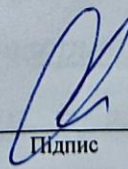


## КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА БАКАЛАВРА

на тему Метод сортування органічних і неорганічних відходів за зображенням із застосуванням нейромережесевих засобів

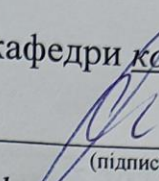
Галузь знань 12 – Інформаційні технології  
Шифр і назва галузі знань  
Спеціальність 122 – Комп'ютерні науки  
Шифр і назва спеціальності  
Освітня програма Комп'ютерні науки  
Назва освітньої програми

Виконав: студент групи КНс-22-1  Дмитро ФАСУЛЯК  
Група виконавця Підпис Ім'я, ПРІЗВИЩЕ  
Керівник: асистент. каф. КН  Олена ТИЩЕНКО  
Науковий ступінь, посада Підпис Ім'я, ПРІЗВИЩЕ  
Нормоконтроль: к.т.н., доц. каф. КН  Руслан БАГРІЙ  
Науковий ступінь, посада Підпис Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

До захисту допускаю:  
Зав. кафедри КН, д.т.н., професор  Олександр БАРМАК  
Підпис Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

18 06 2025 р.

ЗАТВЕРДЖУЮ  
Завідувач кафедри комп'ютерних наук

  
(підпис)  
д.т.н., професор Олександр БАРМАК  
« 10 » 02 2025 року

### ЗАВДАННЯ НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ БАКАЛАВРА

1. Тема кваліфікаційної роботи бакалавра: «Метод сортування органічних і неорганічних відходів за зображенням із застосуванням нейромережесих засобів»

2. Завдання видано студенту

Дмитру Фасуляку  
(Ім'я, прізвище)

3. Керівник роботи

асистент кафедри КН Олена Тищенко  
(посада, ім'я, прізвище)

4. Затверджено наказом університету від « 07 » 02 2025 р. № 23

5. Дата видачі завдання студенту: « 10 » 02 2025 р.

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

Мета роботи – підвищення точності автоматизованого сортування органічних і неорганічних відходів за зображенням із застосування нейромережесих засобів. Для досягнення мети слід виконати такі задачі: виконати аналіз інформаційних моделей для області автоматизації сортування органічних і неорганічних відходів за зображенням; створити метод сортування органічних і неорганічних відходів за зображенням із застосуванням нейромережесих засобів; виконати проектування та розробку інтелектуальної системи автоматизованого сортування відходів на основі нейромережесих засобів; провести дослідження створеного методу сортування органічних і неорганічних відходів за зображенням із застосуванням нейромережесих засобів.

7. Календарний план виконання кваліфікаційної роботи бакалавра:

№	Назва етапів (розділів) кваліфікаційної роботи бакалавра	Термін виконання	Примітка
1	Вибір напрямку дослідження та узгодження тематики кваліфікаційної роботи бакалавра з керівником, складання календарного графіка виконання	січень 2025	Виконано
2	Ознайомлення з предметною областю, формулювання мети і задач дослідження, визначення об'єкта та предмета дослідження	лютий 2025	Виконано
3	Проектування та розроблення методу вирішення завдання, загальної архітектури програмного забезпечення, інтерфейсу користувача, вибір засобів реалізації програмного забезпечення	березень 2025	Виконано
4	Створення та тестування програмного забезпечення, дослідження ефективності, висновки з виконаної роботи	квітень 2025	Виконано
5	Написання пояснювальної записки, урахування зауважень керівника, оформлення згідно з вимогами	травень 2025	Виконано
6	Розробка презентаційних матеріалів та попередній захист кваліфікаційної роботи	травень 2025	Виконано
7	Отримання відгуку керівника, рецензії, перевірка на плагіат, нормоконтроль	червень 2025	Виконано
8	Підготовка до захисту та захист кваліфікаційної роботи	червень 2025	Виконано

Виконавець: студент групи КНС-22-1  
Група виконавця

  
Підпис

Дмитро ФАСУЛЯК  
Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Керівник: асистент каф. КН  
Науковий ступінь, посада

  
Підпис

Олена ТИЩЕНКО  
Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

## Анотація

Тема кваліфікаційної роботи бакалавра: «Метод сортування органічних і неорганічних відходів за зображенням із застосуванням нейромережесих засобів»

Виконавець кваліфікаційної роботи бакалавра: студент групи КНс-22-1 Дмитро Фасуляк

Керівник кваліфікаційної роботи бакалавра: асистент кафедри КН Олена Тищенко

Кваліфікаційна робота бакалавра містить:

Пояснювальна записка				Кількість додатків
Сторінок	Рисунків	Таблиць	Джерел інформації	
52	21	2	43	4

Метою кваліфікаційної роботи бакалавра є підвищення точності автоматизованого сортування органічних і неорганічних відходів за зображенням із застосування нейромережесих засобів. Для розробки прикладної інтелектуальної системи було використано мову програмування Python, фреймворк PyTorch для побудови та навчання нейромережевої моделі, бібліотеку torchvision для обробки зображень, Gradio для створення інтерактивного інтерфейсу користувача, а також Matplotlib і Seaborn для візуалізації аналітичних результатів. Розроблена система призначена для забезпечення підтримки екологічно-орієнтованих рішень у сфері поводження з відходами за рахунок визначення належності об'єктів до відповідних категорій.

Напрямами практичного використання розробленої інтелектуальної системи є сортування органічних і неорганічних відходів за зображенням.

Ключові слова: органічні та неорганічні відходи, ViT.

Виконавець: студент групи КНс-22-1  
Група виконавця

  
Підпис

Дмитро ФАСУЛЯК  
Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

## Зміст

Перелік скорочень .....	4
Вступ.....	5
Розділ 1 Характеристика предметної області: аналіз моделей, методів та реалізацій.....	7
1.1 Аналіз інформаційних моделей в області автоматизації сортування органічних і неорганічних відходів за зображенням .....	7
1.2 Методи та засоби сортування органічних і неорганічних відходів за зображенням .....	9
1.3 Аналіз існуючих програмних реалізацій в області сортування органічних і неорганічних відходів.....	13
1.4 Аналіз сучасних наукових праць.....	15
1.5 Мета, задачі та вимоги до реалізації інтелектуальної системи.....	18
Розділ 2 Метод сортування органічних і неорганічних відходів за зображенням із застосуванням нейромережових засобів .....	19
2.1 Підхід до сортування органічних і неорганічних відходів за зображенням	19
2.2 Математична модель задачі автоматизованого сортування відходів.....	21
2.3 Спосіб трансформації навчальних даних .....	22
2.4 Схема та кроки методу сортування органічних і неорганічних відходів за зображенням із застосуванням нейромережових засобів .....	23
2.5 Архітектура нейромережі.....	24
2.6 Підготовка робочих вхідних даних для навчання глибоких нейронних мереж .....	26
2.7 Проектна архітектура та взаємодія складових інтелектуальної системи.....	28
2.8 Метрики оцінювання .....	30
2.9 Висновки до розділу 2 .....	32
Розділ 3 Експериментальне дослідження методу сортування органічних і неорганічних відходів за зображенням.....	33
3.1 Опис інтелектуальної системи для експериментального дослідження.....	33

3.2 Особливості реалізації програмних складових інтелектуальної системи автоматизованого сортування відходів.....	34
3.3 Аналіз функціональних можливостей інтелектуальної системи .....	37
3.4 Результати досліджень методу .....	43
3.5 Висновки до розділу 3 .....	46
Загальні висновки.....	47
Перелік посилань.....	48
Додатки	

**Перелік скорочень**

<b>Скорочення, термін, позначення</b>	<b>Пояснення</b>
КН	Комп'ютерні науки
НМ	Нейронна мережа
ШІ	Штучний інтелект
ViT	Vision Transformer
ResNet	Residual Network
mAP	Mean Average Precision
IoT	Internet of Things
YOLO	You Only Look Once
VGG	Visual Geometry Group
RGB	Red, Green, Blue

## Вступ

Метою кваліфікаційної роботи бакалавра є підвищення точності автоматизованого сортування органічних і неорганічних відходів за зображенням із застосування нейромережевих засобів. Для досягнення мети створено метод на основі нейромережевих засобів архітектури трансформер.

**Актуальність.** Актуальність даного дослідження зумовлена глобальними екологічними викликами, пов'язаними з постійним зростанням обсягів твердих побутових відходів та недостатньо ефективною системою їх сортування. Нераціональне управління відходами призводить до забруднення довкілля, вичерпання природних ресурсів і поглиблення кліматичної кризи. Особливої уваги потребує розділення органічних і неорганічних компонентів, оскільки це є критично важливим етапом для подальшої переробки та зменшення навантаження на полігони.

Традиційні методи сортування мають низку обмежень: вони вимагають значних трудових ресурсів, не гарантують високої точності, а також не завжди адаптивні до складних чи змінних умов. У цьому контексті автоматизація процесу на основі комп'ютерного зору та нейромережевих технологій відкриває нові можливості для створення інтелектуальних систем, здатних швидко та точно класифікувати відходи за типами. Використання глибокого навчання дозволяє враховувати складну структуру та різноманіття зображень, що забезпечує вищу ефективність у порівнянні з класичними алгоритмами.

Розвиток таких технологій повністю узгоджується з цілями сталого розвитку, спрямованими на формування циркулярної економіки, зменшення впливу людини на довкілля та побудову інноваційної інфраструктури. Упровадження нейромережевих рішень у сферу поводження з відходами сприяє не лише екологічній безпеці, а й підвищенню економічної доцільності переробки, що робить дослідження в цій галузі надзвичайно актуальним і перспективним.

**Об'єкт дослідження** – процес сортування органічних і неорганічних відходів за зображенням.

**Предмет дослідження** – нейромережеві методи та технології для сортування органічних і неорганічних відходів за зображенням.

**Мета кваліфікаційної роботи бакалавра** – підвищення точності автоматизованого сортування органічних і неорганічних відходів за зображенням із застосування нейромережевих засобів.

**Завдання кваліфікаційної роботи бакалавра** – виконати аналіз інформаційних моделей для області автоматизації сортування органічних і неорганічних відходів за зображенням; створити метод сортування органічних і неорганічних відходів за зображенням із застосуванням нейромережевих засобів; виконати проєктування та розробку інтелектуальної системи автоматизованого сортування відходів на основі нейромережевих засобів; провести дослідження створеного методу сортування органічних і неорганічних відходів за зображенням із застосуванням нейромережевих засобів.

## **Розділ 1 Характеристика предметної області: аналіз моделей, методів та реалізацій**

### **1.1 Аналіз інформаційних моделей в області автоматизації сортування органічних і неорганічних відходів за зображенням**

У сучасній ІТ-індустрії проблема поводження з відходами набула особливої актуальності через стрімке зростання електронного сміття та споживання ресурсів. Протягом одного місяця середньостатистична людина утворює близько 8 кілограмів твердих побутових відходів [1]. У разі відсутності системи сортування, обсяг сміттєзвалищ невпинно збільшується, що створює значне екологічне навантаження. Біорозклад таких відходів супроводжується викидом парникових газів, зокрема метану та вуглекислого газу, які спричиняють глобальне потепління, забруднення атмосфери й ґрунтів, а також сприяють поширенню патогенних мікроорганізмів.

Про актуальність тематики на державному рівні свідчить Національний перелік відходів України [2], що є офіційним державним класифікатором, який систематизує всі види відходів, що утворюються в країні. Він був затверджений постановою Кабінету Міністрів України №1102 від 20 жовтня 2023 року [3] та відповідає європейським стандартам класифікації відходів.

Структура переліку охоплює 20 груп, які включають 895 видів відходів, класифікованих за походженням та властивостями. Кожен вид відходів має унікальний шестизначний код: перші дві цифри позначають групу, наступні дві – підгрупу, а останні дві – конкретний вид відходів. Коди, позначені символом “\*”, ідентифікують небезпечні відходи.

Також на офіційному порталі Міністерства захисту довкілля та природних ресурсів України наведено перелік операцій з відновлення відходів, що є нормативним класифікатором, який систематизує методи повторного використання, переробки та регенерації відходів [4]. Цей перелік відповідає європейським стандартам та сприяє впровадженню принципів циркулярної економіки в Україні.

Збройна агресія значно посилила проблему поводження з відходами в Україні. За офіційною статистикою, ліквідація понад 94 тисяч одиниць ворожої військової техніки призвела до генерації понад 1,4 мільйона тонн відходів техногенного походження, а також до утворення близько 130 тисяч тонн забруднюючих речовин, що потрапили в атмосферне повітря [5]. Ці процеси супроводжуються значним екологічним навантаженням і викидами токсичних сполук, включно з важкими металами та залишками пально-мастильних матеріалів.

Однак значну частину відходів можна ефективно використати як вторинну сировину. Наприклад, полімерні матеріали придатні для переробки з метою виготовлення нових пакувальних матеріалів, текстилю чи дитячих іграшок. Скло, у свою чергу, може бути трансформоване у нові вироби побутового призначення або декоративні елементи. Застосування перероблених ресурсів дозволяє зменшити обсяг використання первинних природних матеріалів, водночас знижуючи витрати енергії та води, необхідних для їхнього добування й обробки.

Для забезпечення ефективної переробки побутових відходів необхідним етапом є їхнє попереднє сортування, яке дозволяє виокремити фракції, придатні для подальшого використання як вторинна сировина. До основних типів побутових відходів належать [6]:

- біологічно розкладні відходи (органіка) – харчові залишки, які підлягають компостуванню або біообробці;
- металеві відходи – алюмінієва та сталева тара, які можна відновити шляхом плавлення;
- склосировина – пляшки, банки та інші вироби з побутового скла, придатні до повторної переплавки;
- полімерні матеріали (пластик) – упаковка, тара, вироби з поліетилену, поліпропілену тощо, що можуть бути перероблені у нову продукцію;
- відходи електронного обладнання – застаріла техніка, що містить цінні та небезпечні компоненти, які підлягають спеціалізованій утилізації;

– небезпечні побутові відходи – зокрема батарейки та акумулятори, які містять токсичні речовини і потребують окремої системи збору та утилізації.

