.10.2025).
38. A survey on dataset quality in machine learning / Y. Gong et al. *Information and Software Technology*. 2023. P. 107268. URL: <https://doi.org/10.1016/j.infsof.2023.107268> (date of access: 17.10.2025).
39. Villalobos, P., Sevilla, J., Heim, L., Besiroglu, T., Hobbhahn, M., & Ho, A. (2022). Will we run out of data? an analysis of the limits of scaling datasets in machine learning. *arXiv preprint arXiv:2211.04325*, 1, 1. <https://www.debicker.eu/content/files/pdf/2211.04325.pdf>
40. Intelligent veins recognition method for slope rock mass geological images in complex background noise / N. Wen-jing et al. *Computers & Geosciences*. 2025. P. 105885. URL: <https://doi.org/10.1016/j.cageo.2025.105885> (date of access: 17.10.2025).
41. Contextual Transformer Networks for Visual Recognition / Y. Li et al. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 2022. P. 1. URL: <https://doi.org/10.1109/tpami.2022.3164083> (date of access: 17.10.2025).
42. Jung H.-K., Choi G.-S. Improved YOLOv5: Efficient Object Detection Using Drone Images under Various Conditions. *Applied Sciences*. 2022. Vol. 12, no. 14. P. 7255. URL: <https://doi.org/10.3390/app12147255> (date of access: 17.10.2025).
43. A Modified YOLOv8 Detection Network for UAV Aerial Image Recognition / Y. Li et al. *Drones*. 2023. Vol. 7, no. 5. P. 304. URL: <https://doi.org/10.3390/drones7050304> (date of access: 17.10.2025).

44. Contributions of Shape, Texture, and Color in Visual Recognition / Y. Ge et al. *Lecture Notes in Computer Science*. Cham, 2022. P. 369–386. URL: https://doi.org/10.1007/978-3-031-19775-8_22 (date of access: 17.10.2025).
45. Representation Bias in Data: A Survey on Identification and Resolution Techniques / N. Shahbazi et al. *ACM Computing Surveys*. 2023. URL: <https://doi.org/10.1145/3588433> (date of access: 17.10.2025).
46. Dube L., Verster T. Enhancing classification performance in imbalanced datasets: A comparative analysis of machine learning models. *Data Science in Finance and Economics*. 2023. Vol. 3, no. 4. P. 354–379. URL: <https://doi.org/10.3934/dsfe.2023021> (date of access: 17.10.2025).
47. Kaggle. Recyclable and Household Waste Classification dataset. URL: <https://www.kaggle.com/datasets/alistairking/recyclable-and-household-waste-classification> (date of access: 17.10.2025).
48. Introduction to Convolutional Neural Networks - Hugging Face Community Computer Vision Course. *Hugging Face – The AI community building the future*. URL: <https://huggingface.co/learn/computer-vision-course/unit2/cnns/introduction> (date of access: 17.10.2025).
49. EfficientNet. *Hugging Face – The AI community building the future*. URL: https://huggingface.co/docs/transformers/en/model_doc/efficientnet (date of access: 17.10.2025).
50. Vision Transformer (ViT). *Hugging Face – The AI community building the future*. URL: https://huggingface.co/docs/transformers/model_doc/vit (date of access: 17.10.2025).
51. A smart municipal waste management system based on deep-learning and Internet of Things / C. Wang et al. *Waste Management*. 2021. Vol. 135. P. 20–29. URL: <https://doi.org/10.1016/j.wasman.2021.08.028> (date of access: 17.10.2025).
52. Sosunova I., Porras J. IoT-Enabled Smart Waste Management Systems for Smart Cities: A Systematic Review. *IEEE Access*. 2022. P. 1. URL: <https://doi.org/10.1109/access.2022.3188308> (date of access: 17.10.2025).
53. Martin C. H., Peng T., Mahoney M. W. Predicting trends in the quality of state-of-the-art neural networks without access to training or testing data. *Nature*

Communications. 2021. Vol. 12, no. 1. URL: <https://doi.org/10.1038/s41467-021-24025-8> (date of access: 17.10.2025).

54. Improving Accuracy of Binary Neural Networks using Unbalanced Activation Distribution / H. Kim et al. *2021 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Nashville, TN, USA, 20–25 June 2021. 2021. URL: <https://doi.org/10.1109/cvpr46437.2021.00777> (date of access: 17.10.2025).

55. F-1 Score – PyTorch-Metrics 1.8.2 documentation. *Lightning AI*. URL: https://lightning.ai/docs/torchmetrics/stable/classification/f1_score.html (date of access: 17.10.2025).

56. Towards Data Science. Micro, Macro & Weighted Averages of F1-Score – Clearly Explained. URL: <https://towardsdatascience.com/micro-macro-weighted-averages-of-f1-score-clearly-explained-b603420b292f/> (date of access: 17.10.2025)

57. Classification: ROC and AUC | Machine Learning | Google for Developers. *Google for Developers*. URL: <https://developers.google.com/machine-learning/crash-course/classification/roc-and-auc> (date of access: 17.10.2025).

58. Master Confusion Matrix Insights with Python & R. *viso.ai*. URL: <https://viso.ai/deep-learning/confusion-matrix/> (date of access: 17.10.2025).

59. What is a Confusion Matrix in Machine Learning? *Simplilearn*. URL: <https://www.simplilearn.com/tutorials/machine-learning-tutorial/confusion-matrix-machine-learning> (date of access: 17.10.2025).

60. The fundamental package for scientific computing with Python. *NumPy*. URL: <https://numpy.org/> (date of access: 17.10.2025).

61. The friendly PIL fork for image processing in Python. *Pillow*. URL: <https://python-pillow.github.io/> (date of access: 17.10.2025).

62. Flexible and powerful data analysis library for Python. *Pandas*. URL: <https://pandas.pydata.org/> (date of access: 17.10.2025).

63. Simple and efficient tools for predictive data analysis. *scikit-learn*. URL: <https://scikit-learn.org/> (date of access: 17.10.2025).

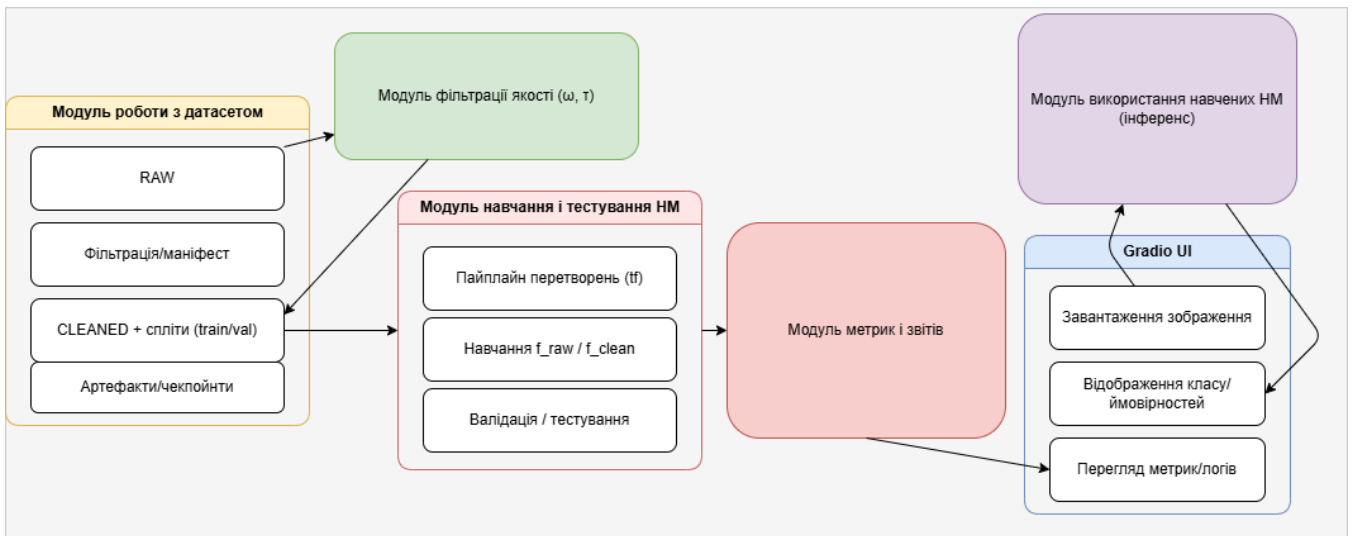
64. Open Source Computer Vision Library. *OpenCV*. URL: <https://opencv.org/> (date of access: 17.10.2025).

65. Comprehensive library for creating visualizations in Python. *Matplotlib*. URL: <https://matplotlib.org/> (date of access: 17.10.2025) .
66. PyTorch. Deep learning framework for tensor computation and neural networks. URL: <https://pytorch.org/> (date of access: 17.10.2025).
67. End-to-end open source platform for machine learning. *TensorFlow*. URL: <https://www.tensorflow.org/> (date of access: 17.10.2025).
68. Deep learning API for humans. *Keras*. URL: <https://keras.io/> (date of access: 17.10.2025)
69. Google Colaboratory. *Google Colab*. URL: <https://colab.research.google.com/> (date of access: 17.10.2025).
70. Gradio – Build and share machine learning apps. *Gradio*. URL: <https://www.gradio.app/> (date of access: 17.10.2025).
71. Проектування інтелектуальної системи класифікації побутового сміття за візуальними даними / Держак В. В., Мазурець О. В. // *Актуальні проблеми комп'ютерних наук : зб. наук. пр. за матеріалами XVII Всеукр. наук.-практ. конф. (АПКН-2025)*. – Хмельницький, 14–15 листоп. 2025 р. – Хмельницький, 2025. – С. 101–105.
72. Архітектура модульної інтелектуальної системи класифікації побутового сміття з контролем якості вхідних зображень / Держак В. В., Овчарук О. М., Мазурець О. В. // *Інформаційні технології і автоматизація : матеріали XVIII Міжнар. наук.-практ. конф.* – Одеса : ОНТУ, 30–31 жовт. 2025 р. – 2025. – С. 932–934.
73. Approach to image preprocessing for household waste classification in circular economy/ Derzhak V. V., Mazurets O. V. // *Resource-Saving Technologies of Apparel, Textile & Food Industry : Proceedings of the International Scientific and Practical Conference*. – Khmelnytskyi, Ukraine, November 20, 2025. – Pp. 319–323. – URL: <https://tksv.khmnu.edu.ua/inetconf/2025/khmnu2025.pdf>