Для кожної категорії визначені специфічні вимоги до сортування, транспортування та обробки, згідно з чинним екологічним законодавством. Цей класифікатор є важливим інструментом для державного управління у сфері поводження з відходами, сприяє ефективному моніторингу, контролю та впровадженню екологічно безпечних технологій утилізації та переробки.

Органічні [7] та неорганічні [8] відходи мають чіткі візуальні характеристики, що дозволяє здійснювати їх попередню класифікацію на основі зовнішніх ознак. Органічні відходи, як правило, мають природне походження [9], м'яку структуру, часто змінюють колір у процесі розкладу (наприклад, залишки їжі, рослинність) [10]. Натомість неорганічні матеріали, такі як пластик, метал, скло або електронні компоненти, характеризуються більшою щільністю, стабільністю форми та кольору. Ці візуальні відмінності дозволяють застосовувати методи автоматизованого або ручного сортування, що є важливим кроком у ланцюгу поводження з відходами.

Отже, автоматизація процесу сортування органічних і неорганічних відходів на основі візуального аналізу є актуальним та перспективним напрямком у сфері інформаційних технологій. Це значно підвищує ефективність процесу сортування, мінімізує людський фактор та дозволяє масштабувати екологічні ініціативи в міських умовах. Автоматизовані сміттесортувальні системи можуть працювати у режимі реального часу, інтегруючись з розумною інфраструктурою «зелених» міст, сприяючи сталому розвитку та зменшенню навантаження на сміттєзвалища.

## **1.2 Методи та засоби сортування органічних і неорганічних відходів за зображенням**

Застосування сучасних технологій візуальної ідентифікації відходів, зокрема на основі зображень, відкриває нові можливості для автоматизації

процесів сортування, підвищення їх точності та швидкості. Одним із найбільш перспективних напрямів розвитку цієї галузі є використання методів штучного інтелекту для ідентифікації та класифікації відходів за зображенням. Завдяки здатності систем комп'ютерного зору [11] аналізувати візуальні ознаки об'єктів, неймережеві засоби забезпечують високу точність розпізнавання органічних і неорганічних матеріалів навіть у складних умовах змішаного середовища.

Згорткові нейронні мережі є класом неймереж, що призначені для виконання задач комп'ютерного зору [12]. На рисунку 1.1 наведено поділ неймережевих моделей глибокого навчання.

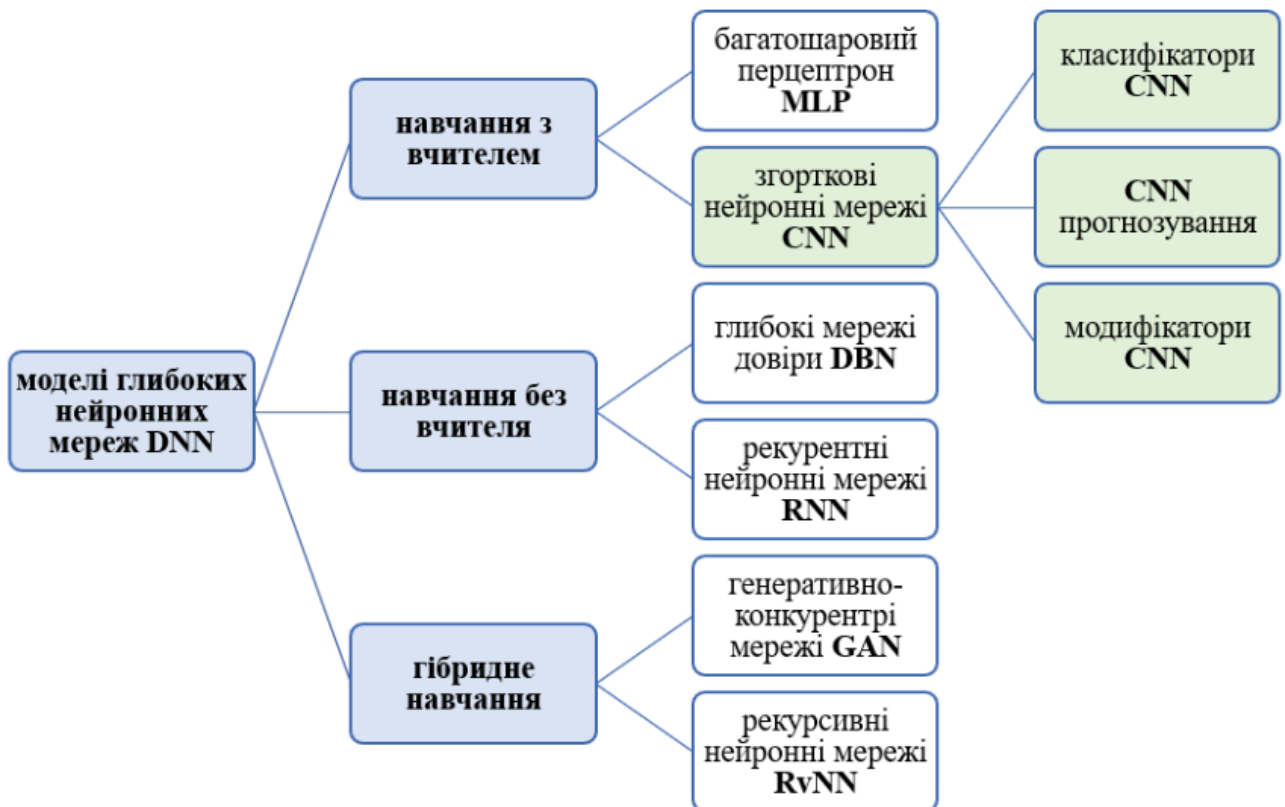


Рисунок 1.1 – Типи неймереж для реалізації задач комп'ютерного зору [12]

Згорткові нейронні мережі становлять окремий клас штучних нейронних мереж [13], який демонструє високу ефективність при обробці зображень, аудіосигналів та інших структурованих даних. В основі принципу їхньої роботи лежить імітація механізмів біологічного зору, де аналіз інформації здійснюється поступово, через виділення локальних ознак та узагальнення їх на наступних

рівнях. Завдяки згортковим шарам мережа здатна самостійно виявляти найбільш значущі патерни без необхідності ручного проєктування ознак, що значно підвищує точність і стійкість моделей до змін у вхідних даних. Такі мережі здатні розпізнавати складні просторові залежності завдяки ієрархічному способу представлення інформації, де кожен новий рівень абстракції дозволяє моделі дедалі глибше інтерпретувати структуру аналізованого зображення. Використання згорткових нейронних мереж забезпечує провідні результати у широкому спектрі прикладних завдань, включно з комп'ютерним зором, системами розпізнавання об'єктів, автономним транспортом та медичною діагностикою. Загальна архітектура загорткової нейромережі наведена на рисунку 1.2.

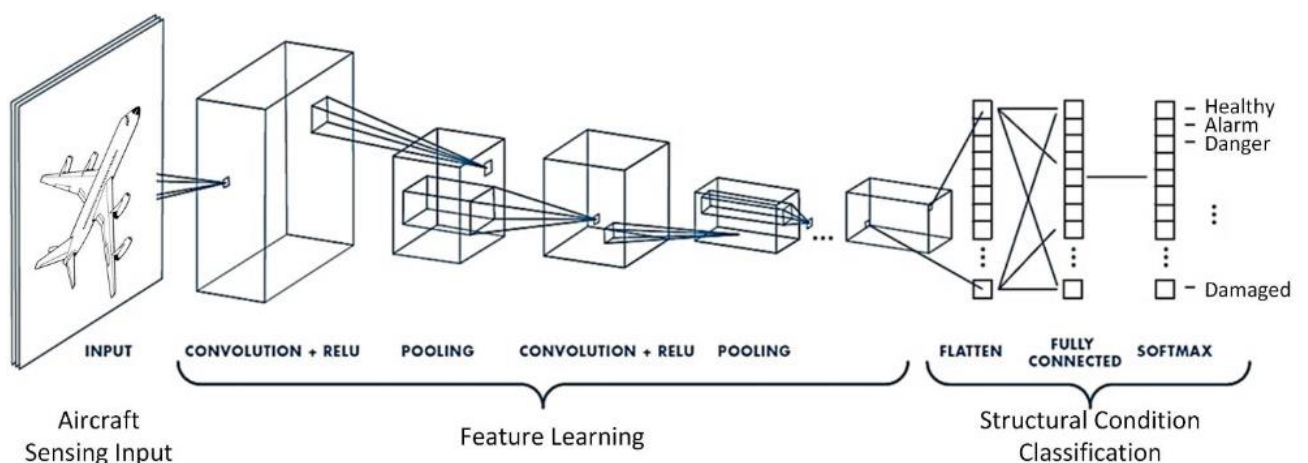


Рисунок 1.2 – Архітектура згорткової нейромережі [14]

Однією з варіантів архітектур для завдання автоматизації процесу сортування органічних і неорганічних відходів на основі візуального аналізу є згорткова нейромережа ResNet (Residual Network), зокрема її варіанти ResNet-50 [15] або ResNet-101. Ці моделі відзначаються глибокою структурою та здатністю уникати проблеми зникнення градієнта, що забезпечує високу точність класифікації [16].

Особливістю ResNet є те, що замість прямого навчання складних перетворень між шарами, мережа навчається знаходити залишкові залежності, які спрощують задачу оптимізації і дозволяють досягати високої якості

розпізнавання навіть при значній кількості шарів. Це особливо актуально для завдань візуальної класифікації, де об'єкти на зображеннях можуть мати різну форму, текстуру, ступінь освітленості та контекстуальні умови.

Серед варіантів архітектури особливу увагу привертає ResNet-50 (рисунок 1.3), яка демонструє баланс між глибиною мережі та обчислювальною ефективністю [17]. Завдяки глибокій і водночас оптимізованій структурі, ця модель здатна формувати узагальнені представлення зображень, що дозволяє з високою надійністю ідентифікувати як органічні, так і неорганічні об'єкти. Такий підхід є ключовим у системах сортування, де точність візуального аналізу безпосередньо впливає на якість подальшої обробки відходів.

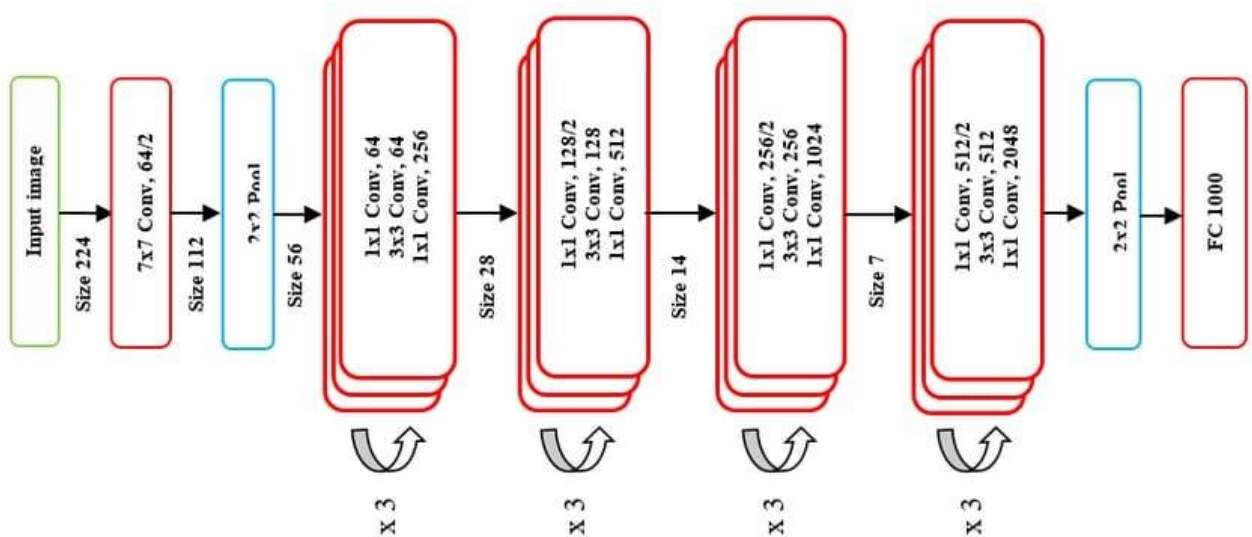


Рисунок 1.3 – Архітектура ResNet-50 [18]

Іншим перспективним варіантом є EfficientNet, яка балансує між точністю та обчислювальною ефективністю. Ця модель масштабується за трьома параметрами: глибиною, шириною та роздільною здатністю, що дозволяє досягати високої продуктивності при менших ресурсах.

Отже, для автоматизованого сортування органічних і неорганічних відходів за зображенням буде використано нейромережу загорткової архітектури.

### 1.3 Аналіз існуючих програмних реалізацій в області сортування органічних і неорганічних відходів

Область автоматизованого сортування органічних і неорганічних відходів щоденно розвивається. Про що свідчать програмні розробки у цьому напрямі. Наприклад, однією із спроб наблизитись до автоматизації процесу сортування є програма «Сортуї» [19].

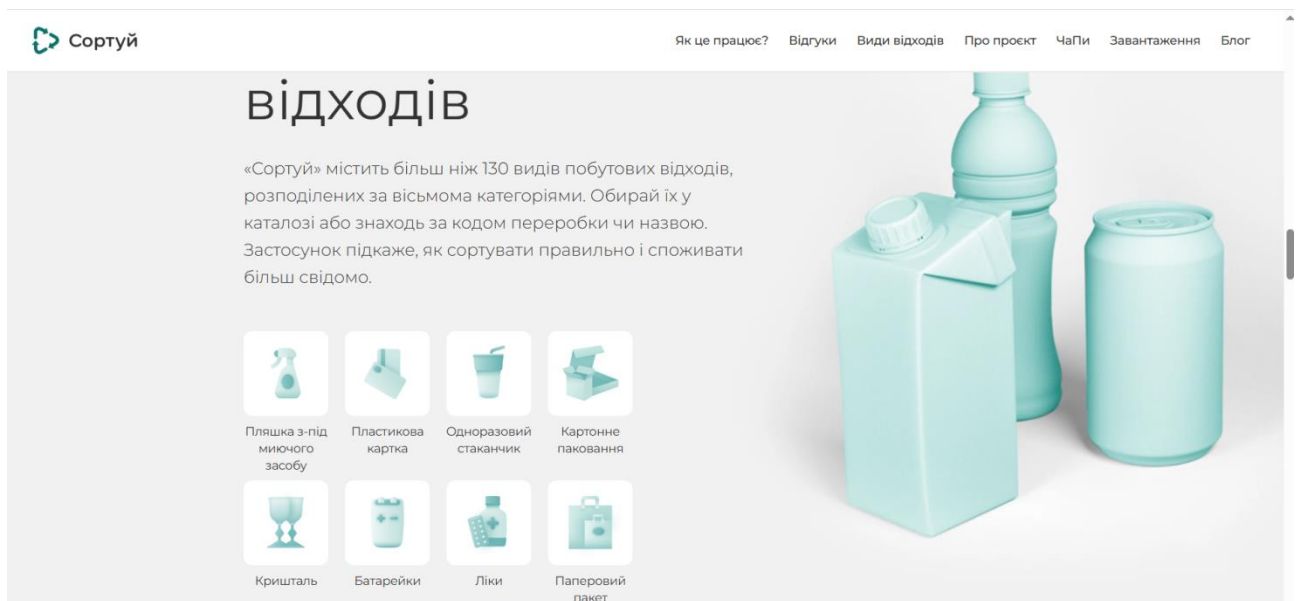


Рисунок 1.4 – Вигляд сторінки для завантаження застосунку «Сортуї» [19]

Застосунок «Сортуї» [20] є інноваційним цифровим інструментом, спрямованим на підвищення екологічної свідомості населення та оптимізацію процесів управління побутовими відходами в Україні. Її основна мета полягає в наданні користувачам доступної та структурованої інформації щодо правильного сортування різних типів відходів, а також у сприянні розвитку культури відповідального споживання.

З наукової точки зору, «Сортуї» виконує функцію інтерактивного довідника, який систематизує знання про класифікацію відходів, методи їх переробки та утилізації. Платформа використовує принципи екологічної освіти, поєднуючи інформаційні ресурси з практичними рекомендаціями, що сприяє формуванню сталих поведінкових моделей у користувачів. Крім того, «Сортуї»

інтегрує дані про наявні інфраструктурні об'єкти для збору та переробки відходів, що дозволяє користувачам ефективно планувати свої дії щодо утилізації сміття.

Онлайн-платформа SalesBox, згідно з інформацією на їхньому блозі [21], висвітлює сучасні технології автоматизації сортування відходів, зокрема використання оптико-механічних методів та штучного інтелекту. Ці технології спрямовані на підвищення ефективності переробки та зменшення негативного впливу на довкілля.

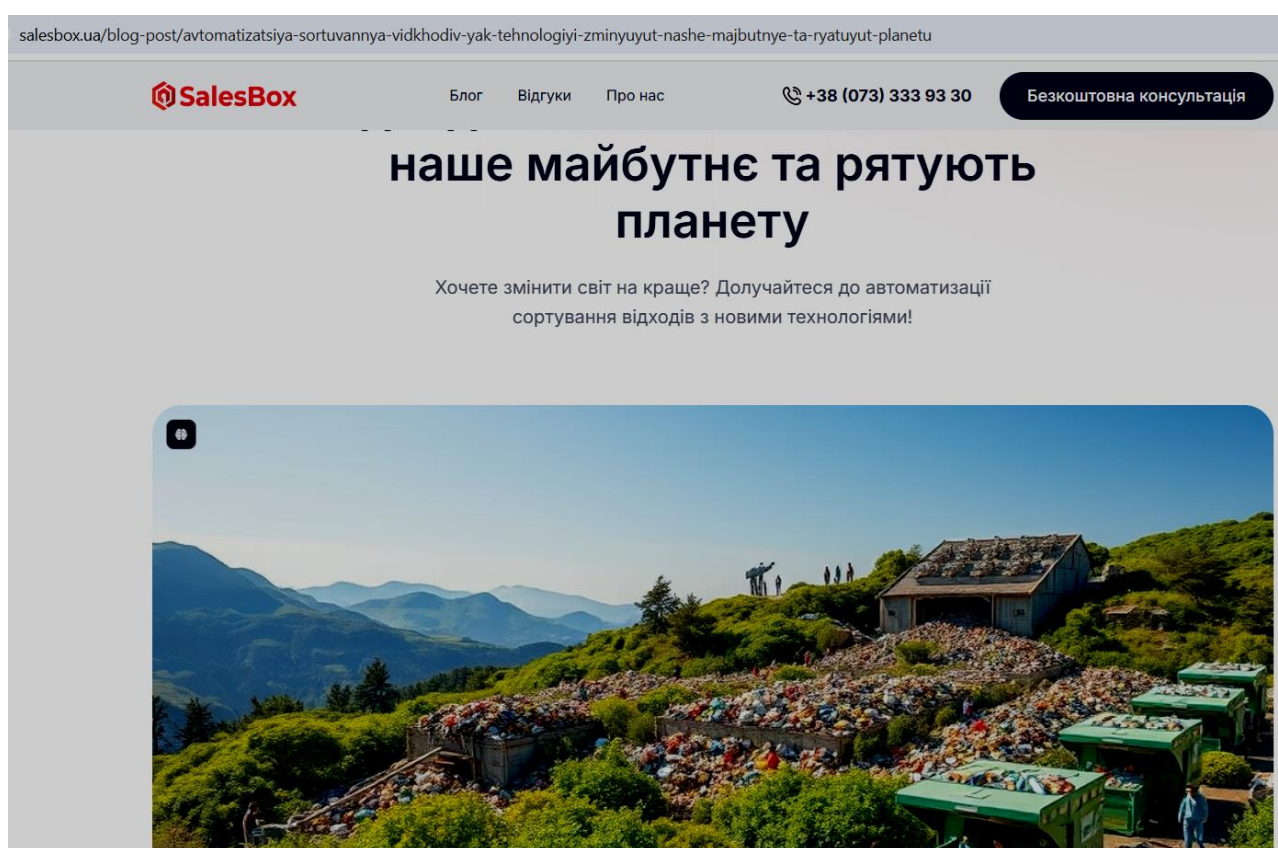


Рисунок 1.5 – Вигляд сторінки платформи «SalesBox» [21]

Платформа також акцентує увагу на важливості співпраці між урядами, підприємствами та споживачами для досягнення сталого розвитку у сфері управління відходами.

Отже, розглянуті перші наближення програмних реалізацій для автоматизованого сортування органічних і неорганічних відходів. Розглянуті застосування мають здебільшого ефект довідників, які не вирішують в повній

мірі автоматизоване сортування органічних та неорганічних відходів за фото. Тому розробка власних програмних рішень є актуальною задачею інформаційних технологій в області автоматизації сортування відходів.

#### **1.4 Аналіз сучасних наукових праць**

Огляд сучасних підходів до управління відходами в контексті глобальної екологічної кризи та концепції циркулярної економіки показує акцентування уваги на стрімке зростання обсягів твердих побутових відходів і пов'язані з цим економічні, екологічні та соціальні витрати, які вимагають впровадження інноваційних рішень, які б дозволили ефективно мінімізувати негативний вплив на довкілля [22].

Дослідження [23] акцентує увагу на актуальній проблемі потрапляння неорганічного сміття до складу харчових відходів, що значно знижує ефективність їх подальшої обробки на підприємствах із переробки органіки. Автоматизація цього процесу дозволяє мінімізувати залежність від ручного сортування, що є трудомістким та економічно затратним етапом. У роботі було створено спеціалізований набір даних із реальними зразками змішаних харчових і неорганічних відходів, що містить понад 13 тисяч прикладів і відображає типові категорії неорганічних об'єктів, які часто зустрічаються у харчових відходах. На основі цього датасету була розроблена модель для виявлення відходів, що використовує деформовані згортки третьої версії, що дозволяє підвищити точність розпізнавання об'єктів у складних і нерегулярних сценах.

Модель демонструє високу якість детекції, досягаючи Mean Average Precision (mAP) на рівні понад 85 %, а середні значення Recall для ключових категорій неорганічних об'єктів перевищують 94 %, що свідчить про стабільність і надійність результатів. Окрім того, модель забезпечує реальний час обробки з частотою понад 33 кадри на секунду, що робить її придатною для інтеграції в промислові сортувальні лінії.

Автори [24] підкреслюють, що більшість наявних систем моніторингу відходів поки що не забезпечують цілісного об'єднання управління органічними та неорганічними потоками в єдину платформу, і стикаються з обмеженнями в частині оперативного оновлення даних, зручності використання для адміністраторів та зацікавлених сторін, що залишається важливим викликом для подальших досліджень. Дослідження пропонує методичний підхід, який поєднує концепцію повторного використання матеріалів, зменшення обсягів відходів і відновлення природних ресурсів із розробкою структурованої системи для автоматизованого збору, сортування й обробки відходів.

Запропонована система охоплює всі етапи життєвого циклу поводження з відходами – від планування потреб і розробки способів взаємодії, до побудови концепції сортування, аналізу функціональних і нефункціональних вимог, проектування мережевої топології та інтеграції механізмів обробки відходів із можливістю пакування і подальшої реалізації. Важливим результатом роботи стало створення IoT-пристрою для автоматизованого розділення органічних та неорганічних відходів, а також інформаційної системи для реального часу моніторингу, яка дозволяє контролювати обсяг накопиченого сміття і динаміку цін на вторинну сировину, зокрема пластикові відходи.

Дослідження ефективності використання систем комп'ютерного зору для автоматизації сортування відходів у контексті виробництва відновлюваної енергії в Індонезії проведено в [25]. Автори акцентують увагу на проблемі тривалого й неефективного ручного сортування сміття, що є перешкодою для впровадження локальних методів переробки відходів, таких як місцеві пункти переробки, спрямованих на перетворення сміття на біомасу для подальшого використання у вигляді брикетів чи пелет.

Для вирішення цієї проблеми в дослідженні пропонується застосування версії алгоритму YOLOv8 (You Only Look Once), який базується на згорткових нейронних мережах і забезпечує високу продуктивність у завданнях реального часу з розпізнавання об'єктів. Модель була навчена на датасеті, що містить 2

тисячі зображень п'яти категорій неорганічних відходів, зокрема пластикових пляшок, пластику, скла, жерстяних банок і пінополістиролу.

Отримані результати демонструють такі результати: середня точність під час тестування сягнула 98 %, а метрики моделі, зокрема precision, recall та f1-score, показали стабільно високі значення, що свідчить про здатність YOLOv8 значно прискорити та автоматизувати процес сортування відходів. Висновки дослідження підкреслюють потенціал використання подібних інтелектуальних систем у сфері відновлюваної енергетики, зокрема в процесах, пов'язаних із підготовкою відходів до енергетичної переробки, і визначають перспективи для подальших наукових досліджень у цій галузі.

У дослідженні [26] розглядається проблема класифікації твердих побутових відходів з метою підвищення ефективності їх сортування. Для цього було застосовано попередньо натреновану глибоку згорткову нейронну мережу InceptionV3 для вилучення ознак із зображень відходів, що дозволило отримати високореферентативні дескриптори. Отримані ознаки були використані для навчання декількох моделей машинного навчання, результати яких було проаналізовано на основі точності класифікації. Отримано найкращий результат 96.3% за метрикою accuracy. Схоже дослідження також проводилось авторами [27], де було отримано 96.10% за метрикою accuracy за допомогою глибоких нейроммереж та авторами [28], де accuracy of 95.59% було досягнуто with VGG-16 (Visual Geometry Group) and transfer learning.

Отже, проведені дослідження підтверджують актуальність наукового напрямку, однак все ще потребують подальших теоретичних узагальнень та практичних експериментів для підвищення ефективності впровадження інноваційних рішень в систему управління відходами. Зокрема, подальшого розвитку потребують методи інтеграції штучного інтелекту, автоматизованих систем сортування та цифрових інструментів моніторингу з урахуванням специфіки реальних умов експлуатації та економічної доцільності для різних типів населених пунктів.

### **1.5 Мета, задачі та вимоги до реалізації інтелектуальної системи**

Метою кваліфікаційної роботи бакалавра є підвищення точності автоматизованого сортування органічних і неорганічних відходів за зображенням із застосування нейромережових засобів.

Для досягнення мети доцільним є виконання таких задач:

- виконати аналіз інформаційних моделей для області автоматизації сортування органічних і неорганічних відходів за зображенням;
- створити метод сортування органічних і неорганічних відходів за зображенням із застосуванням нейромережових засобів;
- виконати проектування та розробку інтелектуальної системи автоматизованого сортування відходів на основі нейромережових засобів;
- провести дослідження створеного методу сортування органічних і неорганічних відходів за зображенням із застосуванням нейромережових засобів.

## **Розділ 2 Метод сортування органічних і неорганічних відходів за зображенням із застосуванням нейромережових засобів**

### **2.1 Підхід до сортування органічних і неорганічних відходів за зображенням**

З одного боку, сучасні нейромережові архітектури, зокрема Vision Transformers, мають високу здатність до узагальнення та обробки складних структур зображень, що дає підстави розраховувати на покращення якості класифікації сміття навіть у випадках, коли класи мають візуальну схожість або знаходяться в непередбачуваних умовах зйомки.

З іншого боку, якість класифікації істотно залежить від доступності великих обсягів різноманітних, збалансованих і репрезентативних навчальних даних, що у випадку екологічних задач часто є обмеженим через специфіку збирання та маркування зображень сміття. Таким чином, існує суперечність між теоретичними можливостями нейромережових моделей до якісної класифікації та практичними обмеженнями, зумовленими якістю і кількістю навчальних вибірок.

Підхід до автоматизованого сортування органічних і неорганічних відходів на основі аналізу зображень із застосуванням нейромережових методів передбачає двоетапну обробку вхідних даних (рисунку 2.1).

На етапі 1 здійснюється навчання нейромережової моделі, що базується на використанні попередньо сформованого датасету зображень, який містить приклади органічних і неорганічних відходів. У процесі навчання модель формує внутрішні уявлення, що дозволяють ідентифікувати характерні ознаки об'єктів кожного з класів. Результатом цього етапу є нейромережева модель, здатна виконувати класифікацію зображень сміття за категоріями органічних і неорганічних відходів. Особлива увага під час навчання зосереджена на аугментації навчальних зразків, яка застосовується з метою підвищення стійкості моделі до варіативності вхідних даних (зміна освітлення, ракурсів, орієнтації об'єкта).