ДОДАТКИ

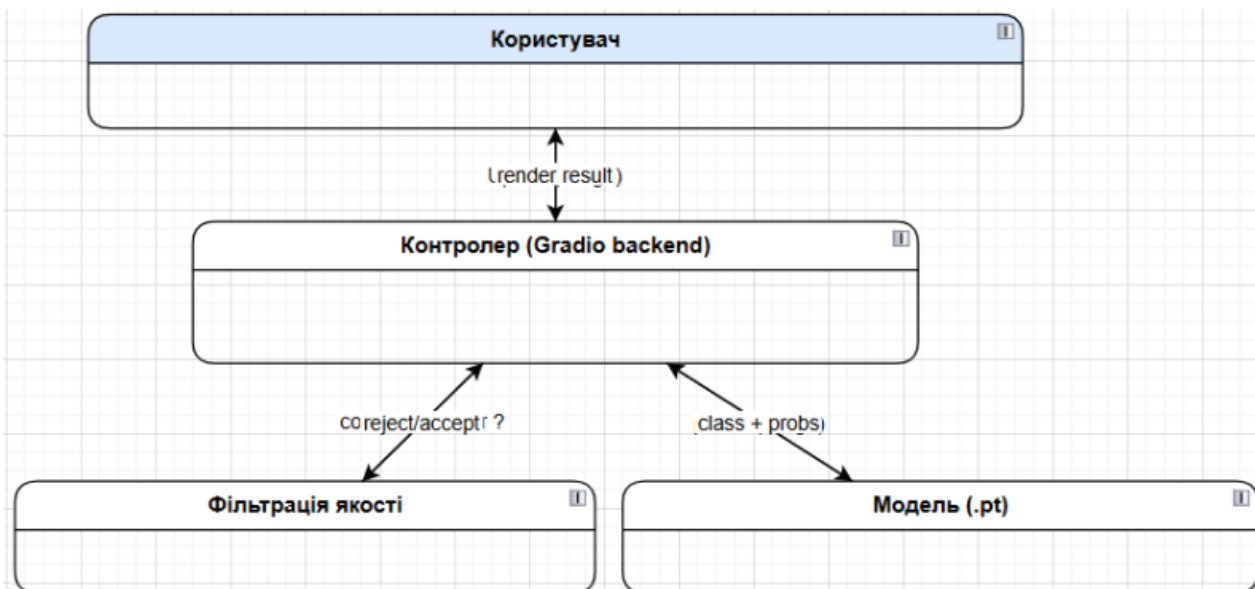
Додаток А

Схема взаємодії компонентів інтелектуальної системи



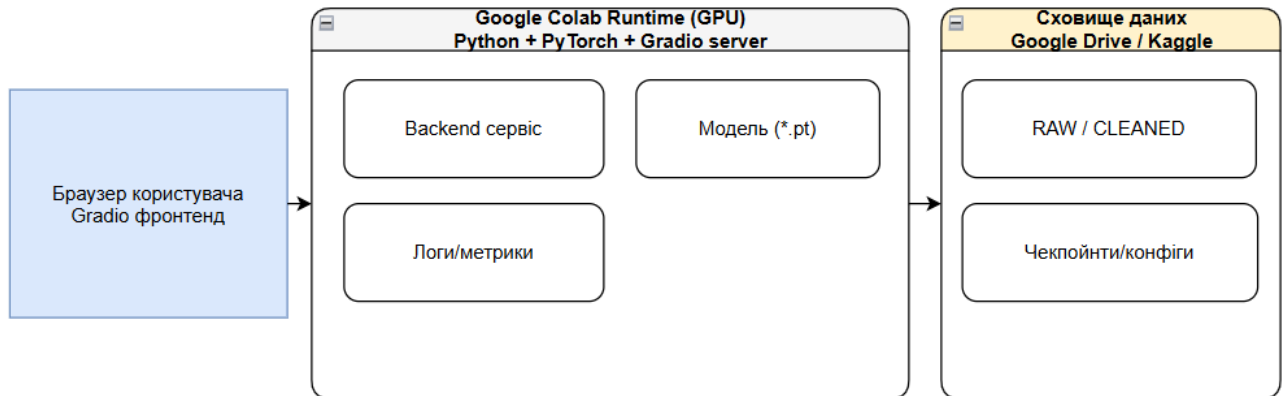
Додаток Б

Діаграма компонентів інтерфейсної взаємодії користувача



Додаток В

Діаграма розгортання інтелектуальної системи класифікації



Додаток Г

Світлини екрану інтелектуальної системи класифікації

а (чутливість фільтра) 0.8

0 — фільтр вимкнено; для $0 < \alpha \leq 1$: менший α — жорсткіший вігсіа, більший α — м'якший.

0 1

w_s (різкість) 0.35 **w_c (контраст)** 0.35

0 1 0 1

w_e (експозиція) 0.2 **w_b (шум/фон)** 0.1

0 1 0 1

Результат

Фільтр активний ($\alpha = 0.80$). Малі значення α дають жорсткіший вігсіа, більші — м'якший.
 Використані ваги у формулі $w = w_s \cdot s + w_c \cdot c + w_e \cdot e + w_b \cdot b$:
 $w_s = 0.35$ (різкість), $w_c = 0.35$ (контраст), $w_e = 0.20$ (експозиція), $w_b = 0.10$ (шум/фон)
 Вибрано та скопійовано 11582 файлів у:
 /content/dataset/images/images_cleaned
 $\tau = 19.012$, $\mu = 30.895$, $\sigma = 14.855$

Оцінка якості даних [Навчання моделі](#) [Перевірка точності](#) [Порівняння моделей](#) [Робота з новими зображеннями](#)

Шлях до датасету

Той самий шлях, що й для якості (RAW) або *_cleaned. Система сама визначить RAW/CLEAN.

Кількість епох 5

1 20

Швидкість навчання

Тип моделі

f_raw f_clean

Лог навчання

Моделю f_clean.pt навчено та збережено.
 Використаний датасет: /content/dataset/images/images_cleaned
 Train зразків: 5552, Val зразків: 1387.
 Спліт збережено у файлі: /content/dataset/images/images_cleaned/f_clean_split.pt

Навчити модель

Система реалізує якісно-орієнтований небуромережевий пігхіа до аналізу зображень побутового сміття.

Оцінка якості даних [Навчання моделі](#) [Перевірка точності](#) [Порівняння моделей](#) [Робота з новими зображеннями](#)

Шлях до датасету

RAW шлях або *_cleaned; якщо під час навчання збережено спліт, оцінка буде на валідаційній підвибірці.

Тип моделі

f_raw f_clean

Метрики (включно з матрицею плутанини)

```

1  {
2  "accuracy": 0.8485948879596251,
3  "macro_f1": 0.8427844682691844,
4  "confusion_matrix": [
5  [
6    47,
7    0,
8    0,
9    0,
10   0,
11   0,
12   0,
13   0,

```

Система реалізує якісно-орієнтований нейромережевий пігхіг до аналізу зображень побутового сміття.

Оцінка якості даних [Навчання моделі](#) [Перевірка точності](#) [Порівняння моделей](#) [Робота з новими зображеннями](#)

Шлях до датасету
Той самий шлях, що й для якості (RAW) або *_cleaned. Система сама визначить RAW/CLEAN.

Кількість епох
1

Швидкість навчання
0.0001

Тип моделі
 f_raw f_clean

Лог навчання
 Моделі f_raw.pt навчено та збережено.
 Використаний датасет: /content/dataset/images/images
 Train зразків: 12000, Val зразків: 3000.
 Спліт збережено у файлі: /content/dataset/images/images/f_raw_split.pt

Система реалізує якісно-орієнтований нейромережевий пігхіг до аналізу зображень побутового сміття.

Оцінка якості даних [Навчання моделі](#) [Перевірка точності](#) [Порівняння моделей](#) [Робота з новими зображеннями](#)

Шлях до папки з даними
Наприклад: /content/dataset/images/images

α (чутливість фільтра) 0.2
0 — фільтр вимкнено; 1 — найжорсткіший вісіс

w_s (різкість) 0.35 **w_c (контраст)** 0.35

w_e (експозиція) 0.2 **w_b (шум/фон)** 0.1

Результат
 Фільтр активний ($\alpha = 0.20$).
 Використані ваги (після нормалізації):
 $w_s = 0.35$ (різкість), $w_c = 0.35$ (контраст), $w_e = 0.20$ (експозиція), $w_b = 0.10$ (шум/фон)
 Відібрано та скопійовано 8050 файлів у:
 /content/dataset/images/images_cleaned
 $\tau = 27.924$, $\mu = 30.895$, $\sigma = 14.855$

Аналізувати якість

Система реалізує якісно-орієнтований нейромережовий підріг до аналізу зображень побутового сміття.

Оцінка якості гангів Навчання моделі Перевірка точності Порівняння моделей Робота з новими зображеннями

Шлях до папки з даними
Наприклад: /content/dataset/images/images

/content/dataset/images/images

α (чутливість фільтра) 0.2

0 — фільтр вимкнено, 1 — найжорсткіший вігсіс

0 1

w_s (різкість) 0.35 **w_c (контраст)** 0.35

0 1 0 1

w_e (експозиція) 0.2 **w_b (шум/фон)** 0.1

0 1 0 1

Результат

Фільтр активний ($\alpha = 0.20$).
Використані ваги (після нормалізації):
w_s = 0.35 (різкість), w_c = 0.35 (контраст), w_e = 0.20 (експозиція), w_b = 0.10 (шум/фон)
Вігібрано та скопійовано 8050 файлів у:
/content/dataset/images/images_cleaned
 $\tau = 27.924$, $\mu = 30.895$, $\sigma = 14.855$


Аналізувати якість

WasteSense – Інтелектуальна система класифікації побутових відходів

Система реалізує якісно-орієнтований нейромережовий підріг до аналізу зображень побутового сміття.

Оцінка якості гангів Навчання моделі Перевірка точності Порівняння моделей Робота з новими зображеннями

Завантажити зображення



Тип моделі

f_raw f_clean

Шлях до датасету (RAW)
Використовується лише для списку класів та *_cleaned.

/content/dataset/images/images

Передбачення

aerosol_cans

Додаток Д

Програмні коди

Вихідний код доступний у репозиторії GitHub: https://github.com/DERZHAKVLAD/classification_of_household_waste (дата звернення: 14.12.2025).

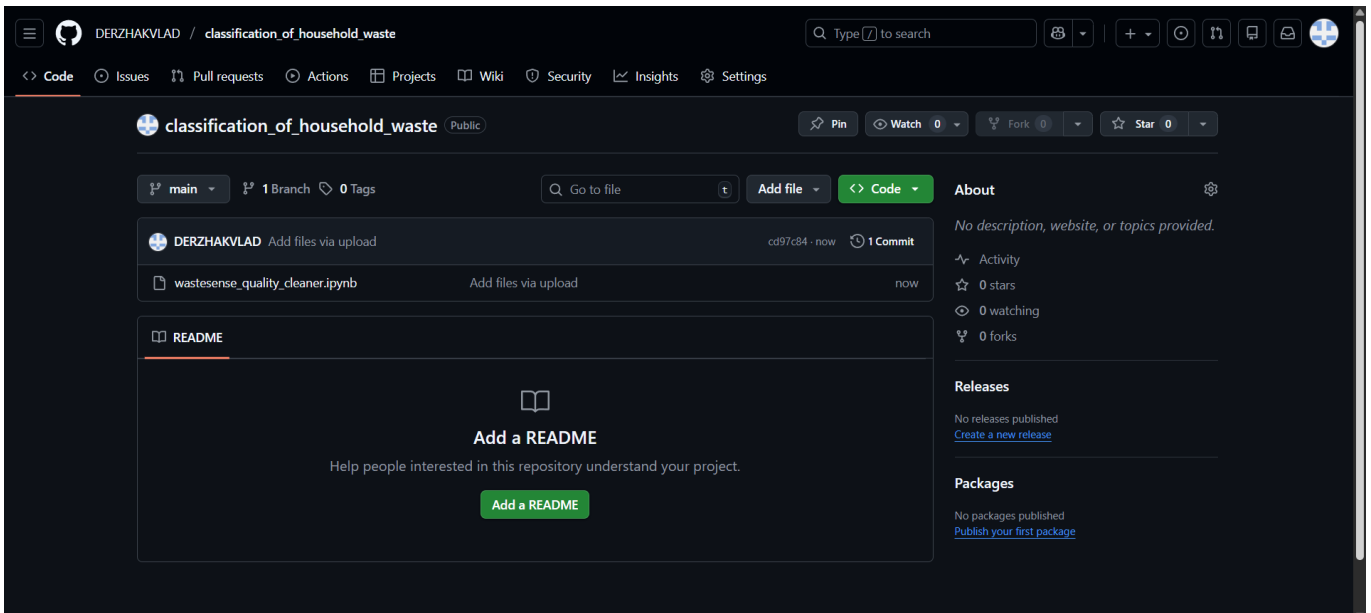


Рисунок Д.1 – Світлина екрану репозиторію GitHub

Додаток Е

Світлини наукових публікацій, виконаних при роботі над кваліфікаційною роботою магістра

1. Проєктування інтелектуальної системи класифікації побутового сміття за візуальними даними / Держак В. В., Мазурець О. В. // Актуальні проблеми комп'ютерних наук : зб. наук. пр. за матеріалами XVII Всеукр. наук.-практ. конф. (АПКН-2025). – Хмельницький, 14–15 листоп. 2025 р. – Хмельницький, 2025. – С. 101–105.
2. Архітектура модульної інтелектуальної системи класифікації побутового сміття з контролем якості вхідних зображень / Держак В. В., Овчарук О. М., Мазурець О. В. // Інформаційні технології і автоматизація : матеріали XVIII Міжнар. наук.-практ. конф. – Одеса : ОНТУ, 30–31 жовт. 2025 р. – 2025. – С. 932–934.
3. Approach to image preprocessing for household waste classification in circular economy/ Derzhak V. V., Mazurets O. V. // Resource-Saving Technologies of Apparel, Textile & Food Industry : Proceedings of the International Scientific and Practical Conference. – Khmelnytskyi, Ukraine, November 20, 2025. – Pp. 319–323. – URL: <https://tksv.khmnu.edu.ua/inetconf/2025/khmnu2025.pdf>
4. Алгоритми для підвищення точності нейромережевої класифікації побутового сміття з використанням хмарних керованих обчислювальних вузлів. / Молчанова М.О., Собко О.В., Мазурець О.В., Держак В.В. // Науковий журнал «Вісник Хмельницького національного університету» серія: Технічні науки. Хмельницький, 2026. №1. (Довідка з редакції).

Міністерство освіти і науки України
Хмельницький національний університет



ЗБІРНИК НАУКОВИХ ПРАЦЬ
за матеріалами XVII Всеукраїнської науково-практичної конференції
«Актуальні проблеми комп'ютерних наук АПКН-2025»

14-15 листопада 2025

Хмельницький 2025

Держак В.В., Мазурець О.В. Проектування інтелектуальної системи класифікації побутового сміття за візуальними даними.....	101
Дидо Р.А., Собко О.В. Метод побудови аудіопотоку доповненої реальності для покращення орієнтації та безпеки людей із проблемами зору.....	106
Добрицький І.Д., Юрейко К.Ю., Міліція Б.М., Джулій В.М. Модель інформаційного забезпечення подання предметної області.....	111
Жураковська Д.О. Застосування алгоритму Isolation Forest для побудови системи виявлення вторгнень в IoT-мережі.....	116
Зазурський Б.З., Манзюк Е.А., Скрипник Т.К. Метод аналізу тональності відгуків клієнтів з використанням гібридної моделі машинного навчання.....	118
Задорожний М.О., Крак Ю.В. Підвищення генералізації моделі розпізнавання дактилем української жестової мови в умовах обмежених даних.....	124
Залуцька О.О., Скрипльонюк С.Д. Проектування інформаційної системи семантичної обробки текстів для визначення тональності.....	127
Зарицька О.А., Лада М.Р., Чешун В.М., Чешун Д.В. Перехід від комплексних систем захисту інформації до авторизації з безпеки інформаційних систем.....	137
Ісаєв Т.С., Лисенко С.М., Лисенко Н.С. Інтелектуальна адаптивна інформаційна технологія автоматичного оновлення моделей виявлення загроз в комп'ютерних системах.....	141
Ільчишин В.В., Манзюк Е.А., Скрипник Т.К. Метод виявлення шахрайських банківських операцій з використанням машинного навчання.....	145
Іщук-Яцурина С.Я., Кліменко В.І., Мазурець О.В. Пояснений підхід до нейромережевої класифікації діабетичної ретинопатії за зображеннями очного дна.....	151

УДК 004.8

Держак В.В., Мазурець О.В.

Хмельницький національний університет

**ПРОЄКТУВАННЯ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ СИСТЕМИ КЛАСИФІКАЦІЇ
ПОБУТОВОГО СМІТТЯ ЗА ВІЗУАЛЬНИМИ ДАНИМИ**

У роботі розглянуто особливості проектування інтелектуальної системи класифікації побутового сміття за візуальними даними в умовах змішаних потоків, змінного освітлення та фонових завад. Запропоновано підхід, у якому якість зображень розглядається як структурний елемент процесу навчання: формалізовано вектор якості (різкість, контраст, експозиційна збалансованість, рівень фонові «засміченості») та побудовано механізм адаптивної фільтрації вибірки за інтегральним балом. Архітектура системи реалізована як модульний конвеєр, що включає підсистему підготовки даних, тренувальний контур з порівняльним донавчанням моделей на сирому й очищеному датасетах, модуль оцінювання з використанням збалансованих метрик та прикладний вебінтерфейс для інтерактивного тестування.

The paper addresses the design features of an intelligent visual system for household waste classification operating under mixed waste streams, variable illumination and background clutter. The proposed approach treats image quality as a structural component of the training process: a formal quality vector (sharpness, contrast, exposure balance, background clutter level) is introduced and an adaptive filtering mechanism based on an integral quality score is implemented. The system architecture is organized as a modular pipeline comprising a data preparation subsystem, a training loop with comparative fine-tuning of models on raw and cleaned datasets, an evaluation module employing balanced performance metrics, and an application-level web interface for interactive testing.

Інтенсивне зростання обсягів побутових відходів і нормативний тиск щодо збільшення частки перероблення висувають підвищені вимоги до автоматизації сортування на сортувальних лініях та в смарт-інфраструктурі поводження з відходами [1]. Критичним елементом таких рішень є інтелектуальні системи класифікації побутового сміття за візуальними даними, здатні працювати в умовах змішаних потоків, змінного освітлення, фонових завад, деформацій і забруднень об'єктів [2]. У цих умовах якість зображень та організація програмної архітектури системи стають не другорядним, а визначальним чинником досягнення стабільної точності й відтворюваності результатів [3]. У цьому контексті комп'ютерне зір [4] і нейромережеві методи [5] відкривають нові перспективи для об'єктивного аналізу візуальної інформації, що містить зображення побутових відходів [5, 6].

Сучасні конволюційні нейронні мережі здатні ефективно виділяти локальні та глобальні ознаки зі складних візуальних даних [7], стійкі до шумів [8] і змінних

умов освітлення [9], що характерні для фотозображень. Адаптивні конвеєри обробки зображень [10], які враховують показники якості, такі як різкість, контраст, експозиційна збалансованість і рівень фонових завад, дозволяють оптимізувати процес тренування моделей, підвищуючи точність класифікації навіть при наявності спотворених або частково некоректних даних [11]. Поєднання базових архітектур CNN із модулями донавчання на очищених і сирих датасетах забезпечує більш гнучке узагальнення патернів [12] і зменшує вплив артефактів та шумів [13] на рішення моделі.

Важливим аспектом є модульна побудова системи [14], яка дозволяє інтегрувати попередню обробку зображень, навчальні контури, оцінку якості та прикладні інтерфейси для інтерактивного тестування [15]. Такий підхід відкриває можливості для впровадження нейромережових рішень, де потрібно автоматизовано оцінювати численні візуальні параметри [16, 17]. Подальший розвиток включає вдосконалення механізмів пояснюваності рішень моделей [18, 19], інтеграцію з мультимодальними даними [20], такими як відео та аудіо, а також створення адаптивних систем, що здатні навчатися на нових даних без повного перенавчання, що суттєво підвищує їхню практичну цінність [21].

Метою роботи є обґрунтування та реалізація підходу до проектування інтелектуальної системи класифікації побутового сміття за візуальними даними, у якій забезпечено інтеграцію якісно-обізнаного препроцесингу, нейромережової класифікації та прикладного інтерфейсу користувача в єдиний модульний контур. Об'єктом дослідження виступає процес автоматизованої класифікації побутових відходів за зображеннями, а предметом – архітектурні та алгоритмічні рішення, що забезпечують підвищення точності та стійкості класифікації за рахунок формалізованого контролю якості вхідних даних і раціональної побудови програмних компонентів.

Ключовою особливістю запропонованого підходу є трактування якості зображень не як допоміжного параметра, а як структурного елемента процесу навчання. На відміну від типових рішень, де препроцесинг обмежується нормалізацією розміру та базовими аугментаціями, у запропонованій системі передбачено формальну модель відбору зображень за вектором якості, що включає різкість, контрастність, експозиційну збалансованість та показник фонові «засміченості» сцени. Інтегральний бал якості, обчислений із використанням вагових коефіцієнтів, слугує основою для адаптивного порога фільтрації, який динамічно налаштовується на основі статистики датасету [22]. Це дає змогу вилучати зображення, що знижують внутрішньокласову однорідність і ускладнюють узагальнення моделі, зберігаючи при цьому репрезентативність кожного класу [23].

Архітектура системи (рисунок 1) побудована як сукупність узгоджених модулів: підсистема підготовки даних (імпорт, перевірка структури, обчислення метрик якості, формування очищеного датасету), тренувальний контур (донавчання базової нейромережової моделі на сирих та очищених даних із можливістю

порівняльних експериментів), модуль оцінювання (розрахунок сукупності метрик – accuracy, balanced accuracy, macro/micro F_1 , аналіз матриць плутанини) та прикладний інтерфейс для інтерактивного тестування. Така декомпозиція дозволяє незалежно модифікувати та повторно використовувати окремі компоненти, перенести систему на інші датасети та інтегрувати її у прототипи виробничих рішень.

У нейромережевій частині системи застосовано трансферне навчання легковагових згорткових архітектур (зокрема MobileNetV2/EfficientNet) на основі відкритого датасету Recyclable and Household Waste Classification, який містить 30 класів відходів у контрольованих та реалістичних умовах зйомки. Доновчання виконується окремо на сирій та очищеній вибірках, що дає змогу кількісно оцінити вплив формалізованого відбору зображень на поведінку моделі, зокрема щодо рідкісних і візуально складних класів. Порівняння метрик на двох конфігураціях моделі дозволяє виявити класи, найчутливіші до шуму, та обґрунтувати доцільність інтеграції механізмів контролю якості в промислові конвеєри класифікації.

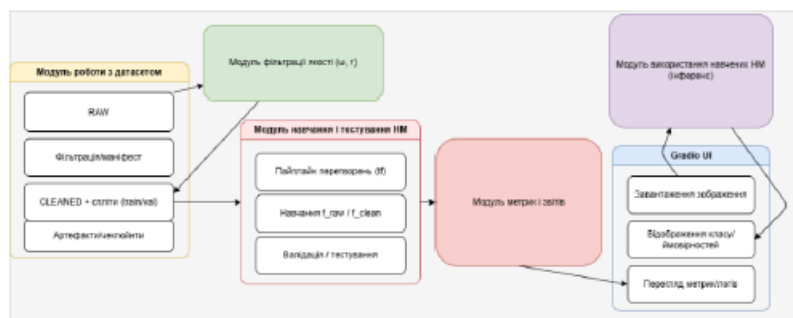


Рисунок 1 – Схема взаємодії компонентів інтелектуальної системи

Особливе значення в контексті проектування має вибір технологічного стека. Для реалізації обчислювальної частини застосовано Python з використанням бібліотек PyTorch, NumPy, Pandas, OpenCV та Matplotlib, що забезпечують повний цикл роботи з даними – від попередньої обробки зображень до навчання й оцінювання моделей. Середовище Google Colab використано як основну платформу для експериментів завдяки доступу до GPU, інтеграції з хмарним сховищем та можливості відтворення результатів. Для побудови інтерфейсу інтерактивного тестування впроваджено вебкомпонент на основі Gradio, який дає змогу не лише завантажувати зображення користувачем, а й візуально демонструвати результати класифікації у формі, придатній для подальшої інженерної інтеграції.

Експериментальні дослідження підтверджують, що врахування якості зображень на етапі формування вибірки дозволяє підвищити збалансовану точність

та macro-F1, зменшити систематичні помилки між близькими матеріальними класами та стабілізувати поведінку моделі для рідкісних категорій. З погляду проектування це означає, що інтелектуальна система класифікації побутового сміття має розглядатися не лише як «модель + інтерфейс», а як цілісний конвеєр, у якому модулі контролю якості даних, навчання та валідації взаємопов'язані й спільно визначають рівень надійності рішення в реальних виробничих сценаріях.