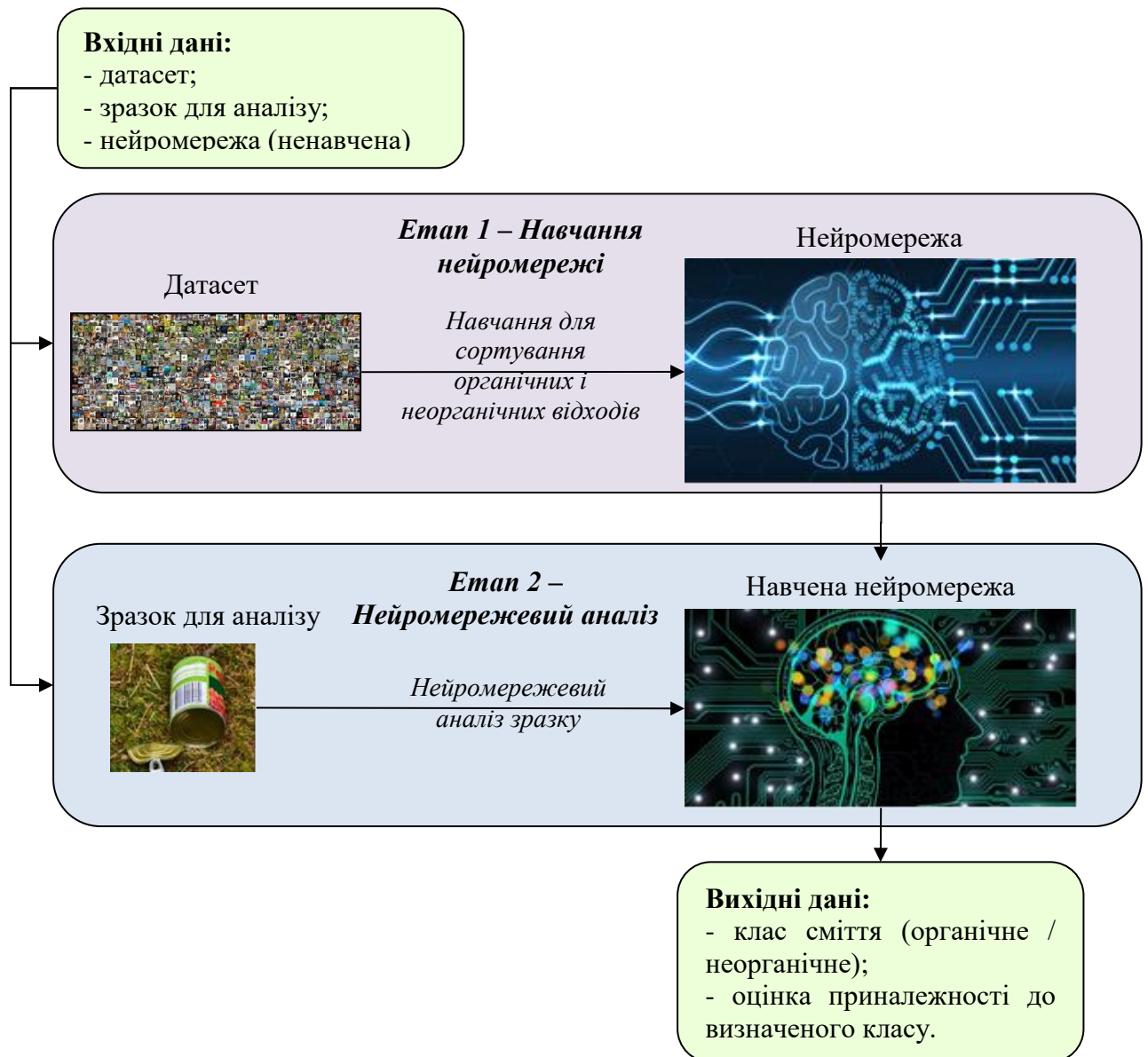


Рисунок 2.1 – Схема підходу до сортування органічних і неорганічних відходів за зображенням

Етап 2 передбачає застосування навченого класифікатора для аналізу нових зразків зображень. Використовуючи набуті на етапі навчання знання, неймережева модель здійснює обробку вхідного зображення з метою визначення приналежності об'єкта до одного з класів, а також формує оцінку впевненості у прийнятому рішенні.

Вихідними даними є клас сміття (органічне / неорганічне), а також оцінка приналежності до визначеного класу.

Отже, наведено двоетапний підхід до сортування органічних і неорганічних відходів, де на першому етапі здійснюється навчання нейромережевої моделі для класифікації органічних і неорганічних відходів, після чого на другому етапі навчена модель використовується для аналізу вхідного зразка зображення та визначення його належності до відповідного класу.

## 2.2 Математична модель задачі автоматизованого сортування відходів

У задачі автоматизованого сортування побутових відходів розв'язується задача класифікації зображень сміття за категоріями. Датасет складається з множини зображень:

$$X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}, \quad (2.1)$$

де  $x_i$  –  $i$ -й зразок датасету у вигляді тривимірної матриці пікселів розміру  $224 \times 224$  з трьома каналами (RGB).

Кожному зображенню  $x_i$  у відповідність ставиться мітка  $y_i$  з множини  $Y$ :

$$Y = \{y_1, y_2, \dots, y_n\}, y_i \in \{0, 1\}, \quad (2.2)$$

де  $y_i$  –  $i$ -та мітка, що відповідає  $i$ -му зразку датасету.  $y_i = 0$  – органічне сміття,  $y_i = 1$  – неорганічне сміття, придатне для переробки.

Необхідно побудувати параметризовану нейромережеву модель:

$$f_\theta : X \rightarrow Y, \quad (2.3)$$

яка на основі вхідного зображення  $x_i$  обчислює ймовірності належності до кожного з класів:

$$f_\theta(x_i) = [p_\theta(y=0 | x_i), p_\theta(y=1 | x_i)], \quad (2.4)$$

де  $p_\theta(y=c | x_i)$  – ймовірності належності об'єкта  $x_i$  до класу  $c$ .

Відповідно, задачу навчання можна подати у вигляді задачі мінімізації функції втрат на тренувальній вибірці:

$$\theta^* = \arg \min (1/N) \sum L(f_\theta(x_i), y_i), \quad (2.5)$$

де  $L$  – функція втрат, яка визначає різницю між прогнозованим розподілом класів та реальною міткою.

Таким чином, задача класифікації сміття зведена до задачі бінарної класифікації з використанням нейромережевої моделі. Оптимізація параметрів моделі здійснюється шляхом мінімізації функції функція втрат, що визначає різницю між прогнозованим розподілом класів та реальною міткою.

### 2.3 Спосіб трансформації навчальних даних

У процесі навчання нейронної мережі для класифікації зображень органічних та неорганічних відходів критичне значення має не лише архітектура моделі, а й правильна підготовка вхідних даних. Початкові зображення з датасету (2.1), піддаються попередній обробці з метою приведення до уніфікованого формату та підвищення здатності моделі до узагальнення.

Перед обробкою усі зображення приводяться до сталої просторової роздільності  $224 \times 224$ , що відповідає вимогам вхідного шару обраної нейромережевої моделі типу трансформер. Кожне зображення масштабується таким чином, аби зберегти пропорції, а при необхідності – обрізається або заповнюється до заданого розміру. Таким чином формується новий простір вхідних даних  $\tilde{X}$ , який забезпечує стабільну структуру для пакетної обробки:

$$\tilde{X} = \{\tilde{x}_1, \tilde{x}_2, \dots, \tilde{x}_n\}, \quad (2.6)$$

де  $\tilde{x}_i = T_{train}(x_i)$ , а стохастичне перетворення зображення у тренувальному наборі (2.1)  $T_{train}$  в себе включає композицію:

$$T_{train} = T_{resize} \circ T_{flip} \circ T_{rot} \circ T_{normalize}, \quad (2.7)$$

де:  $T_{resize}$  приведення до розміру  $224 \times 224$ ,  $T_{flip}$  випадкове горизонтальне відображення,  $T_{rot}$  випадкове обертання на кут до  $15^\circ$ ,  $T_{normalize}$  нормалізація значень пікселів.

Нормалізація виконується за формулою:

$$x_i' = (x_i - \mu) / \sigma, \quad \mu = [0.5, 0.5, 0.5], \quad \sigma = [0.5, 0.5, 0.5], \quad (2.8)$$

де  $\mu$  – вектор середнього значення та  $\sigma$  – вектор стандартного відхилення для кожного з трьох кольорових каналів: червоного (R), зеленого (G) і синього (B) відповідно. Приводить значення інтенсивності кольорових каналів до діапазону  $[-1, 1]$ , сприятливого для швидкої збіжності моделі під час оптимізації.

Таким чином, запропоновано метод трансформації дозволяє сформуванню узагальнений простір вхідних зображень, що сприяє стійкості та точності нейромережевої класифікації у задачі автоматизованого сортування сміття.

## 2.4 Схема та кроки методу сортування органічних і неорганічних відходів за зображенням із застосуванням нейромережевих засобів

Метод сортування органічних і неорганічних відходів за зображенням із застосуванням нейромережевих засобів призначений для автоматизованої класифікації об'єктів на основі їх візуальних характеристик з метою підвищення точності процесів роздільного збору та можливого подальшого сортування сміття. Схема та кроки методу наведені на рисунку 2.2.

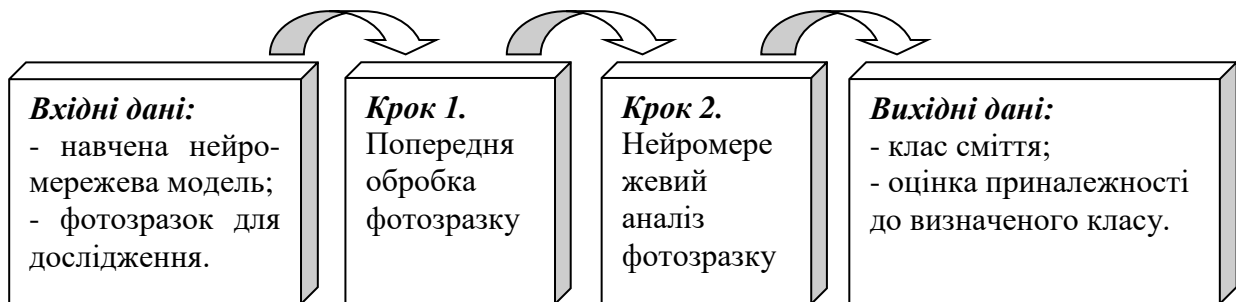


Рисунок 2.2 – Схема та кроки методу сортування органічних і неорганічних відходів за зображенням

Схема на рисунку 2.2 відображає послідовність виконання кроків методу сортування органічних і неорганічних відходів за зображенням із використанням нейромережевих засобів. Вхідними даними для даного процесу є попередньо навчена нейромережева модель, здатна здійснювати класифікацію зображень, а також фотозразок, який підлягає аналізу.

На кроці 1 здійснюється попередня обробка зображення, що передбачає ті самі статистичні перетворення, що застосовувались у процесі валідації окрім повороту та відображення. Насамперед вхідне зображення масштабується до фіксованого розміру  $224 \times 224$  пікселів з метою відповідності структурі вхідного шару мережі. Далі зображення перетворюється у тензор з форматом  $C \times H \times W$ , де  $C=3$  – кількість кольорових каналів (RGB), а значення пікселів нормалізуються в діапазон  $[0,1]$ . На завершальному етапі виконується нормалізація каналів (2.8) згідно з векторами середнього значення  $\mu=[0.5,0.5,0.5]$  та стандартного відхилення  $\sigma=[0.5,0.5,0.5]$ , що переводить значення інтенсивностей у діапазон  $[-1,1]$ . Така процедура забезпечує узгодженість нового зразка зі статистикою навчального набору, підвищує точність прогнозу та стабільність поведінки моделі під час роботи з новими вхідними даними.

Крок 2 передбачає безпосередній нейромережевий аналіз фотозразка. Навчена модель, використовуючи набуті знання про характерні ознаки органічних і неорганічних відходів, виконує обробку вхідного зображення, формує прогнозовану належність об'єкта до одного з класів та оцінює впевненість прийнятого рішення.

Вихідними даними методу сортування відходів за зображенням є клас сміття (органічне або неорганічне), а також оцінка приналежності до визначеного класу.

Отже, наведено схему методу сортування органічних і неорганічних відходів за зображенням та описано основні кроки його виконання. Метод дозволяє забезпечувати автоматизовану класифікацію об'єктів на основі їх візуальних характеристик, а його реалізація дозволяє підвищити точність і ефективність процесів роздільного збору та подальшого сортування сміття.

## 2.5 Архітектура нейромережі

Метод сортування органічних і неорганічних відходів за зображенням із застосуванням нейромережевих засобів вхідними даними має нейромережеву

модель. Архітектура моделі побудована на основі трансформерної моделі ViT-B16, яка реалізує механізм обробки зображень у вигляді послідовності патчів та наведена на рисунку 2.3.

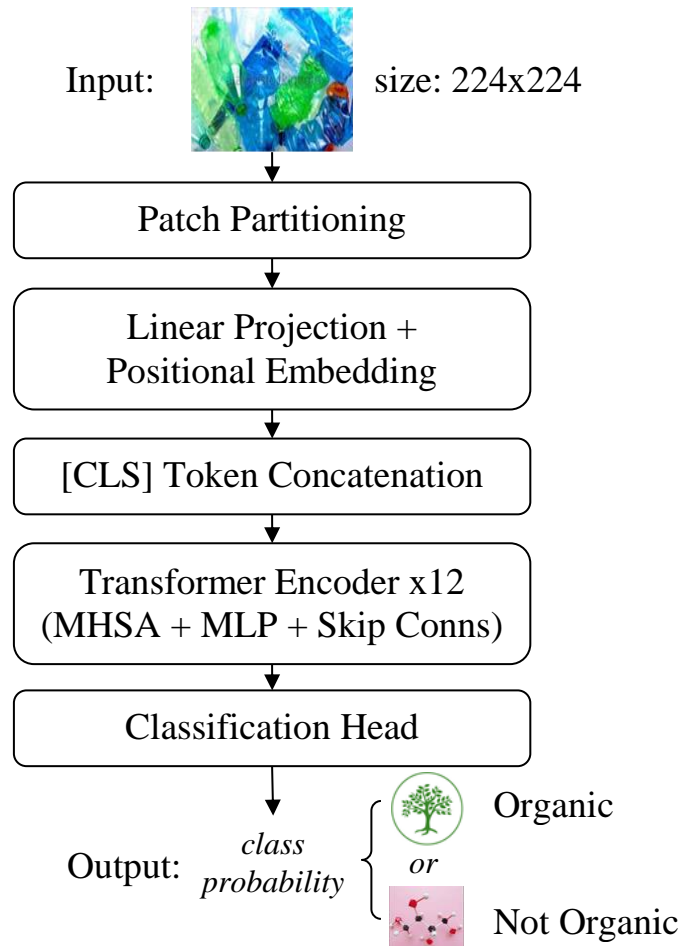


Рисунок 2.3 – Архітектура Vision Transformer для класифікації відходів

На блоці «Patch Partitioning» вхідне зображення розміром  $224 \times 224 \times 3$  поділяється на рівномірні фрагменти (патчі) розміром  $16 \times 16$ . Кожен патч лінійно перетворюється у вектор ознак фіксованої розмірності, після чого до них додається позиційне кодування (етап «Linear Projection + Positional Embedding»). До початку послідовності також приєднується спеціальний [CLS]-токен, який використовується для подальшої класифікації (блок «[CLS] Token Concatenation»). Отримана послідовність передається через стек з 12 однакових енкодер-блоків трансформера, кожен з яких складається з механізму багатоголової уваги, нормалізації та багатошарового перцептрону (MLP). Вихід

[CLS]-токена подається на повнозв'язний класифікаційний шар з двома виходами, що відповідають класам «органічне сміття» та «неорганічне сміття».

Отже, застосована архітектура Vision Transformer забезпечує формальне узгодження між структурою вхідного зображення та механізмами обробки послідовностей, характерними для трансформерних моделей. Представлення зображення у вигляді впорядкованої множини патчів із позиційним кодуванням дозволяє адаптувати підхід, запозичений із обробки природної мови, до задач класифікації візуальних даних. Структура моделі, яка передбачає використання [CLS]-токена для акумуляції семантичної інформації та подальшого прийняття рішення, забезпечує ефективне узагальнення просторових ознак зображення. Побудова вихідного класифікаційного шару відповідно до кількості класів задачі дозволяє використовувати модель у контексті бінарної класифікації без необхідності суттєвого модифікування базової архітектури.

## **2.6 Підготовка робочих вхідних даних для навчання глибоких нейронних мереж**

Датасет «Waste Classification» [29] призначений для вирішення задачі бінарної класифікації зображень на основі типу відходів. Він містить фотографії двох категорій: органічні матеріали та вторинна сировина. Така структура дозволяє моделювати екологічно важливу задачу автоматичного розпізнавання сміття для подальшого сортування. Датасет є похідною версією набору даних Sashaank Sekar та надається під відкритою ліцензією CC BY-SA 4.0, що сприяє його вільному використанню в дослідницьких і прикладних цілях. Зображення представлені у форматі .jpg та структуровані у вигляді двох окремих папок (органічне сміття, рисунок 2.4 та неорганічне сміття, рисунок 2.5), що відповідають класифікаційним класам.

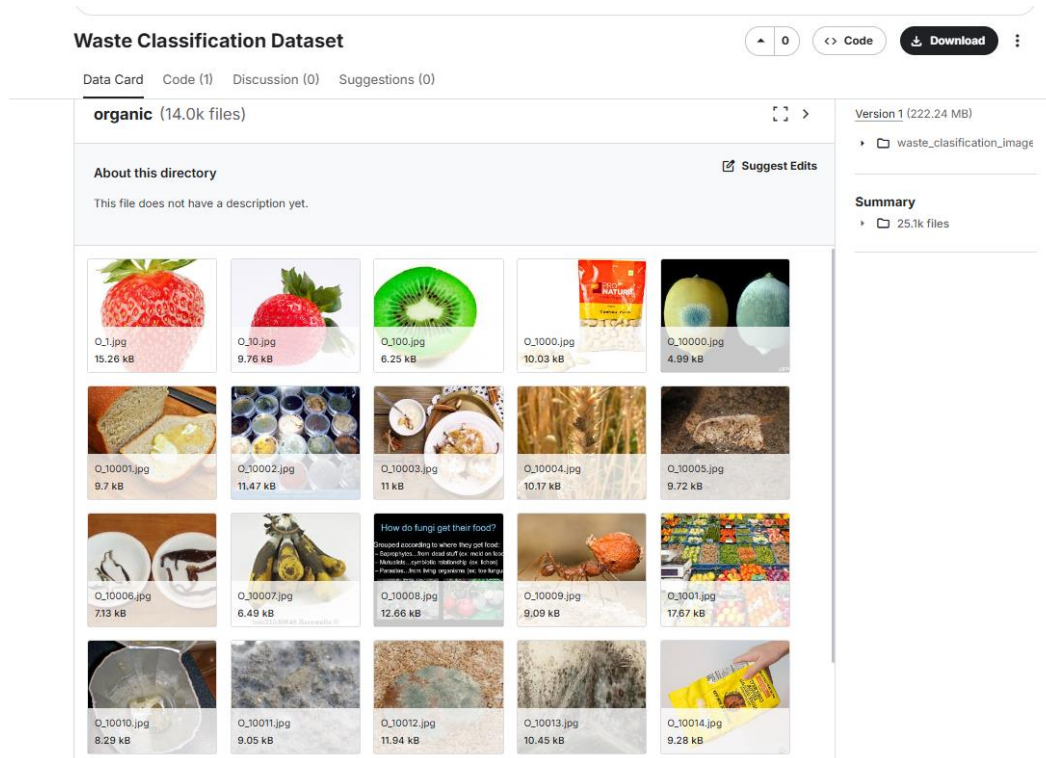


Рисунок 2.4 – Приклад зображень органічного сміття датасету [29]

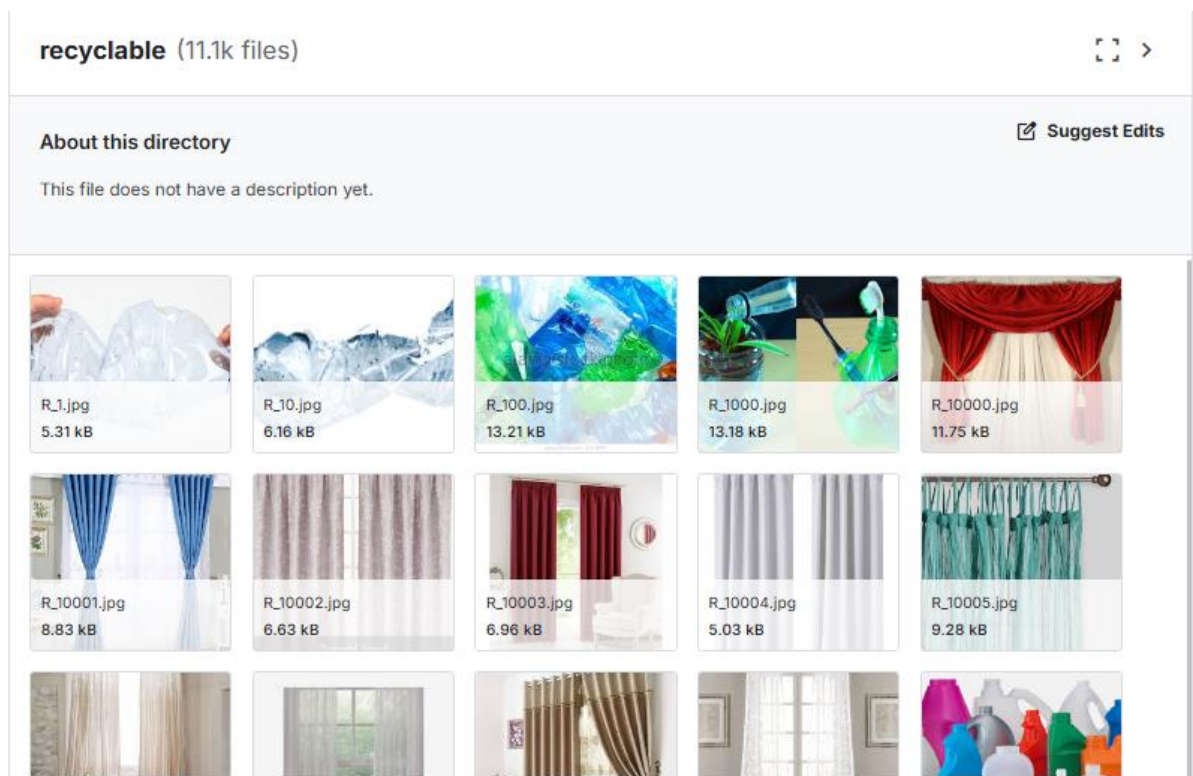


Рисунок 2.5 – Приклад зображень неорганічного сміття датасету [29]

Описаний набір даних з понад 25 000 зразків буде використано для навчання нейромережі бінарної класифікації.

Отже, набір даних «Waste Classification» використовується для реалізації задачі бінарної класифікації зображень на основі типу твердих побутових відходів. Його структура відповідає типовим вимогам до побудови навчальних вибірок для задач розпізнавання зображень: дані згруповані за класами, що уможливорює їх пряме застосування в рамках методів машинного навчання з учителем. Сукупність з понад 25 000 зразків забезпечує достатню репрезентативність для навчання нейронних мереж із сучасною архітектурою. Факт надання датасету на умовах відкритої ліцензії «CC BY-SA 4.0» дозволяє використовувати його в наукових дослідженнях та прикладних розробках без обмежень з боку авторського права.

## 2.7 Проєктна архітектура та взаємодія складових інтелектуальної системи

Проєктна архітектура інтелектуальної системи автоматизованого сортування відходів на основі нейромережових засобів наведена на рисунку 2.6.

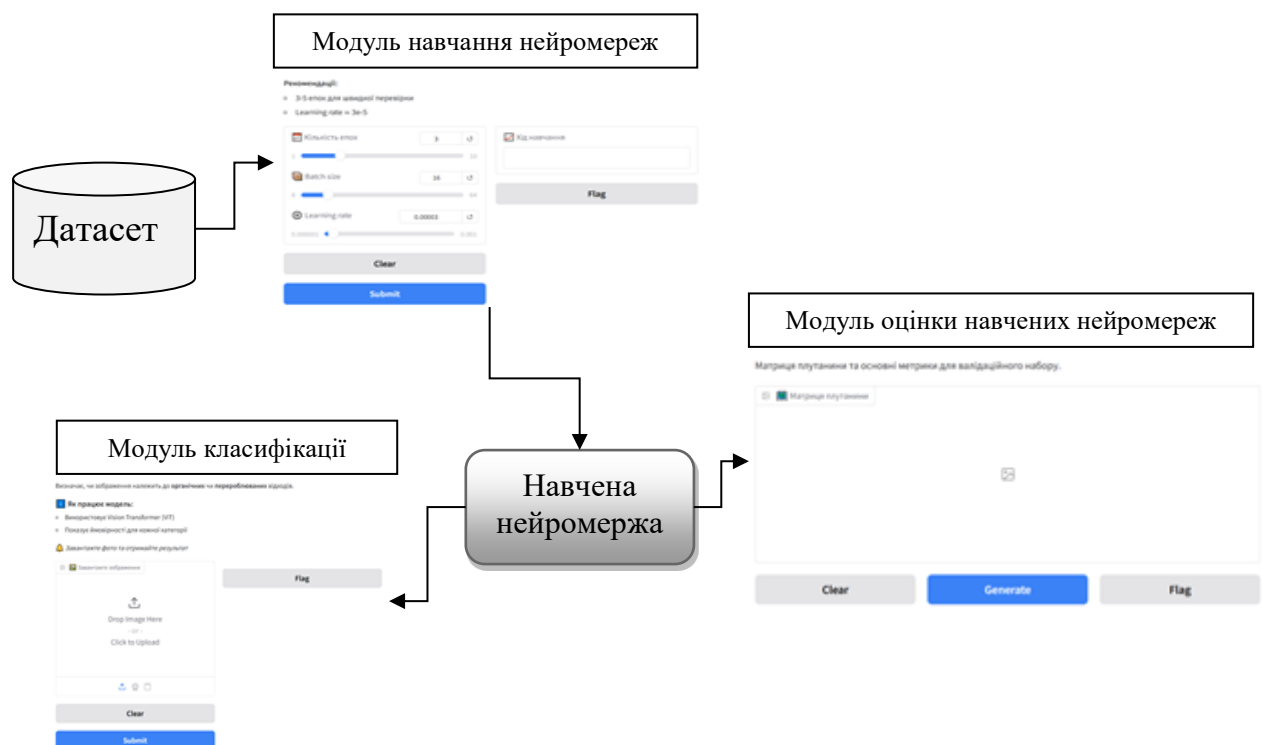


Рисунок 2.6 – Схема взаємодії модулів інтелектуальної системи

Функціонування системи побудовано на взаємодії кількох основних модулів, що відображає повний життєвий цикл машинного навчання – від підготовки даних до оцінювання продуктивності моделі та класифікації нових зображень, а саме: «Модуль навчання нейромереж», «Модуль оцінки навчених нейромереж» та «Модуль класифікації». Модуль навчання нейромереж вхідними даними має датасет та претреновану модуль архітектури ViT.

Модуль навчання нейромереж здійснює функції формування та підготовки датасету, який містить зображення побутових відходів, розподілених на дві категорії: органічні та перероблювані, відповідно до методу описаному в п. 2.3. Датасет розділяється на навчальну та валідаційну вибірки, що забезпечує можливість контролю якості навчання моделі. Також тут відбувається навчання нейронної мережі з можливістю налаштування ключових параметрів, таких як кількість епох, розмір пакету (batch size) та швидкість навчання (learning rate). Під час навчання модель оптимізує свої ваги з метою мінімізації функції втрат, що дозволяє їй ефективно класифікувати зображення. Результатом роботи модуля навчання є сформована модель, яка використовується для здійснення класифікації нових зображень у модулі класифікації.