Перелік посилань

1. Global Waste Management Outlook / United Nations Environment Programme. United Nations Environment Programme, 2015. URL: <https://www.uncclearn.org/wp-content/uploads/library/unep23092015.pdf>
2. What a Waste 2.0: A Global Snapshot of Solid Waste Management to 2050 / S. Kaza et al. Washington, DC: World Bank, 2018. URL: <https://doi.org/10.1596/978-1-4648-1329-0>
3. Maalouf A., Mavropoulos A. Re-assessing global municipal solid waste generation. Waste Management & Research: The Journal for a Sustainable Circular Economy. 2022. P. 0734242X2210741.
4. Kok I.A., Kadynska V.D., Zalutska O.O., Mazurets O.V. Object-Oriented Intelligent System for Automated Control of Smoking by Video Data. Current scientific goals, approaches and challenges. Proceedings of IV International Scientific and Theoretical Conference. June 13, 2025. Dresden, Federal Republic of Germany. Pp. 156-164.
5. Bas I.S., Kadynska V.D., Klimenko V.I., Mazurets O.V. Convolutional Neural Network Transfer Learning Method for Aircraft Image Classification. Scientific method: reality and future trends of researching. Proceedings of VI International Scientific and Theoretical Conference. June 6, 2025. Montreal, Canada. Pp. 147-155.
6. Mushtyn O., Sobko O., Molchanova M., Mazurets O. Convolutional Neural Network Architecture for Image-Based Architectural Style Recognition. Evolving Science: Theories, Discoveries and Practical Outcomes. Proceedings of 4th International Scientific and Practical Conference. June 9-11, 2025. Zurich, Switzerland. Pp. 130-143.
7. Дідур В.О., Молчанова М.О., Мазурець О.В. Спосіб виявлення та класифікації залишків зруйнованих будівель та будівельного сміття за фотографіями з використанням моделей CNN. Науковий журнал «Наука і техніка сьогодні». Київ, 2025. №1 (42). С. 1162-1175.
8. Дидо Р.А., Мазурець О.В. Метод ідентифікації особистості на основі розпізнавання обличчя в реальному часі для систем кібербезпеки. Інформаційна, функційна і кібербезпека СКІФІК2024. Матеріали IV Всеукраїнської науково-технічної конференції. 29-30 листопада 2024. Харків. 2024. с. 36-37.
9. Похитун А.В., Мазурець О.В., Молчанова М.О., Бармак О.В. Підхід до формування датасету для нейромережевого виявлення модифікованих фотографій обличчя людей. Збірник наукових праць за матеріалами XVI Всеукраїнської науково-практичної конференції «Актуальні проблеми комп'ютерних наук АПКН-2024». 15-16 листопада 2024. Хмельницький, 2024. с. 428-433.
10. Мазурець О.В., Петровський С.С., Дидо Р.А. Нейромережева модель для ідентифікації особистості за зображенням обличчя у реальному часі Інформаційні технології і автоматизація. Матеріали XVII міжнародної науково-практичної конференції. 31 жовтня – 1 листопада 2024 р. Одеса, ОНТУ. 2024. С.655-658.
11. Мазурець О.В., Жарновський О.В., Гладун О.В., Собко О.В. Нейромережеве виявлення фейкових зображень людей. Науковий журнал «Вісник Хмельницького національного університету» серія: Технічні науки. Хмельницький, 2025. №5. Т.1. С. 416-422.

12. Молчанова М.О., Мазурець О.В., Шурша М.О. Об'єктно-орієнтований підхід до нейромережевого виявлення та відстеження БПЛА з використанням хмарних технологій. Науковий журнал «Наука і техніка сьогодні». Київ, 2025. №9 (50). С. 1346-1360.
13. 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. Науковий журнал «Вісник Хмельницького національного університету» серія: Технічні науки. Хмельницький, 2025. №3. Т.1. С. 275-284.
14. Malaydakh V., Molchanova M., Shevchuk P., Mazurets O. Deep learning neural network architecture for determining sunflower growth stage from visual data. Modern Scientific Research: Theoretical and Practical Aspects. Proceedings II International Scientific and Practical Conference. May 26-28, 2025. Riga, Latvia. Pp. 143-148.
15. Мазурець О.В., Собко О.В., Дідо Р.А., Молчанова М.О., Тищенко О.О. Проектування структури бази даних для інтелектуальної системи нейромережевого виявлення та локалізації на фотозображеннях ділянок із залишками зруйнованих будівель. Науковий журнал «Наука і техніка сьогодні». Київ, 2025. №4 (45). С. 1242-1258.
16. Ostapchenko N., Tyschenko O., Denysenko B., Mazurets O. Semantic search of relevant images using vector databases. Modern Scientific Research: Theoretical and Practical Aspects. Proceedings II International Scientific and Practical Conference. May 26-28, 2025. Riga, Latvia. Pp. 161-165.
17. Dydo R., Sobko O., Klimenko V., Mazurets O. Datalogic structure for intelligent system for areas localization in photos with the remains of buildings using neural network. Modern Scientific Research: Theoretical and Practical Aspects. Proceedings II International Scientific and Practical Conference. May 26-28, 2025. Riga, Latvia. Pp. 123-127.
18. 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. Науковий журнал «Наука і техніка сьогодні». Київ, 2025. №4 (45). С. 1259-1272.
19. Didur V., Molchanova M., Mazurets O. Research on the effectiveness of neural network detection of plots with the destroyed buildings remains. Modern technologies and science: problems, new and relevant developments. Proceedings XXI International Scientific and Practical Conference. May 26, 2025. Zaragoza, Spain. Pp. 245-251.
20. Hladun O.V., Molchanova M.O., Zahutska O.O., Mazurets O.V. Effectiveness research of using ViT neural network architecture for classifying the destroyed buildings remains. Achievements of Science and Applied Research. Proceedings of 2nd International Scientific and Theoretical Conference. May 19-21, 2025. Dublin, Ireland. Pp. 96-100.
21. 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. Науковий журнал «Наука і техніка сьогодні». Київ, 2025. №4 (45). С. 1566-1581.
22. Hladun O., Zahutska O., Klimenko V., Mazurets O. Research on the effectiveness of classifying the remains of destroyed buildings using MobileNetV3 neural network architecture. Innovations in Science: From Theoretical Foundations to Practical Impact. Proceedings 1st International Scientific and Practical Conference. May 12-14, 2025. Antwerp, Belgium. Pp. 158-162.
23. Sychanskyy S. O. Bringing the legislation of Ukraine on hazardous waste management in line with the requirements of the European Union law. Uzhhorod National University Herald. Series: Law. 2025. Vol. 3, no. 86. P. 180-189.

[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

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 безталонне оцінювання різкості, експозиції, контрасту та тінювального 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].

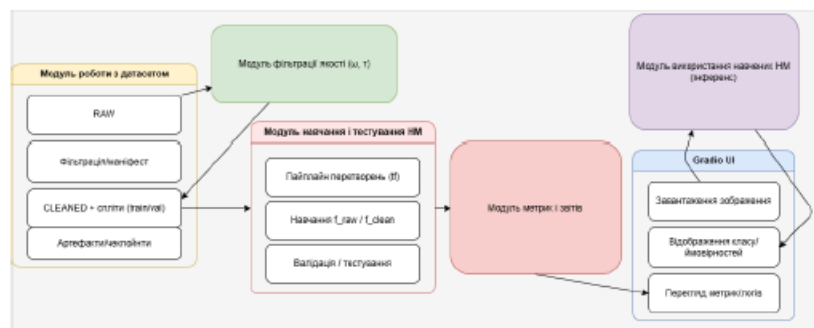


Рисунок 1 – Архітектура модульної системи

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 вибірок 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 глибокого 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-Papi, 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. Tymofiev, 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@mure.ua),

Ситнікова П. Е. (polina.sytnikova@mure.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 глибокого навчання (Deep Learning), зокрема згорткові нейронні мережі (CNN), продемонстрували видатний потенціал для автоматизації процесу ідентифікації хвороб за візуальними ознаками.



The poster features a central image of a blue, textured fabric with a grid-like pattern. On the left side, there are three logos: the Khmelnytskyi National University logo at the top, a circular logo with a figure and text in the middle, and the Clotex Hub logo at the bottom. The Clotex Hub logo consists of the word 'Clotex' in black and 'Hub' in blue, with a stylized grid icon below. The main text is centered on the fabric image, and the date '2025 November 20' is prominently displayed at the bottom right.

ICRTATF '25

**INTERNATIONAL
RESOURCE-SAVING
TECHNOLOGIES OF APPAREL,
TEXTILE & FOOD INDUSTRY
CONFERENCE**

Khmelnytskyi National University, Ukraine

2025
November 20

Resource-Saving Technologies of Apparel, Textile & Food Industry

<i>Цифрові технології: IT-рішення, автоматизація, штучний інтелект</i>	
<i>В.О. Алексеїко, Ю.В. Кошівко, А.А. Нечетаєва, Ю.С. Голосняк</i>	
<i>Веб-орієнтована інформаційна система для оптимізації виробничого процесу з використанням жадібних алгоритмів</i>	299
<i>К.О. Lianskorunskiy, V.I. Klimentko, O.V. Sobko</i>	
<i>Segmentation of textile prints with contour-stable color masks for industrial stencil printing using artificial intelligence</i>	304
<i>O.O. Zalutska</i>	
<i>Neural network classification of textiles by fiber features using microscopic images</i>	309
<i>Y.M. Kazmirchuk, M.O. Mykytiuk, M.O. Molchanova, O.V. Mazurets</i>	
<i>Algorithmic scaling of textile prints for serial multicolor printing with palette reproduction using neural networks</i>	314
<i>V.V. Derzhak, O.V. Mazurets</i>	
<i>Approach to image preprocessing for household waste classification in circular economy</i>	319
<i>О.В. Хасанова, Д.А. Хасанова, С.Г. Кулешова</i>	
<i>Створення фізичальної колекції за допомогою штучного інтелекту</i>	324
<i>А.С. Дякова, О.В. Захаркевич</i>	
<i>Цифрова реконструкція історичного одягу як засіб збереження та забезпечення доступності культурної спадщини</i>	327

**UDC 004.8 Digital technologies: IT solutions, automation, artificial intelligence
APPROACH TO IMAGE PREPROCESSING FOR HOUSEHOLD WASTE
CLASSIFICATION IN CIRCULAR ECONOMY****V.V. DERZHAK, O.V. MAZURETS**
Khmelnitskyi National University

The relevance of the research is determined by the growing need for reliable digital technologies for sorting household waste in the logic of the circular economy and light industry, where the accuracy of computer vision directly affects the purity of fractions, resource conservation and recycling economics [1]. Practice shows that even modern deep learning architectures demonstrate instability in realistic scenes with variable lighting, background impurities, glare, pollution and partial overlaps of objects, as well as under conditions of class imbalance and shifts in distributions between collection sites [2, 3]. Increasing the complexity of models in itself does not eliminate these factors, since the source of degradation is heterogeneity and uneven quality of input data [4]. This leads to a transition from the traditional understanding of preprocessing as a one-time step to the interpretation of image preparation as an integrated, quality-controlled pipeline that directly participates in the formation of the training subsample, in the definition of partitioning protocols and in the procedures for stabilizing training [5].

The aim of the work is to substantiate and experimentally verify the methodology of an intelligent image preparation pipeline for stable multi-class classification of household waste in field conditions. The central idea is to shift the emphasis from exclusively architectural innovations to data quality control, which includes a systematic assessment of technical and scene-specific frame quality indicators, purposeful formation of training subsamples and the discipline of experimental reproducibility. The task was formulated in the multi-class classification mode on thirty categories of household waste items [6], where the basic recognition kernel is MobileNetV3-Small [7] with feature transfer and additional training for a specific domain [8]. This architecture was chosen considering the ratio of computational cost and sufficient expressiveness for the task, as well as taking into account future integration into production pipelines with limited resources [9].

The methodology of the image preparation pipeline is based on a multi-component assessment of the quality of input frames with subsequent controlled influence on the learning process. At the first stage, a non-reference assessment of sharpness, exposure balance, contrast and noise characteristics is performed, taking into account possible local highlights and areas of insufficient lighting, and the degree of background impurities that can mislead the model regarding class features is also determined. The obtained indicators are not considered in isolation: they are integrated into a consistent frame informativeness indicator, which is used not for rigid exclusion of a significant part of the data, but for selective control of selection thresholds and for the formation of target subsamples [10]. The key principle is to preserve the representation of rare classes and scenes, which prevents the degradation of the coverage of subject categories and minimizes the risk of excessive data "cleaning".

The training cycle is implemented in such a way that the data quality module is

Resource-Saving Technologies of Apparel, Textile & Food Industry

not a pre-module filter, but a full-fledged participant in the optimization. For this, a series of controlled training sessions is defined with fixed versions of libraries, configuration files, initial values of random number generators and partition protocols into training, validation and test sets. Compliance with these conditions guarantees the reproducibility of experiments and makes the interpretation of the impact of the image preparation pipeline correct. During each session, the same basic architecture and set of hyperparameters are used, and the difference lies only in the state of the quality pipeline: the “base” mode works with “raw” data with minimal normalization, the “target” mode – with the use of the described integrated quality assessment scheme and guided selection, as well as with carefully selected augmentation operations that simulate field conditions, in particular, lighting variations, moderate affine transformations and light occlusions without distortion of key class features.

Particular attention is paid to data partitioning protocols, as they determine the fairness of the comparison and the sensitivity to distribution shifts. Schemes that model inter-site differences and differences in shooting conditions are used, for which parts of the data associated with similar scenes are not allowed to be simultaneously in the training and final sets [11]. This allows us to evaluate not only the average values of the metrics, but also their behavior in subsets that reflect specific usage scenarios, in particular scenes with overexposure, poor sharpness, an increased number of small objects and the presence of backgrounds with uniform texture. To fix the stability, an approach was used in which, along with the standard indicators of accuracy, completeness and F1-measure, the variability of these metrics between partitions and in thematic subsets that reproduce critical cases for operation is considered [12]. This formulation shifts the focus to the reliability of the model’s behavior, which is no less important for production lines than the increase in the average values of the indicators.

Several aspects are highlighted within the experimental part. First, the behavior of the basic configuration and the configuration with the quality pipeline enabled on identical partitions is compared, which allows us to assess the contribution of image preparation itself. Second, the sensitivity to the choice of thresholds of the integral indicator of informativeness for different classes and scenes is investigated, which makes it possible to adjust the compromise between the breadth of coverage of the training data and their purity. Third, the impact of selectively replenishing the training subsample with examples that in previous sessions led to recognition instability is considered; this creates the basis for moderate, controlled retraining without losing overall reproducibility. In all cases, the inclusion of any additional classification or localization modules in the method that would go beyond the defined architecture is avoided; The study is purposefully focused on the role of data quality and experimental discipline.

The practical aspect is the suitability of the proposed methodology for real-world sorting scenarios [13]. The full cycle from image acquisition to model integration protocols into the pipeline is considered, where the requirements for computational resources, delays, and determinism play a key role. The MobileNetV3-Small approach provides acceptable performance for inference modules with limited power consumption, which is important for placement on peripheral nodes. At the same time, the image preparation pipeline can function as an

Resource-Saving Technologies of Apparel, Textile & Food Industry

autonomous input quality control unit within the acquisition system, regardless of the hardware configuration of the main recognition module, provided that agreed thresholds and logging protocols are observed. The paper emphasizes the importance of documenting data, screening parameters, and augmentation versions, since this is what ensures technological manageability in the process of scaling and transferring solutions between sites.

The limitations of the study are due to the nature of the problem and the generated data sets. The available corpora of household waste images contain scenes with different shooting conditions and different labeling rules, which complicates direct comparison of results with external works and requires special caution when generalizing conclusions. Additionally, it is taken into account that aggressively increasing the quality thresholds can reduce the diversity of training examples, which contradicts the goal of increasing the ability to generalize; therefore, the methodology uses an approach with dynamic thresholds and a guarantee of minimal representation of rare classes and scenes, which is regulated at the file configuration level and recorded in the accompanying experiment cards. Separately, the need for further analysis of the impact of specific types of augmentations on the stability of metrics in complex scenes with small objects and homogeneous backgrounds is noted. The developed software is shown in Fig. 1.

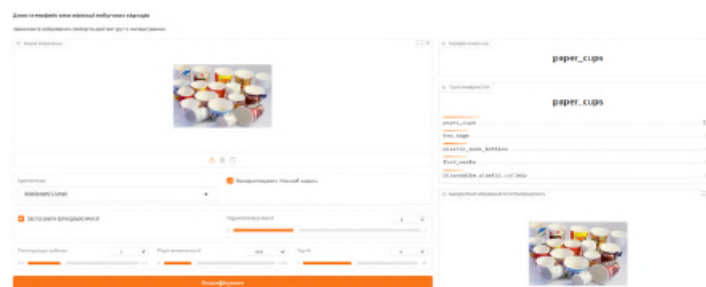


Fig. 1. Example of the developed application

The proposed methodology directly correlates with sustainable development goals through its focus on resource efficiency and reducing the negative impact of waste on the environment. The intelligent image preparation pipeline, focused on stable classification of household waste under realistic conditions, contributes to increasing the purity of fractions and reducing the loss of usable raw materials, which is in line with the logic of responsible consumption and production and supports the development of circular value chains. Increasing the reliability of automated sorting reduces the burden on landfills and incinerators, which is consistent with the reduction of greenhouse gas emissions and the ecological modernization of the urban environment.

As a result, the study forms a methodological basis for sustainable classification of household waste in the context of a circular economy by treating image preparation as an intelligent, quality-controlled conveyor integrated into the

training cycle. A coordinated scheme for multi-component quality assessment is proposed, protocols for selecting and maintaining class representativeness are described, requirements for reproducibility and discipline of configurations are given, and the principles of comparative sessions with fixing differences exclusively in the state of the quality conveyor are also defined. The set of these solutions is aimed at stabilizing the behavior of the model in variable shooting conditions and reducing the variability of metrics in subsets relevant for the real operation of sorting systems.

Prospects for further work are associated with expanding the experimental base by including additional open data sets and with the formalization of inter-site assessment protocols, which will enable comparability of results and accelerate the transfer of technologies to production. A systematic study of the impact of combinations of quality indicators and their thresholds on the stability of classification for different waste categories is planned, as well as adaptation of the methodology to defect control tasks in the light and textile industries, where the proximity of textures and the variability of shooting conditions create similar challenges for computer vision systems.

References

1. Wang J. Application research of image classification algorithm based on deep learning in household garbage sorting / J. Wang // *Heliyon*. – 2024. – Vol. 10, №9.
2. Zhu T. A smart recycle sort network for garbage sorting / T. Zhu // *Intelligent Decision Technologies*. – 2024. – Vol. 18, №3. – P. 1981–1992.
3. Hegde R. B. Smart Garbage Sorting System: Integrating Robotic Arm and Machine Learning for Segregation / R. B. Hegde, G. D'Mello // 2024 IEEE International Conference on Distributed Computing, VLSI, Electrical Circuits and Robotics (DISCOVER): proceedings. – October 2024. – IEEE. – P. 249–254.
4. Prova N. N. I. Garbage intelligence: Utilizing vision transformer for smart waste sorting / N. N. I. Prova // 2024 Second International Conference on Intelligent Cyber Physical Systems and Internet of Things (ICoICI): proceedings. – August 2024. – IEEE. – P. 1213–1219.
5. Molchanova M. 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.
6. Didur V. Research on the effectiveness of neural network detection of plots with the destroyed buildings remains / V. Didur, M. Molchanova, O. Mazurets // *Modern Technologies and Science: Problems, New and Relevant Developments: Proceedings XXI International Scientific and Practical Conference*, 26 May 2025. – Zaragoza, Spain. – P. 245–251.
7. Cao Z. Research on efficient classification algorithm for coal and gangue based on improved MobilenetV3-small / Z. Cao, J. Li, L. Fang, Z. Li, H. Yang, G. Dong // *International Journal of Coal Preparation and Utilization*. – 2025. – Vol. 45, №2. – P. 437–462.
8. Dydo R. Analysis of Precision of Finding the Destroyed Remains Buildings on Photos using MobileNetV3 and ViT Neural Networks / R. Dydo, O.

Resource-Saving Technologies of Apparel, Textile & Food Industry

Sobko, M. Molchanova, O. Mazurets // *Science and Technology: New Horizons of Development: Proceedings I International Scientific and Practical Conference*, 14–16 May 2025. – Prague, Czech Republic. – P. 208–214.

9. Hladun O. V. Effectiveness research of using ViT neural network architecture for classifying the destroyed buildings remains / O. V. Hladun, M. O. Molchanova, O. O. Zalutska, O. V. Mazurets // *Achievements of Science and Applied Research: Proceedings of 2nd International Scientific and Theoretical Conference*, 19–21 May 2025. – Dublin, Ireland. – P. 96–100.

10. Didur V. O. Approach for Comparative Analysis of Effectiveness of using MobileNetV3 and ViT Neural Network Models for Graphical Localization of Destroyed Buildings Remains Areas / V. O. Didur, M. O. Molchanova, O. O. Tyschenko, O. V. Mazurets // *Formation of Innovative Potential of World Science: Proceedings IX International Scientific and Practical Conference*, 16 May 2025. – Waterford, Republic of Ireland. – P. 94–97.

11. Hladun O. Real time detection the person emotion state using neural network / O. Hladun, O. Mazurets, M. Molchanova, O. Sobko // *Scientific Research: Modern Innovations and Future Perspectives: Proceedings of the II International Scientific and Practical Conference*, 25–27 November 2024. – Montreal, Canada. – P. 119–123.

12. Sobko O. Method for analysis and formation of representative text datasets / O. Sobko, O. Mazurets, M. Molchanova, I. Krak, O. Barmak // *CEUR Workshop Proceedings*. – 2025. – Vol. 3899. – P. 84–98.

13. Dydo R. Datalogic structure for intelligent system for areas localization in photos with the remains of buildings using neural network / R. Dydo, O. Sobko, V. Klimenko, O. Mazurets // *Modern Scientific Research: Theoretical and Practical Aspects: Proceedings II International Scientific and Practical Conference*, 26–28 May 2025. – Riga, Latvia. – P. 123–127.

Довідка: ВХНУ ТН 10-12/2025

Видання: Herald of Khmelnytskyi National University. Technical Sciences (Вісник Хмельницького національного університету. Технічні науки)

Категорія фаховості видання: затверджено як наукове фахове видання України, у якому можуть публікуватися результати дисертаційних робіт на здобуття наукових ступенів доктора наук, кандидата наук та ступеня доктора філософії, категорії «Б» (наказ МОН №1643 від 28.12.2019, наказ МОН №409 від 17.03.2020).

Напрям – технічні науки за спеціальностями – 101, 121, 122, 123, 124, 125, 141, 151, 161, 172, 181, 182 (28.12.2019), спеціальності – 131, 132, 133 (17.03.2020).

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

Автори: Молчанова Марина, Собко Олена, Мазурець Олександр, Держак Владислав
Хмельницький національний університет

Номер, у який прийнято статтю: №1 за 2026 рік.

10.12.2025

Начальника відділу
інтелектуальної власності та трансферу технологій  О.В.Кравчик



УДК 004.8

DOI:

МОЛЧАНОВА МАРІНА

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 фоновою 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 *raref_sups* 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
Khmelnitskyi 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.

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 нейромережевих 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].

Найвні підходи часто демонструють високі результати на лабораторних підбірках, 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 поклавним є дослідження в PLOS ONE, де використання MobileNetV2 дало 82,92 % accuracy на чотирьохкласовій 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 % accuracy на задачі з 10 класами, а інтерпретація результатів апелює до кращої лінійної відокремлюваності ознак на пініх шарах і доцільності альтернативної «головки» 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 accuracy 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 нейромережевої 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 тренуваної 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.

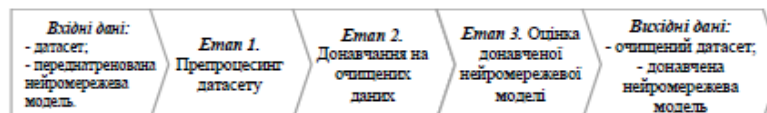


Рис. 1. Схема та етапи алгоритмічного підходу до нейромережевої класифікації побутових відходів

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 $(x_i, y_i) \in D$:
 $s_i \leftarrow \text{Різкість}(x_i)$
 $c_i \leftarrow \text{Контрастність}(x_i)$
 $e_i \leftarrow \text{ЕкспозиційнаЗбалансованість}(x_i)$
 $b_i \leftarrow \text{РівеньФоновогоШуму}(x_i)$
 $\omega_i \leftarrow w_s s_i + w_c c_i + w_e e_i + w_b (1 - b_i)$
 $\mu_\omega \leftarrow \text{Середнє}(\{\omega_i\})$
 $\sigma_\omega \leftarrow \text{СередньоквадратичнеВідхилення}(\{\omega_i\})$
 $\tau \leftarrow \mu_\omega - a \cdot \sigma_\omega$
 $D_{оч} \leftarrow \{(x_i, y_i) : \omega_i \geq \tau\}$
 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 донабирається зразки з вищою інформативністю, що унеможлиблює 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:
 перевірати
 $\tau_{пот} \leftarrow \tau_{пот} - \gamma$
 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.

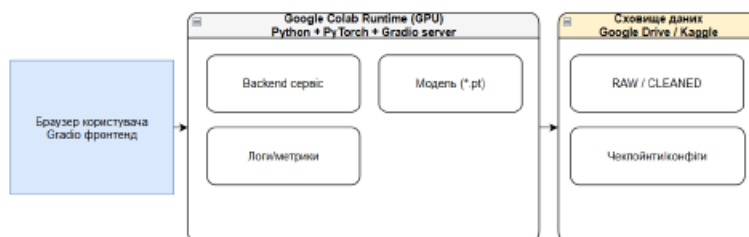


Рис. 2. Схема розгортання алгоритмів у вигляді розробленого ПЗ з використанням керованих хмарних обчислювальних вузлів

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, відтворені 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 «головки» на 30-класовий шар та донавчанням у керованих хмарних вузлах, що відповідає кількості класів [18].