Модуль оцінки навчених нейромереж формує матрицю плутанини на основі результатів валідації. Окрім візуалізації помилок класифікації, модуль обчислює основні метрики якості, зокрема точність (accuracy), повноту (recall), точність прогнозів (precision) та F1-метрику. Це дає змогу об'єктивно оцінити ефективність побудованої моделі на різних етапах її навчання.

Модуль класифікації здійснює безпосередню бінарну класифікацію на основі вхідного зображення. Користувач може завантажити зображення побутових відходів, після чого система надає прогноз категорії разом із відповідними ймовірностями для кожного класу. Таким чином забезпечується прозорість результату класифікації.

Отже, описано проєктну архітектуру та взаємодію складових інтелектуальної системи автоматизованого сортування відходів на основі нейромережевих засобів.

## 2.8 Метрики оцінювання

Оцінювання ефективності нейромережевої моделі у задачі бінарної класифікації побутових відходів здійснюється за допомогою ряду формальних метрик, що дозволяють кількісно проаналізувати якість прийнятих рішень з різних аспектів. До таких метрик належать: accuracy, precision, recall, F1-score, а також матриця помилок (confusion matrix). Кожен із цих показників надає окрему аналітичну перспективу на результативність моделі у контексті збалансованості, точності та здатності виявляти релевантні об'єкти.

Accuracy (точність класифікації) є базовим показником, що визначає відношення кількості правильно класифікованих зразків до загальної кількості об'єктів у тестовій вибірці. Ця метрика відображає загальну продуктивність моделі, однак її використання як єдиного критерію може бути обмеженим у випадках дисбалансу класів. Зокрема, високе значення accuracy може не свідчити про справжню ефективність моделі, якщо вона переважно правильно класифікує лише домінуючий клас, ігноруючи менш представлений. У задачі сортування відходів, де обидві категорії є важливими з точки зору подальшої обробки, орієнтація виключно на accuracy може призвести до хибного уявлення про здатність моделі розпізнавати об'єкти обох класів [30].

Precision (точність позитивного передбачення) вимірює частку об'єктів, які модель класифікувала як певний клас, що дійсно належать до цього класу. У практичному сенсі ця метрика дозволяє оцінити, наскільки модель схильна до хибно позитивних рішень [31]. Високе значення precision є критично важливим у випадках, коли помилкова ідентифікація одного класу як іншого може мати негативні наслідки [32]. Наприклад, якщо модель хибно класифікує неорганічне сміття як органічне, це може ускладнити процес біологічної утилізації або

компостування. Precision є особливо цінним показником для визначення надійності позитивних рішень моделі/

Recall (повнота або чутливість) визначає, яку частку об'єктів певного класу модель змогла правильно виявити серед усіх зразків, що реально належать до цього класу. Ця метрика акцентує увагу на здатності моделі не пропускати релевантні об'єкти. У контексті задачі класифікації відходів, високий рівень recall означає, що модель з високою ймовірністю розпізнає всі об'єкти відповідної категорії [33]. Зниження recall може вказувати на схильність моделі до хибних негативних рішень, коли об'єкти залишаються нерозпізнаними [34]. У системах сортування сміття така ситуація може призвести до змішування матеріалів, що ускладнює подальшу утилізацію.

F1-score є зваженим гармонічним середнім між precision та recall, і використовується у випадках, коли необхідно врахувати як точність, так і повноту прийнятих рішень [35]. Ця метрика особливо важлива в умовах, коли існує компроміс між двома попередніми показниками. F1-score забезпечує збалансовану оцінку моделі у ситуаціях, де як хибно позитивні, так і хибно негативні передбачення є критично небажаними. У задачах екологічного спрямування, до яких належить класифікація сміття, F1-score дозволяє інтегровано оцінити ефективність моделі з точки зору її практичного застосування [36].

Матриця помилок (confusion matrix) забезпечує візуалізацію результатів класифікації, демонструючи кількість правильних і хибних передбачень для кожного з класів. Вона дозволяє ідентифікувати специфічні типи помилок, такі як хибно позитивні або хибно негативні випадки, що не завжди відображається у зведених метриках [37]. Аналіз матриці помилок є корисним на етапі діагностики моделі, оскільки дозволяє виявити асиметрії у класифікації та потенційні упередження, зумовлені характеристиками вибірки або архітектурними обмеженнями моделі. Такий аналіз є ключовим інструментом для подальшого вдосконалення моделі та прийняття рішень щодо збалансування навчального датасету.

Отже, комплексне застосування зазначених метрик дозволяє здійснити багатовимірну оцінку якості нейромережевого класифікатора, виявити його сильні та слабкі сторони, а також надати обґрунтовані рекомендації щодо подальшої оптимізації архітектури або стратегії навчання.

## **2.9 Висновки до розділу 2**

У результаті проведеного проєктування сформовано концептуальну основу інтелектуальної системи автоматизованого сортування побутових відходів за зображенням із застосуванням нейромережевих засобів. Обґрунтовано доцільність використання архітектури Vision Transformer для вирішення задачі класифікації, що зумовлено її здатністю до ефективного опрацювання візуальних даних з урахуванням складних просторових залежностей. Розроблено математичну модель задачі класифікації у вигляді задачі бінарної класифікації зображень та визначено методи попередньої обробки вхідних даних для забезпечення стабільності процесу навчання.

Запропоновано двоетапний підхід до реалізації методу сортування, що включає навчання нейромережевої моделі та її використання для класифікації нових зразків. Побудовано архітектуру системи, яка охоплює основні функціональні модулі, зокрема модулі навчання, оцінювання якості класифікації та класифікації нових зображень. Реалізовано механізми взаємодії між компонентами, що забезпечують узгодженість їх функціонування.

Сформовано вимоги до навчального датасету, а також визначено метрики оцінювання, необхідні для об'єктивного аналізу ефективності роботи моделі. Комплексність запропонованого підходу забезпечує можливість подальшої практичної реалізації інтелектуальної системи автоматизованого сортування побутових відходів на основі нейромережевих технологій. Результати проєктування створюють основу для реалізації програмного продукту та проведення експериментальних досліджень.

## **Розділ 3 Експериментальне дослідження методу сортування органічних і неорганічних відходів за зображенням**

### **3.1 Опис інтелектуальної системи для експериментального дослідження**

Для реалізації експериментального дослідження методу було створено інтелектуальну систему автоматизованого сортування побутових відходів за зображенням із використанням методів глибокого навчання. Програмна реалізація системи виконана з використанням мови Python [38], фреймворку PyTorch [39] для побудови та навчання нейромережевої моделі, бібліотеки torchvision [40] для роботи з зображеннями, а також Gradio [41] для створення інтерактивного користувацького інтерфейсу. Візуалізація результатів та аналітичних метрик здійснюється засобами бібліотек Matplotlib [42] та Seaborn [43].

Користувацький інтерфейс системи організовано у вигляді вкладок, що забезпечують доступ до основних функціональних можливостей. Окрема вкладка відповідає за процес навчання моделі, де користувач може обрати параметри навчання, включно з кількістю епох, розміром пакету даних та швидкістю навчання. Для класифікації нових зображень реалізовано інтерактивний механізм завантаження файлів із подальшим відображенням результатів у вигляді ймовірностей належності до відповідних класів. Окремо виділено функціональність оцінювання ефективності навченої моделі, яка включає генерацію матриці плутанини та розрахунок метрик точності, повноти, точності прогнозів і F1-метрики.

Інтелектуальна система дозволяє здійснювати повний цикл роботи з даними: від підготовки і навчання до тестування й аналізу якості результатів класифікації. Така архітектура забезпечує можливість проведення експериментальних досліджень із подальшим порівнянням різних конфігурацій навчання, що є необхідним для досягнення максимальної точності автоматизованого сортування побутових відходів за зображенням.

Інтерфейс розробленої інтелектуальної системи наведено на рисунку 3.1.

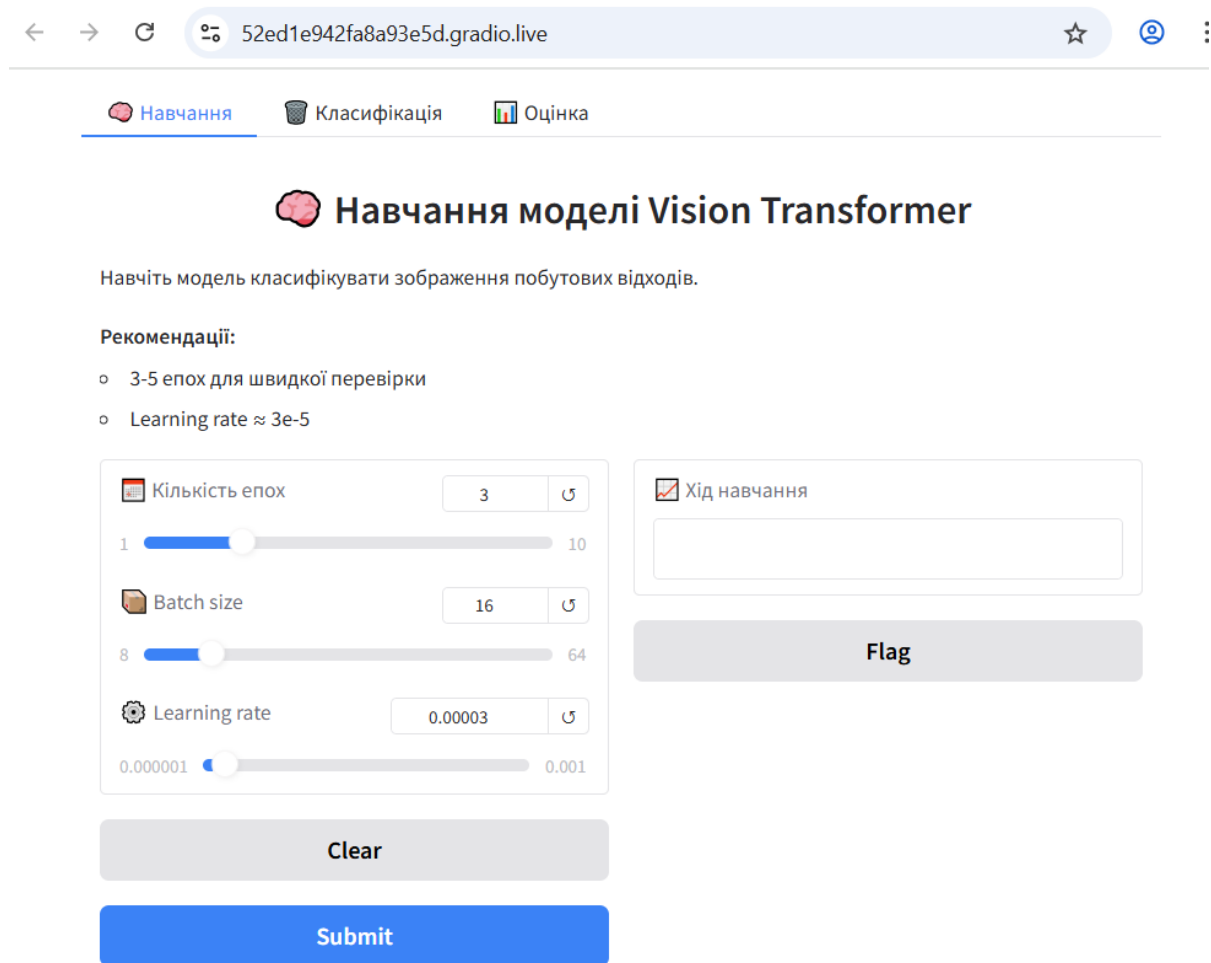


Рисунок 3.1 – Інтерфейс розробленої інтелектуальної системи

Отже, наведено опис інтелектуальної системи для експериментального дослідження сортування органічних і неорганічних відходів за зображенням із застосуванням нейромережових засобів. Нижче наведено особливості реалізації програмних складових реалізованої інтелектуальної системи.

### **3.2 Особливості реалізації програмних складових інтелектуальної системи автоматизованого сортування відходів**

Програмна реалізація складових інтелектуальної системи автоматизованого сортування відходів полягає у послідовній реалізації алгоритмів.

Алгоритм для попередньої обробки зображень наведено нижче:

```
Функція preprocess(image):
    image_resized ← змінити_розмір(image, 224×224, зі_збереженням_пропорцій)
    image_padded ← заповнити_до_224×224(image_resized)
    image_flipped ← випадкове_горизонтальне_відображення(image_padded)
    image_rotated ← випадкове_обертання(image_flipped, кут_до_15_градусів)
    image_normalized ← (image_rotated - [0.5, 0.5, 0.5]) / [0.5, 0.5, 0.5]
    Повернути image_normalized
```

Цей алгоритм реалізує послідовність перетворень над сирими вхідними зображеннями з метою уніфікації їх просторових характеристик і підвищення інформативності для моделі. Масштабування до фіксованого розміру забезпечує сумісність із вхідним шаром нейромережі, тоді як випадкові геометричні трансформації слугують для розширення навчальної вибірки та покращення узагальнюючої здатності. Нормалізація значень пікселів до діапазону  $[-1, 1]$  сприяє стабільності обчислень та пришвидшує збіжність моделі під час оптимізації.

Алгоритм побудови навчальної вибірки наведено нижче:

```
Функція build_dataset(шлях_до_папки):
    зображення ← завантажити_всі_файли(шлях_до_папки)
    dataset ← []
    Для кожного image у зображення:
        image_preprocessed ← preprocess(image)
        мітка ← визначити_мітку(image) // 0 - органіка, 1 - переробка
        dataset.додати((image_preprocessed, мітка))
    Повернути dataset
```

Алгоритм формує структурований набір пар «вхідне зображення – мітка класу» шляхом послідовного застосування алгоритму попередньої обробки до кожного зображення у директорії, що містить дані. Після обробки кожному зображенню надається відповідна мітка класу, яка відображає приналежність до однієї з категорій відходів. У результаті формується навчальна вибірка, придатна для подальшого використання в процесі навчання моделі класифікації.

Нижче наведено алгоритм прямого проходження моделі:


Функція `forward_pass(image, модель_з_параметрами_θ)`:  
 ймовірності  $\leftarrow$  `модель_з_параметрами_θ(image)`  
 Повернути ймовірності //  $[p(y=0|x), p(y=1|x)]$

Даний алгоритм реалізує обчислення прямого проходу в параметризованій нейронній мережі. На вхід подається нормалізоване зображення, і модель обчислює вектор ймовірностей, що характеризує розподіл впевненості щодо належності зображення до кожного з можливих класів.