Найвідчутніший ефект спостерігається для класу «rareg_cups»: точність зростає 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» помилкові спрацьовування на малоконтрастних і глянцевих спенах, тоді як у класах із виразною структурою покращує виявлення справжніх позитивів, підвищуючи

стійкість класифікації без ускладнення архітектури.

У групі чітких покращень виділяються «rare_cups», «steel_food_cans», «clothing» та «magazines». Для «rare_cups» приріст зумовлений одночасним зростанням як точності, так і повноти (обидві складові додали помітно), що свідчить: видалення «слабоінформативних» 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 спени 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 спени з паразитним блиском, зменшуючи перехресні помилки з «newspaper» та іншими паперовими підкласами.

Окрему 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 глянцеvih 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 «аліпаж» з сусідніми пластиками та одноразовим посудом.

Висновки

У статті проаналізовано сучасний стан нейромережевої класифікації побутових відходів у контексті реалістичних спен, 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 вільністю 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 підбірку 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 «головки» під 30-класову постановку задачі на наборі даних «Recyclable and Household Waste Classification Dataset». Опитування 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/10.31891/2307-5732-2025-351-35>.
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., Prosvitiuk M. Practice Implementation of Neural Network Model BART-Large-CNN for Text Annotation / O. Mazurets, M. Molchanova, V. Klimenko, M. Prosvitiuk // *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., Zalutka O., Molchanova M. Augmented reality audiostream creation using CNN: boosting inclusion and safety for visually impaired people / O. Mazurets, O. Sobko, R. Dydo, O. Zalutka, 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., Шуриша М. О. Об'єктно-орієнтований підхід до нейромережевого виявлення та відстеження БПЛА з використанням хмарних технологій / М.О. Молчанова, О.В. Мазурець, М.О. Шуриша // *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. Залуцка // 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., Клименко 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. Клименко, 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/alistaiking/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. Alhorytny ta prohramna arkhitektura informatsiinoi systemy neiromerezhevoho analizu postavy liudyny / 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. – T. 1. – S. 275–284. <https://doi.org/10.31891/2307-5732-2025-351-35>.

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 tekhniky / O.V. Sobko, V.I. Klimenko, O.V. Mazurets, O.O. Zalutska, O.V. Hladun // Nauka i tekhnika siodni. – Kyiv, 2025. – № 4 (45). – S. 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., Prosvitiuk M. Practice Implementation of Neural Network Model BART-Large-CNN for Text Annotation / O. Mazurets, M. Molchanova, V. Klimenko, M. Prosvitiuk // 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. Ob'ektno-orientovanyi pidkhid do neiomerezhevoho vyvialennia ta vidstezhennia BPLA z vykorystanniam khmarnykh tekhnologii / M.O. Molchanova, O.V. Mazurets, M.O. Shurypa // Nauka i tekhnika sohodni. – Kyiv, 2025. – № 9 (50). – S. 1346–1360. – DOI: 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 neironnykh mrezezh za vizualnymy danymy z bezpilnykh litalnykh aparativ / 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 neiomerezhevoho vyvialennia kiberbulinhu z vykorystanniam khmarnykh servisiv ta ob'ektno-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

Надійшло / Paper received : [затюноється редакцією](#)

Надрукована/Printed : [затюноється редакцією](#)

Додаток Ж

Презентаційний матеріал

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА МАГІСТРА

МЕТОД КЛАСИФІКАЦІЇ ПОБУТОВОГО СМІТТЯ ЗА ВІЗУАЛЬНИМИ ДАНИМИ НЕЙРОМЕРЕЖЕВИМИ ЗАСОБАМИ



Виконав:
студент групи КНм-24-1
Владислав ДЕРЖАК



Керівник:
к.т.н., доцент кафедри КН
Олександр МАЗУРЕЦЬ

Актуальність

Умови зростання обсягів побутових відходів і посилення екологічних викликів актуалізують завдання їх ефективного сортування в контексті муніципального управління та циркулярної економіки. Попри значну частку вторинної сировини у складі сміття, низький рівень роздільного збирання призводить до втрати ресурсів, перевантаження полігонів і зростання екологічного навантаження. Ручне сортування є трудомістким, небезпечним і малоефективним, що зумовлює потребу в автоматизованих технологічних рішеннях.

Розвиток комп'ютерного зору й глибинного навчання дав змогу створювати системи розпізнавання типів відходів за зображеннями, однак їх практичне застосування ускладнюється низькою якістю вхідних даних. Зображення сміття часто характеризуються складною структурою сцен, перекриттями, варіативними умовами освітлення та зниженим контрастом, що негативно впливає на навчання моделей і точність класифікації.

Додатково актуальною є вимога ефективної роботи таких систем у ресурснообмежених середовищах. Це зумовлює необхідність не лише вибору оптимальної нейромережевої архітектури, а й формування навчальних вибірок із урахуванням якості даних, що підкреслює важливість методів попередньої, орієнтованої на якість, обробки візуальної інформації.

Мета і задачі роботи

Об'єкт дослідження – процес автоматизованої класифікації побутових відходів за візуальними даними в багатокласових вибірках зображень.

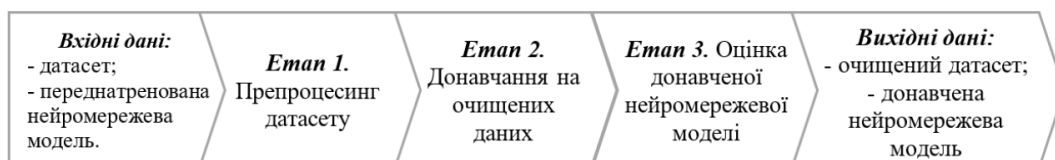
Предмет дослідження – моделі методи та засоби для нейромережевої класифікації побутових відходів із попереднім якісно орієнтованим відбором зображень за показниками різкості, контрасту, експозиції та рівня шуму.

Метою кваліфікаційної роботи магістра є підвищення точності автоматизованої класифікації побутових відходів за візуальними даними шляхом впливу якості вибірки та розроблення нейромережевого підходу з передобчислювальними рішеннями.

Для досягнення поставленої мети слід вирішити такі **завдання**:

- виконати аналіз сучасного стану області автоматизованої класифікації побутового сміття;
- виконати огляд нейромережевих архітектур для класифікації побутового сміття за візуальними даними;
- виконати аналіз наукових надбань в межах предметної області;
- розробити метод класифікації побутового сміття за візуальними даними нейромережевими засобами;
- виконати підготовку датасету для донавчання нейромережі;
- виконати програмну реалізацію запропонованого методу;
- виконати дослідження методу класифікації побутового сміття за візуальними даними нейромережевими засобами.

Підхід до класифікації побутового сміття за візуальними даними нейромережевими засобами



Формальна модель відбору зображень

Для підвищення якості класифікації побутових відходів застосовується формалізована модель фільтрації, що поєднує багатокомпонентну оцінку вхідних даних та адаптивний механізм виключення зображень, які знижують здатність моделі до узагальнення. Нехай початковий датасет має вигляд:

$$D = \{(x_i, y_i)\}_{i=1}^N, \quad (1)$$

де x_i – зображення, а $y_i \in \{1, 2, \dots, K\}$ – відповідний клас побутових відходів. Для кожного зображення обчислюється вектор якості:

$$Q_i = (s_i, c_i, e_i, b_i), \quad (2)$$

де s_i – різкість, c_i контрастність, e_i експозиційна збалансованість, b_i рівень шумового або фоновозасміченого контексту. З метою інтегральної оцінки впливу цих характеристик вводиться вагова функція:

$$\omega_i = w_s s_i + w_c c_i + w_e e_i + w_b (1 - b_i), \quad (3)$$

де коефіцієнти $w_s, w_c, w_e, w_b \geq 0$ і в сумі дають 1 ($w_s + w_c + w_e + w_b = 1$).

Формальна модель відбору зображень

На відміну від класичного статичного фільтрування за фіксованим порогом, у даному підході поріг τ визначається динамічно:

$$\tau = \mu_\omega - \alpha \cdot \sigma_\omega, \quad (4)$$

де μ_ω – середнє значення інтегральної оцінки якості по всьому датасету, σ_ω – стандартне відхилення, а $\alpha \in [0.5, 1.0]$ – коефіцієнт чутливості фільтра. Таким чином, зображення включається до очищеної вибірки за умови:

$$x_i \in D' \Leftrightarrow \omega_i \geq \tau. \quad (5)$$

Після фільтрації враховується можливий дисбаланс класів. Для кожного класу:

$$D'_k = \{(x_i, y_i) \in D' \mid y_i = k\}, \quad (6)$$

перевіряється умова достатнього представлення:

$$|D'_k| \geq \beta \cdot |D_k|, \quad (7)$$

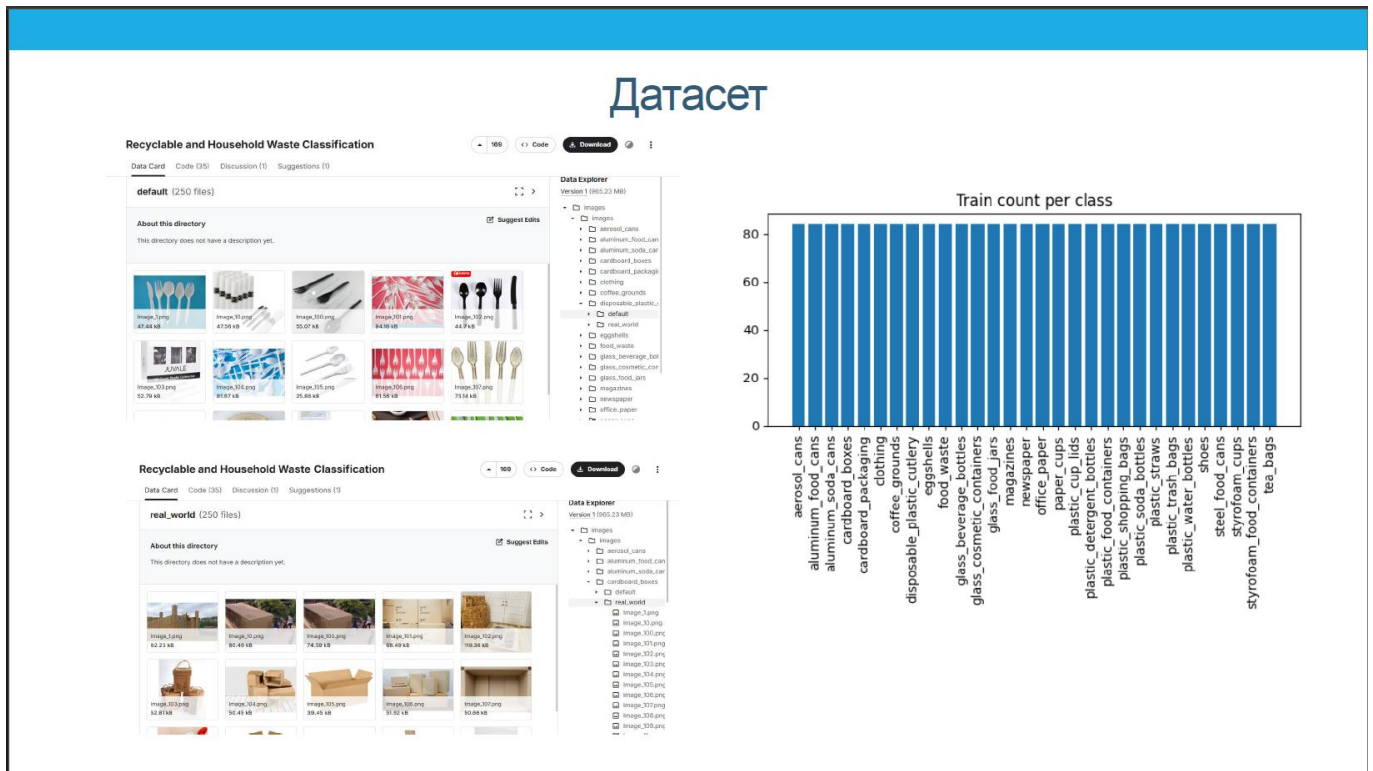
де β – нижній коефіцієнт збереження (наприклад 0.4-0.6). Якщо умова не виконується, передбачаються корекційні стратегії (послаблення порога).

На наступному етапі виконується донавчання нейромережевої моделі. Формуються дві конфігурації: модель f_{raw} , навчена на сирих даних D та модель f_{clean} , навчена на очищеній підмножині D' .

Обидві моделі оптимізуються за однаковою цільовою функцією. Для оцінювання впливу фільтрації використовується порівняння метрик:

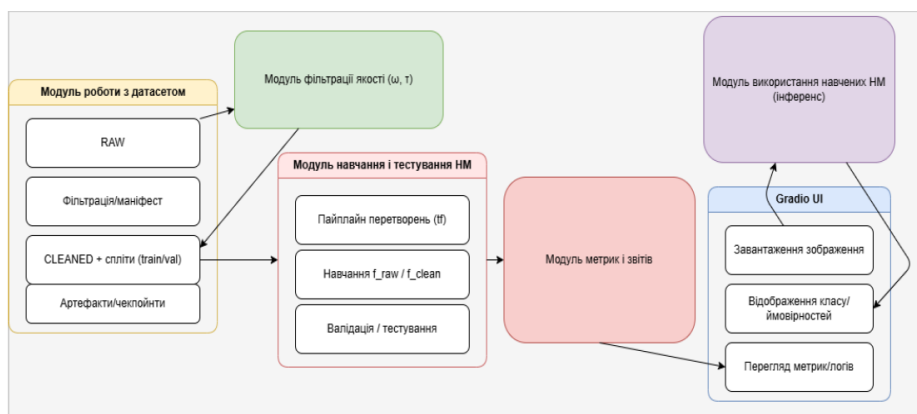
$$\Delta M = M(f_{clean}) - M(f_{raw}), \quad (8)$$

де M – обрана метрика (Accuracy, F1-score, balanced Accuracy тощо).

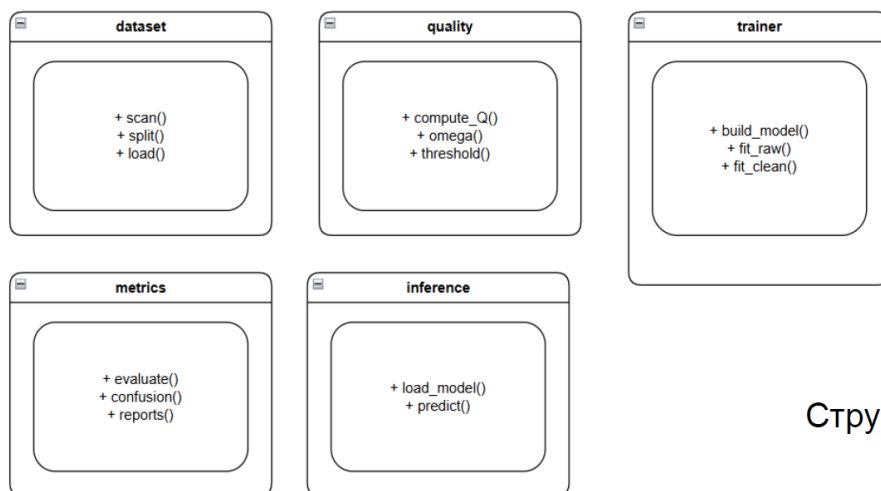


Проектування структури інтелектуальної системи

Схема взаємодії складових інтелектуальної системи

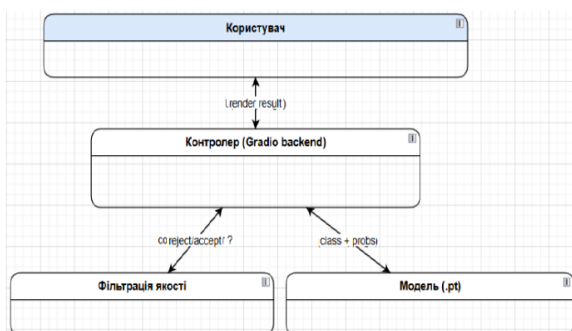


Програмна структура компонентів інтелектуальної системи

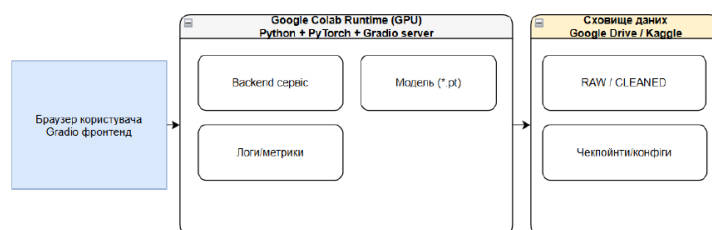


Структура пакетів

Програмна структура компонентів інтелектуальної системи

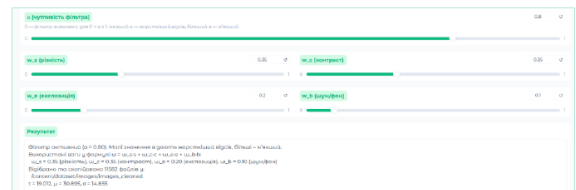
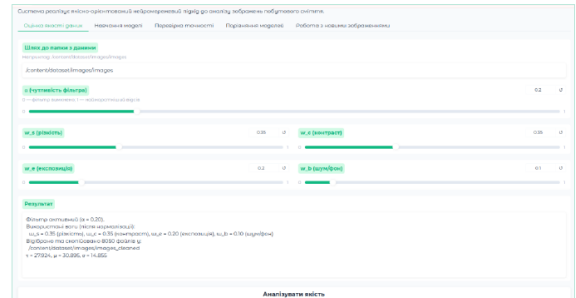
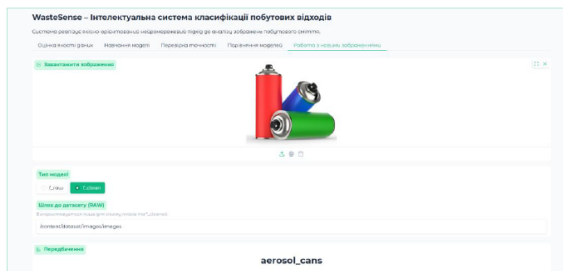
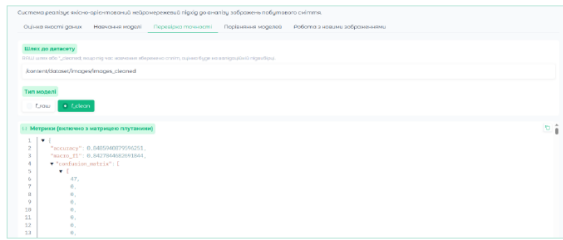


Діаграма компонентів
інтерфейсної взаємодії
користувача



Діаграма розгортання
інтелектуальної системи
класифікації

Інтелектуальна система

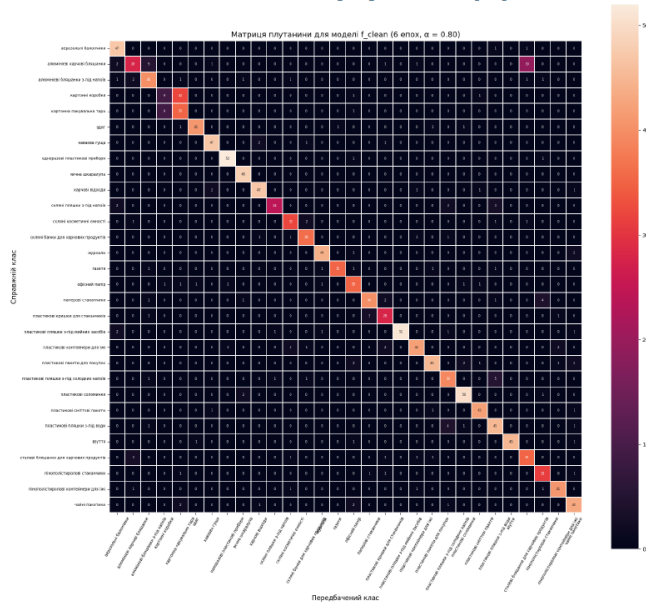


Дослідження методу

Конфігурація моделі	Набір даних	Кількість епох	Ассурасу	Macro-F ₁	ΔАссурасу відносно f _{raw}
f _{raw}	повний набір зображень	10	0.9448	0.9441	–
f _{clean}	підвибірка після фільтрації (α=0.2)	10	0.9529	0.9473	+0.0081

Порівняння якості моделей на повному та очищеному наборах

Дослідження методу



Матриця плутанини
нейромережі
EfficientNet-B0

Дослідження методу

WasteSense – Інтелектуальна система класифікації побутових відходів

Система реалізує якісно-орієнтований нейромережевий пірліг до аналізу зображень побутового сміття.

Оцінка якості даних Назначення моделі Перевірка точності **Порівняння моделей** Робота з новими зображеннями

Шлях до датасету (RAW)

Параметри маси f_raw та f_clean, якщо обидві моделі вже навчені.

/content/dataset/images/images

Метрики

```

1 | {
2 |   "Accuracy": 0.80724814599186971,
3 |   "F1": 0.802521390227267937,
4 |   "details": {
5 |     "f_raw": {
6 |       "accuracy": 0.9448,
7 |       "macro_f1": 0.944803869960351
8 |     },
9 |     "f_clean": {
10 |      "accuracy": 0.9528481459918697,
11 |      "macro_f1": 0.9473252592135619
12 |     }
13 |   }
14 | }

```

Порівняти f_raw та f_clean

Підвищення точності за рахунок застосування методу

Висновки

Було досягнуто мету кваліфікаційної роботи магістра, а саме підвищення точності автоматизованої класифікації побутових відходів за візуальними даними шляхом впливу якості вибірки та розроблення нейромережевого підходу з передобчислювальними рішеннями.

Для досягнення поставленої мети було поставлено та вирішено такі завдання:

- виконано аналіз сучасного стану області автоматизованої класифікації побутового сміття;
- виконано огляд нейромережевих архітектур для класифікації побутового сміття за візуальними даними;
- виконано аналіз наукових надбань в межах предметної області;
- розроблено метод класифікації побутового сміття за візуальними даними нейромережевими засобами;
- виконано підготовку датасету для донавчання нейромережі;
- виконано програмну реалізацію запропонованого методу;
- виконано дослідження методу класифікації побутового сміття за візуальними даними нейромережевими засобами.

ДЯКУЮ ЗА УВАГУ!

Звіт подібності

Метадані

Назва організації Khmelnytskyi National University		Підрозділ Кафедра комп'ютерних наук		
Заголовок КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА на тему Метод класифікації побутового сміття за візуальними даними нейромережевими засобами				
Автор Владислав ДЕРЖАК		Науковий керівник / Експерт Олександр МАЗУРЕЦЬ, к.т.н., доцент		
Кількість слів 17420	Кількість символів 144430	Дата звіту 12/16/2025	Дата редагування 12/16/2025	ІД документа 332880406

Обсяг знайдених подібностей

Коефіцієнт подібності визначає, який відсоток тексту по відношенню до загального обсягу тексту було знайдено в різних джерелах. Зверніть увагу, що високі значення коефіцієнта не автоматично означають плагіат. Звіт має аналізувати компетентна / уповноважена особа.



17420

Кількість слів



144430

Кількість символів

Тривога

У цьому розділі ви знайдете інформацію щодо текстових спотворень. Ці спотворення в тексті можуть говорити про МОЖЛИВІ маніпуляції в тексті. Спотворення в тексті можуть мати навмисний характер, але частіше характер технічних помилок при конвертації документа та його збереженні, тому ми рекомендуємо вам підходити до аналізу цього модуля відповідально. У разі виникнення запитань, просимо звертатися до нашої служби підтримки.

Заміна букв		10
Інтервали		0
Мікропробіли		0
Білі знаки		1
Парафрази (SmartMarks)		8

Джерела

Нижче наведений список джерел. В цьому списку є джерела із різних баз даних. Колір тексту означає в якому джерелі він був знайдений. Ці джерела і значення коефіцієнту Подібності не відображають прямого плагіату. Необхідно відкрити кожне джерело і проаналізувати зміст і правильність оформлення джерела.