Приклад виконання даного алгоритму наведено на рисунку 3.2.

🧠 Навчання
🗑️ **Класифікація**
📊 Оцінка

---



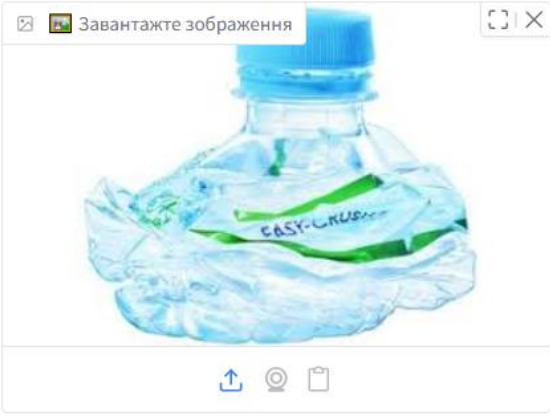
## Класифікація побутових відходів

Визначає, чи зображення належить до органічних чи перероблюваних відходів.

**i** Як працює модель:

- Використовує Vision Transformer (ViT)
- Показує ймовірності для кожної категорії

🔔 Завантажте фото та отримайте результат



**📄 Результат класифікації: RECYCLABLE**

Категорія	Ймовірність
Organic	0.01%
Recyclable	99.99%

🧠 Ця модель використовує Vision Transformer для аналізу зображень побутових відходів.

Flag

Clear

Submit

Рисунок 3.2 – Робота алгоритму класифікації

Результат є передумовою для обчислення функції втрат, необхідної для корекції параметрів моделі на етапі навчання.

Наступний алгоритм виконує навчання моделі:

```

Функція train(dataset, модель, кількість_епох, швидкість_навчання):
  Для епоха у 1 до кількість_епох:
    Для (image, мітка) у dataset:
      ймовірності ← forward_pass(image, модель)
      втрата ← loss(ймовірності[1], мітка)
      обчислити_градієнти(втрата)
      оновити_параметри(модель, швидкість_навчання)

```

Цей алгоритм реалізує ітеративну процедуру оптимізації параметрів нейронної мережі за допомогою методу стохастичного градієнтного спуску. Для кожного зразка у навчальній вибірці виконується прямий прохід, оцінюється функція втрат і на її основі обчислюються градієнти. Параметри моделі оновлюються у напрямку, що мінімізує функцію втрат, що поступово покращує здатність моделі узгоджувати вхідні дані з їхніми мітками.

Таким чином виконано реалізацію основних аспектів інтелектуальної системи автоматизованого сортування відходів.

### 3.3 Аналіз функціональних можливостей інтелектуальної системи

Розроблена інтелектуальна система автоматизованого сортування побутових відходів є програмним засобом, що поєднує можливості глибокого навчання з інструментами інтерактивної взаємодії користувача. Реалізація системи здійснена у вигляді веборієнтованого застосунку, що забезпечує простоту доступу до його функціональних можливостей без необхідності встановлення додаткового програмного забезпечення на локальному пристрої користувача. Система побудована таким чином, щоб навіть користувачі без спеціальної технічної підготовки могли здійснювати навчання моделі, класифікацію зображень і аналіз результатів у зручному графічному середовищі. При запуску веб-сайту користувач побачить стартову сторінку з відкритим модулем навчання нейромереж (рисунок 3.3).

## 🧠 Навчання моделі Vision Transformer

Навчіть модель класифікувати зображення побутових відходів.

### Рекомендації:

- 3-5 епох для швидкої перевірки
- Learning rate  $\approx 3e-5$

Хід навчання

**Flag**

**Clear**

**Submit**

Рисунок 3.3 – Вигляд модуля навчання нейромереж

Інтерфейс даного модуля дозволяє користувачу самостійно задавати основні параметри процесу навчання (виділений фрагмент на рисунку 3.3), зокрема кількість епох, розмір пакету даних (batch size) та швидкість навчання (learning rate). Таке налаштування забезпечує гнучкість у проведенні експериментів і дозволяє адаптувати модель до різних конфігурацій вхідних даних. Для запуску процесу навчання передбачено відповідну кнопку підтвердження, а результати виконання процесу відображаються у правій частині вікна у вигляді текстового звіту. Користувач може спостерігати за ходом навчання в режимі реального часу, що створює додаткові зручності для аналізу ефективності навчання моделі.

Також можна очистити введені значення, для цього необхідно натиснути кнопку «Clear». Для запуску навчання нейромережі необхідно натиснути кнопку «Submit».

Особливістю реалізації є можливість очищення введених налаштувань або збереження результатів навчання для подальшого використання. Збереження здійснюється шляхом формування контрольної точки (checkpoint), що дозволяє завантажити вже натреновану модель без необхідності повторного проходження процесу навчання. Збереження відбувається по натисненні на кнопку «Flag». Це забезпечує економію часу при подальшій експлуатації системи.

Для класифікації зображень вже навченою нейромережею необхідно перейти на вкладку «Класифікація» (рисунок 3.4).



Рисунок 3.4 – Вкладка «Класифікація»

Вигляд вкладки «Класифікація» наведена на рисунку 3.5. Тут є можливість завантажити зображення як з буфера обміну, так і з файлової системи чи з вебкамери. Для цього необхідно в полі «Завантажте зображення» обрати відповідну піктограму. Такий підхід забезпечує максимальну гнучкість у джерелах отримання вхідних даних.


Класифікація відбувається після натискання кнопки підтвердження («Submit»), а результати обробки миттєво відображаються у правій частині інтерфейсу у вигляді прогнозованої категорії та відповідних ймовірностей належності зображення до кожного з можливих класів. Це дає можливість користувачу не лише отримати остаточний результат класифікації, а й оцінити ступінь впевненості моделі у прийнятому рішенні.

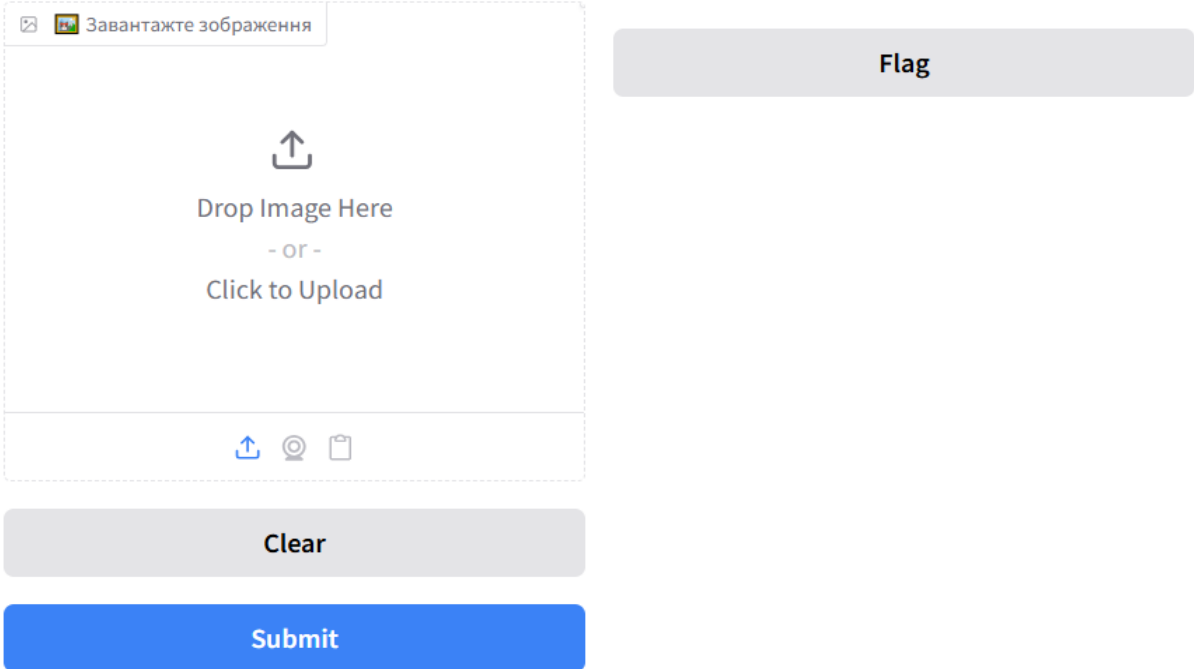
## Класифікація побутових відходів

Визначає, чи зображення належить до органічних чи перероблюваних відходів.

### Як працює модель:

- Використовує Vision Transformer (ViT)
- Показує ймовірності для кожної категорії

 Завантажте фото та отримайте результат



Завантажте зображення

Drop Image Here  
- or -  
Click to Upload

Flag

Clear

Submit


Рисунок 3.5 – Вигляд вкладки «Класифікація»

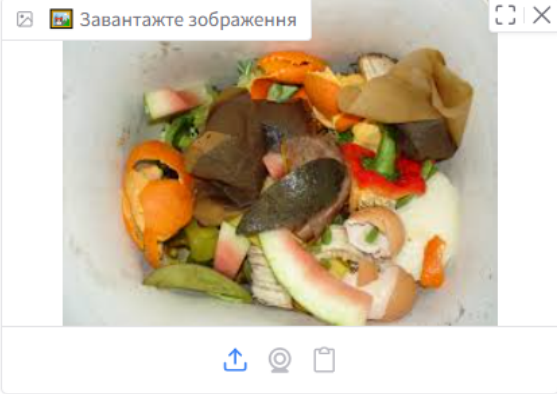
На рисунку 3.6 наведено приклад класифікації органічних відходів. Результат відображається у вигляді прогнозованого класу, та ймовірностей приналежності до кожного з 2-х наявних категорій: «органічне» / «неорганічне» наведено на скріншоті.

Як видно з рисунка, класифікація відбулась коректно, при цьому впевненість моделі у приналежності зображення до категорії «органічне» становить 100%, в той час як приналежність до категорії «неорганічне» нейромережева модель оцінила в 0 %.

### **i** Як працює модель:

- Використовує Vision Transformer (ViT)
- Показує ймовірності для кожної категорії

 Завантажте фото та отримайте результат



**Результат класифікації: ORGANIC**

Категорія	Ймовірність
Organic	100.00%
Recyclable	0.00%

Clear

Submit

Flag


 Ця модель використовує Vision Transformer для аналізу зображень побутових відходів.

Рисунок 3.6 – Класифікація органічних відходів

Додатковою перевагою є реалізація можливості аналізу якості навчання моделі у вкладці «Оцінка» (рисунок 3.7). Для цього необхідно ініціювати генерацію результатів оцінки, що супроводжується побудовою матриці плутанини та обчисленням основних кількісних характеристик якості класифікації. Результати виводяться у графічній і текстовій формах, що спрощує сприйняття аналітичної інформації. Побудована матриця помилок дозволяє візуально оцінити співвідношення правильних і помилкових класифікацій для кожного з класів, а основні метрики, розглянуті в п.2.8 (точність, повнота, precision, F1-метрика) дають можливість об'єктивно охарактеризувати продуктивність моделі.

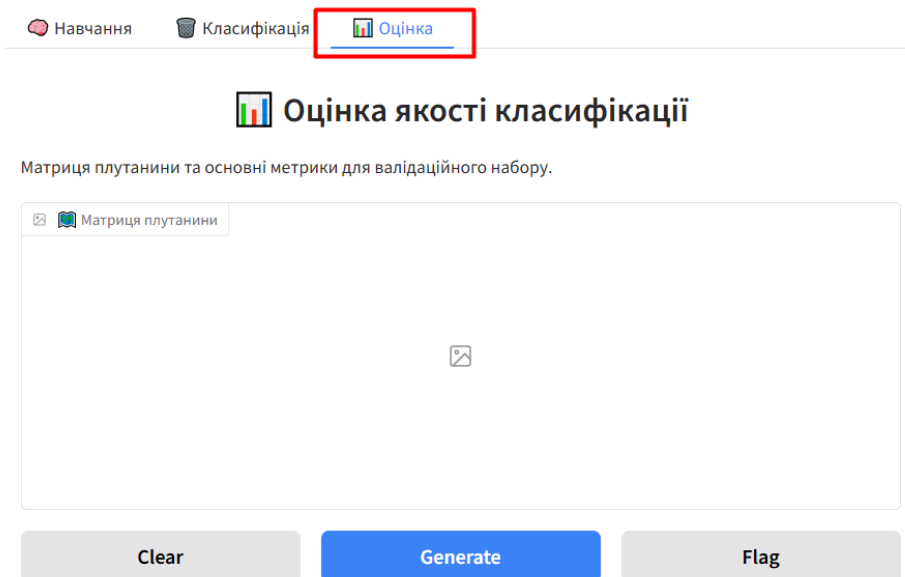


Рисунок 3.7 – Модуль оцінки продуктивності нейромережі

Для оцінки продуктивності навченої нейромережі необхідно натиснути кнопку «Generate». Результат наведено на рисунку 3.8.