10 найдовших фраз

ПОРЯДКОВИЙ НОМЕР	НАЗВА ТА АДРЕСА ДЖЕРЕЛА URL (НАЗВА БАЗИ)	Копія тексту
		КІЛЬКІСТЬ ІДЕНТИЧНИХ СЛІВ (ФРАГМЕНТІВ)
1	Метод виявлення депресивного стану, пов'язаного із навчанням у закладах освіти, засобами NLP https://doi.org/10.26907/2541-7746.2024.12.18.2024 Khmelnytskyi National University (Кафедра комп'ютерних наук)	47 0.27 %
2	https://elar.khmnu.edu.ua/bitstreams/14a7c873-a62d-4629-b03b-0f739166b138/download	33 0.19 %
3	https://elar.khmnu.edu.ua/bitstreams/a9388318-c3c7-453b-a973-91c301be4802/download	31 0.18 %

Anti-Plagiarism (UA) v-15.284 Educational

The maximum coincidence with one document 1.0%

Dictionary check: en_US, ru_RU, ua_UA. **Errors in the documents: 13%**

ID: 253202 Title: КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА на тему Метод класифікації побутового сміття за візуальними даними нейромеревевими засобами Added in a DB: 2025-12-16 Authors: Владислав ДЕРЖАК Heads: Олександр МАЗУРЕЦЬ Consultants: Opponents:	Document		Sum coincidence on the DB	
	Symbols	Lexemes	Symbols	Lexemes
	130154	941	5499 (4%)	70 (7%)

Plagiarism sources

ID	Description	Plagiarism presence in the document	
		Symbols	Lexemes

РІШЕННЯ ЕКСПЕРТНОЇ КОМІСІЇ КАФЕДРИ КОМП'ЮТЕРНИХ НАУК

ПРО ДОПУСК КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ РОБОТИ ДО ЗАХИСТУ

Назва кваліфікаційної роботи Метод класифікації побутового сміття за візуальними даними нейромережевими засобами

Автор студент групи КНм-24-1 Владислав ДЕРЖАК

Освітня програма Комп'ютерні науки

Рівень вищої освіти другий (магістерський)

Спеціальність 122 – Комп'ютерні науки

Науковий керівник: к.т.н., доц. каф. КН Олександр МАЗУРЕЦЬ

На основі аналізу кваліфікаційної роботи на дотримання вимог академічної доброчесності (у т.ч. відсутності ознак академічного плагіату) з урахуванням результатів перевірки роботи спеціалізованим програмними засобами комісія зробила такий висновок:

№	Висновок	Позначка про відповідність
1	Ознаки академічного плагіату	
1.1	Запозичення, виявлені в роботі, є законними і не є академічним плагіатом (далі – зазначаються підстави віднесення запозичень до правомірних, якщо потрібно). Робота приймається до захисту.	<i>відповідає</i>
1.2	Виявлені запозичення не є академічним плагіатом, розміщені в розділах, які не описують безпосередньо авторське дослідження, але кількість цитат перевищує обсяг, виправданий поставленою метою роботи (далі – зазначаються детальні та аргументовані підстави віднесення запозичень до правомірних). Робота приймається до захисту, але має бути відкоригована.	
1.3	Виявлені запозичення не є академічним плагіатом, але частково розміщені в розділах, які описують безпосередньо авторське дослідження, а кількість цитат перевищує обсяг, виправданий поставленою метою роботи. Робота може бути допущена до захисту після того як буде відкоригована та доопрацьована і успішно пройде повторну перевірку на академічний плагіат.	
1.4	Робота містить навмисні текстові спотворення, передбачувані спроби укриття текстових запозичень або інші прояви академічного плагіату. Робота містить фабрикацію або фальсифікацію даних. Робота не допускається до захисту.	
2	Інші види порушень академічної доброчесності	<i>відсутні</i>

Підтвердження:

Запозичення, виявлені в роботі Владислава Держака, не є плагіатом, оскільки: запозичення розміщені в розділі огляду існуючих підходів, не описують безпосередньо авторську роботу і не стосуються її результатів; усі запозичення фрагментарні; до запозичень входять фрагменти, які не мають авторства і містять поширені конструкції та загальновідомі терміни, скорочення. Рівень подібності не перевищує допустимої межі. Таким чином, робота є законною та приймається до захисту.

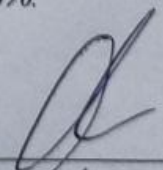
Обсяг запозичень, визначений системами виявлення збігів/ідентичності/схожості:

- за системою Anti-Plagiarism: 4%;

- за системою StrikePlagiarism КП1: 2%, КП2: 0,6%.

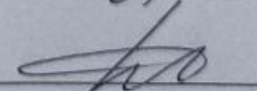
16.12.2025

Завідувач кафедри



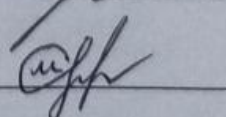
Олександр БАРМАК

Гарант освітньої програми



Руслан БАГРІЙ

Керівник кваліфікаційної роботи



Олександр МАЗУРЕЦЬ



ВІДГУК НАУКОВОГО КЕРІВНИКА

на кваліфікаційну роботу магістра

гр. КНм-24-1 Владислава ДЕРЖАКА за темою: Метод класифікації побутового сміття за візуальними даними нейромережевими засобами.

1. Актуальність обраної теми

Проблема ефективного сортування та класифікації побутових відходів є надзвичайно актуальною в умовах зростання обсягів сміття та впровадження принципів циркулярної економіки. Автоматизація цього процесу за допомогою нейромережових методів та аналізу візуальних даних дозволяє підвищити точність класифікації, скоротити витрати на обробку відходів та зменшити вплив людського фактора. Практична значимість роботи полягає у створенні методики, здатної підвищувати ефективність сортування та забезпечувати точне визначення типу відходів.

2. Відповідність роботи предметній області спеціальності 122 Комп'ютерні науки та загальним вимогам до наукових робіт

Кваліфікаційна робота магістра повністю відповідає предметній області спеціальності 122 «Комп'ютерні науки» та сучасним вимогам до наукових досліджень. Вона демонструє застосування методів штучного інтелекту та обробки візуальних даних у прикладній задачі класифікації побутових відходів.

3. Професійні та особистісні якості магістранта

Під час виконання роботи магістрант проявив високий рівень професіоналізму та відповідальності. Він демонстрував системний підхід до досліджень, самостійно організовував процес збору та обробки даних, сумлінно виконуючи експериментальні завдання та тестування розробленої системи.

4. Ступінь самостійності під час виконання кваліфікаційної роботи

Результати дослідження є результатом самостійної роботи студента. Магістрант самостійно розробив методику попереднього відбору зображень, вибір архітектури нейромережі та оцінку її ефективності, що підтверджує високий рівень самостійності та компетентності.

5. Наукова новизна та оригінальність запропонованих підходів

Наукова новизна роботи полягає у запропонованому якісно-орієнтованому підході до класифікації побутових відходів за візуальними даними, що поєднує автоматизований відбір зображень за показниками якості та донавчання згорткової нейромережі. Такий

підхід забезпечує підвищення точності та макро-F1 критерію без втрати репрезентативності даних, що відрізняє його від типових рішень. За темою роботи здобувачем опубліковано 3 тези конференції та 1 наукова стаття у фаховому виданні категорії Б.

6. Ступінь оволодіння методами дослідження

Магістрант продемонстрував високий рівень оволодіння методами дослідження, включаючи побудову та навчання нейромережесевих моделей, обробку зображень, аналіз результатів експериментів та оцінку ефективності застосованих методів.

7. Повнота та якість розкриття теми роботи

Тема роботи повністю обґрунтована та розкрита. Проведено аналіз сучасного стану автоматизованої класифікації побутового сміття, розроблено методику фільтрації зображень та навчання нейромережесевих моделей, а також виконано експериментальну перевірку ефективності підходу. Робота містить результати прикладного застосування запропонованого методу та його оцінку.

8. Логічність, послідовність, аргументованість, літературна грамотність викладу матеріалу

Виклад матеріалу структурований, логічний та послідовний. Кожен розділ роботи доповнює попередній. Літературна грамотність на високому рівні, стиль викладу відповідає академічним вимогам.

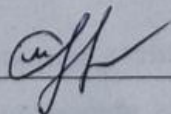
9. Можливість практичного застосування кваліфікаційної роботи, окремих її частин

Розроблений метод класифікації побутових відходів за візуальними даними може бути практично застосований у муніципальних та промислових системах управління відходами, для підвищення точності сортування та автоматизації процесів. Методика може інтегруватися у існуючі інтелектуальні системи сортування сміття або використовуватися як основа для подальших досліджень у галузі комп'ютерного зору та нейромережесевих моделей.

10. Висновок про можливість допуску кваліфікаційної роботи до захисту, на яку оцінку заслуговує робота

Враховуючи високий рівень виконання та забезпечення усіх необхідних вимог, робота може бути допущена до захисту. Рекомендована оцінка «відмінно».

Науковий керівник



к.т.н., доц. каф. КН Олександр МАЗУРЕЦЬ



ВІДГУК ОПОНЕНТА

на кваліфікаційну роботу магістра

гр. КНм-24-1 Владислава ДЕРЖАКА за темою: *Метод класифікації побутового сміття за візуальними даними нейромережевими засобами.*

1. Актуальність обраної теми

Актуальність обраної теми зумовлена зростанням обсягів побутових відходів та необхідністю підвищення ефективності їх сортування в умовах переходу до принципів циркулярної економіки. Використання нейромережесих методів для класифікації побутового сміття за візуальними даними дозволяє автоматизувати процес розпізнавання типів відходів, зменшити вплив людського чинника та підвищити точність сортування, що має важливе практичне значення для муніципальних і промислових систем управління відходами.

2. Відповідність роботи предметній області спеціальності 122 Комп'ютерні науки та загальним вимогам до наукових робіт

Робота «Метод класифікації побутового сміття за візуальними даними нейромережевими засобами» повністю відповідає предметній області спеціальності 122 «Комп'ютерні науки» та вимогам до кваліфікаційних робіт магістрів.

3. Повнота розкриття мети та завдань дослідження

Поставлена мета досягнута, всі завдання дослідження виконані у повному обсязі.

4. Наявність наукової новизни

Наукова новизна роботи полягає у застосуванні попереднього автоматизованого відбору зображень за показниками якості з подальшим донавчанням згорткової нейромережі для класифікації побутових відходів. На відміну від поширених підходів із використанням повної вибірки, запропоноване рішення забезпечує підвищення точності та F1-критерію без зниження репрезентативності даних.

5. Зміст кожного розділу роботи

Кваліфікаційна робота складається з чотирьох розділів. У першому розділі проаналізовано сучасний стан автоматизованої класифікації побутового сміття, розглянуто проблеми сортування відходів, нейромережесі архітектури для обробки візуальних даних та узагальнено наукові дослідження в цій галузі з формулюванням задачі роботи. Другий розділ присвячено розробці методу класифікації побутового сміття за

візуальними даними, зокрема аналізу впливу якості зображень, формалізації процедури їх відбору, опису використаного датасету та метрик оцінювання результатів. У третьому розділі виконано проектування інтелектуальної системи класифікації побутових відходів, визначено її архітектуру, компоненти, функціональні можливості та вимоги. Четвертий розділ містить опис програмної реалізації системи, результати тестування та експериментальне дослідження запропонованого методу.

6. Ступінь розкриття теми роботи

Тема роботи розкрита повністю, результати дослідження є обґрунтованими.

7. Якість оформлення кваліфікаційної роботи

Оформлення відповідає чинним вимогам до кваліфікаційних робіт.

8. Недоліки кваліфікаційної роботи

Було б доцільно доповнити перевірку методу на декількох нейромережевих архітектурах, а також використати фіксовані параметри фільтрації без їх адаптації до окремих класів відходів, а також провести більш детальний аналіз впливу окремих параметрів якості зображень на результати класифікації. Зазначені недоліки мають несуттєвий характер і не впливають на загальну якість виконання роботи, коректність отриманих результатів та обґрунтованість зроблених висновків.

9. Загальний висновок (допускається чи не допускається до захисту), якої оцінки заслуговує кваліфікаційна робота

Враховуючи високий рівень виконання та забезпечення усіх необхідних вимог, робота може бути допущена до захисту. Рекомендована оцінка відмінно .

Опонент (прізвище, ім'я, по батькові, посада, місце роботи)

Григоренко І.А. Зав.каф. ІІІ ХАУ

«15» грудня 2025 р

підпис