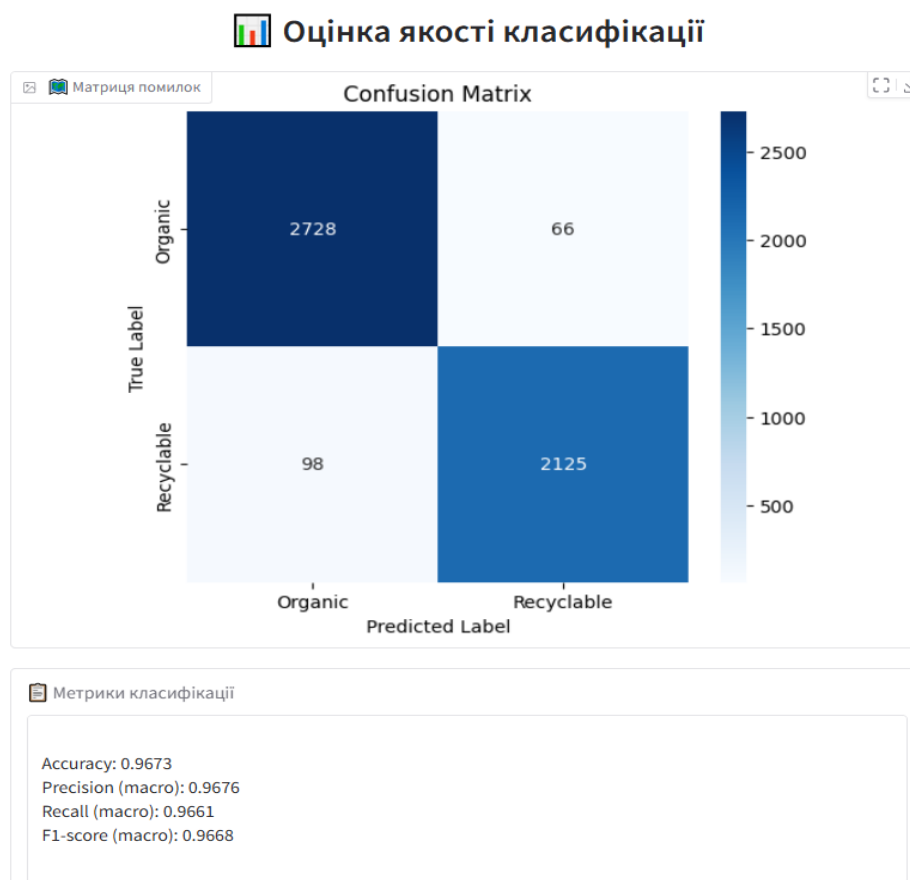


Рисунок 3.8 – Метрики навченої нейромережі

Користувач має можливість завантажити отримані результати у вигляді зображення (натиснувши на відповідну піктограму у верхньому правому куточку рисунку 3.8), що підвищує функціональність системи під час ведення досліджень або оформлення звітної документації.

Така інтеграція візуальних та аналітичних інструментів у межах одного застосунку забезпечує комплексність підходу до автоматизованої класифікації зображень.

Отже, наведено основний аналіз функціональних можливостей розробленої інтелектуальної системи автоматизованого сортування побутових відходів. Функціональні можливості інтелектуальної системи охоплюють усі основні етапи взаємодії користувача з моделлю, що у свою чергу підтверджує ефективність реалізованого рішення та відповідність його функціональності цілям і завданням, сформульованим на етапі проектування системи. Нижче наведено результати дослідження методу із використанням розробленої і розглянутої інтелектуальної системи.

### **3.4 Результати досліджень методу**

З метою перевірки ефективності запропонованого методу було проведено експериментальне дослідження роботи розробленої інтелектуальної системи автоматизованого сортування побутових відходів. Основною метою дослідження було визначення рівня точності побудованої моделі при розв'язанні задачі бінарної класифікації зображень за ознакою належності до класу органічних або перероблюваних відходів. Для цього було організовано процес навчання нейромережевої моделі на основі архітектури Vision Transformer з наступним тестуванням на валідаційній вибірці. У межах дослідження також здійснювалося порівняння отриманих результатів із результатами аналогічних підходів, реалізованих на ідентичному наборі даних, що дозволило об'єктивно оцінити ефективність обраного методу.

Нейромережа описаної архітектури навчалася протягом 4-х епох, та досягла таких результатів на валідаційній вибірці Accuracy 96.73 %, Precision: 96.76 %, Recall 96.61 % та F1-score 96.68. Порівняння результатів отриманих на тренувальних та валідаційних даних наведено в таблиці 3.1.

Таблиця 3.1 – Метрики на тренувальних та валідаційних даних

Метрики	Accuracy, %	Precision, %	Recall, %	F1-score, %
Тренувальні дані	98.04	97.7	98.1	97.9
Валідаційні дані	96.73	96.76	96.61	96.68

Отримані значення буди порівняні із аналогічними дослідженнями на ідентичному наборі даних, було отримано результати, наведені в таблиця 3.2.

Таблиця 3.2 – Порівняння з аналогами за метрикою Accuracy

Підхід	Accuracy, %
Існуючий підхід 1 [26]	96.3
Існуючий підхід 2 [27]	96.10
Існуючий підхід 3 [28]	95.59
Розроблений на основі трансформера	96.73

Матриця помилок для валідаційної вибірки наведено на (Рисунок 3.10). Наведена матриця помилок відображає 2728 правильних класифікацій класу «Organic», 2125 правильних класифікацій класу «Recyclable», 66 випадків неправильної класифікації класу «Organic» як «Recyclable» та 98 випадків зворотної помилки.

Порівняння з результатами попередніх підходів на ідентичному наборі даних (таблиця 3.2) демонструє, що значення точності моделі становить 96.73 %, що перевищує аналогічні показники: 96.3 % (підхід 1 на 0.43 %), 96.10 % (підхід

2 на 0.63 %), 95.59 % (підхід 3 на 1.14 %), що говорить про успішне досягнення поставленої мети, яка полягала у підвищенні точності автоматизованого сортування органічних і неорганічних відходів за зображенням із застосування нейромережових засобів.

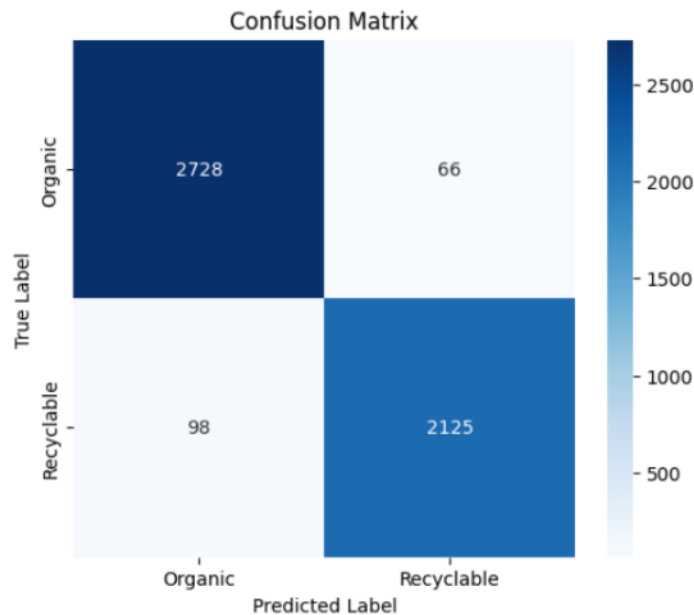


Рисунок 3.10 – Матриця помилок

Враховуючи співвідношення між кількістю правильно класифікованих об'єктів і помилкових передбачень, а також значення інтегральної метрики F1, можна зробити висновок про збереження балансу між precision та recall. Отримані результати свідчать про те, що модель зберігає здатність до генералізації на нових даних в умовах обмеженого числа навчальних епох та при фіксованій структурі архітектури.

Подальші дослідження планується спрямувати на перевірку узагальнюючої здатності моделі в умовах розширеного або зміненого набору даних. Зокрема, доцільним є тестування моделі на зображеннях з різною якістю, фоновим шумом або варіативністю освітлення з метою оцінки її стабільності до змін вхідного простору. Окремим напрямом подальших досліджень також планується застосування метрик інтерпретованості для аналізу того, які ознаки або ділянки зображень найбільше впливають на результати класифікації.

### 3.5 Висновки до розділу 3

У цьому розділі було здійснено експериментальне дослідження методу шляхом розробки та використання спроектованої інтелектуальної системи автоматизованого сортування органічних і неорганічних відходів за зображенням із застосуванням нейромережових засобів. Реалізована у вигляді вебзастосунку система забезпечила можливість навчання, тестування, оцінки якості моделі та виконання класифікації в інтерактивному режимі.

Наведено основні алгоритми реалізації програмних складових інтелектуальної системи автоматизованого сортування відходів, проведено аналіз функціональних можливостей.

За результатами проведених експериментів з використанням розробленої інтелектуальної системи встановлено, що створений метод дозволяє досягти поставленої мети – підвищення точності автоматизованого сортування органічних і неорганічних відходів за зображенням із застосування нейромережових засобів. Мета досягається шляхом запропонованого методу трансформацій при навчанні нейромережової моделі за спроектованою архітектурою нейромережі.

Порівняльний аналіз результатів свідчить про те, що досягнутий показник точності моделі у розмірі 96,73 % перевищує результати попередніх підходів на аналогічному наборі даних: на 0,43 % порівняно з першим підходом (96,3 %), на 0,63 % з другим (96,10 %) та на 1,14 % з третім (95,59 %). Аналіз отриманих результатів засвідчив, що застосування трансформерних підходів у задачах класифікації візуальних даних забезпечує узагальнення ознак і дозволяє досягати стабільних результатів навіть у випадках варіативності вхідних зображень.

Отримані результати свідчать про доцільність подальшого розвитку системи, зокрема у напрямі розширення навчальних вибірок, оптимізації параметрів моделі та інтеграції із зовнішніми інформаційними системами для підвищення ефективності застосування у реальних умовах.

## Загальні висновки

Метою кваліфікаційної роботи було підвищення точності автоматизованого сортування органічних і неорганічних відходів за зображенням із застосування нейромережевих засобів.

Для досягнення мети були поставлені та виконані такі задачі:

- проведено аналіз інформаційних моделей для області автоматизації сортування органічних і неорганічних відходів за зображенням;
- створено метод сортування органічних і неорганічних відходів за зображенням із застосуванням нейромережевих засобів;
- виконано проектування та розробку інтелектуальної системи автоматизованого сортування відходів на основі нейромережевих засобів;
- проведено дослідження створеного методу сортування органічних і неорганічних відходів за зображенням із застосуванням нейромережевих засобів.

З практичним використанням розробленого методу досягається підвищення точності автоматизованого сортування побутових відходів за рахунок наведених трансформацій датасету при навчанні нейромережі. Отримані результати експериментального дослідження підтвердили доцільність застосування архітектури Vision Transformer для розв'язання задачі бінарної класифікації візуальних даних. Значення метрики точності (Accuracy) склало 96,73 %, що свідчить про коректність прогнозів моделі на валідаційній вибірці. Метрика Precision досягла значення 96,76 %, а Recall становила 96,61 %, що підтверджує здатність моделі точно розрізняти зображення органічних відходів навіть за умов наявності варіативних графічних особливостей. Досягнутий показник точності моделі (96,73 %) перевищує результати попередніх підходів на аналогічному наборі даних: на 0,43 %, 0,63 % і 1,14 % відповідно, що доводить успішне досягнення поставленої мети.

## Перелік посилань

1. Для чого потрібно сортувати сміття і побутові відходи?. *KF Systems – компанія виробник обладнання та промислового устаткування в Україні.* URL: <https://kf-systems.com.ua/blog/chomu-vazhливо-sortuvati-smittya> (дата звернення: 14.06.2025).
2. Національний перелік відходів. *Головна | ЕкоСистема.* URL: <https://eco.gov.ua/registers/natsionalnyi-perelik-vidkhodiv> (дата звернення: 14.06.2025).
3. Постанова. *Кабінет міністрів України.* URL: <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/1102-2023-%D0%BF#Text> (дата звернення: 14.06.2025).
4. Перелік операцій з відновлення відходів. *Головна | ЕкоСистема.* URL: <https://eco.gov.ua/registers/perelik-operatsii-z-vidnovlennia-vidkhodiv> (дата звернення: 14.06.2025).
5. Екорішення: в Україні затвердили національний план управління відходами до 2033 року. *Рубрика.* URL: <https://rubryka.com/2025/01/26/plan-upravlinnya-vidhodamy/> (дата звернення: 14.06.2025).
6. Як сортувати сміття в Україні. *Primapak.* URL: [https://primapak.com.ua/ua/articles/kak\\_sortirovat\\_musor\\_v\\_ukraine/](https://primapak.com.ua/ua/articles/kak_sortirovat_musor_v_ukraine/) (дата звернення: 14.06.2025).
7. Що таке органічні відходи та приклади. *Поради для господарів.* URL: <https://pole.liberty.cx.ua/gromadyanam/shho-take-organichni-vidkhodi-ta-prikladi.html> (дата звернення: 14.06.2025).
8. Що таке тверді неорганічні відходи. *Ziko.* URL: <https://ziko.od.ua/shho-take-tverdi-neorganichni-vidkhodi/> (дата звернення: 14.06.2025).
9. Органічні відходи. *bonnorange: Abfallwirtschaft & Straßenreinigung Bonn.* URL: <https://www.bonnorange.de/uk/utilizuvati/organichni-vidkhodi> (дата звернення: 14.06.2025).

10. *Екологія Право Людина*. URL: [https://epl.org.ua/wp-content/uploads/2020/09/im14092020\\_6.pdf](https://epl.org.ua/wp-content/uploads/2020/09/im14092020_6.pdf) (дата звернення: 14.06.2025).
11. *ElAr*. *Головна*. URL: <https://openarchive.nure.ua/server/api/core/bitstreams/bd9154bd-0278-452f-8acb-1d05f6332d24/content> (дата звернення: 14.06.2025).
12. Zinchenko O. V. Convolutional neural networks for solving computer vision problems. *Telecommunication and Information Technologies*. 2022. Vol. 75, no. 2. URL: <https://doi.org/10.31673/2412-4338.2022.020411> (date of access: 14.06.2025).
13. Jon Krohn, Gnan Beyleveld, Aglae Bassens // *Deep Learning Illustrated: A Visual, Interactive Guide to Artificial Intelligence*, Pearson Education, Inc, 2020.
14. Elhamraoui Z. Introduction to convolutional neural network. *Medium*. URL: <https://medium.com/analytics-vidhya/introduction-to-convolutional-neural-network-6942c189a723> (date of access: 14.06.2025).
15. Deshpande A., Estrela V. V., Patavardhan P. The DCT-CNN-ResNet50 architecture to classify brain tumors with super-resolution, convolutional neural network, and the ResNet50. *Neuroscience Informatics*. 2021. Vol. 1, no. 4. P. 100013. URL: <https://doi.org/10.1016/j.neuri.2021.100013> (date of access: 14.06.2025).
16. Koonce B. MNIST: 1D Neural Network. *Convolutional Neural Networks with Swift for Tensorflow*. Berkeley, CA, 2021. P. 1–18. URL: [https://doi.org/10.1007/978-1-4842-6168-2\\_1](https://doi.org/10.1007/978-1-4842-6168-2_1) (date of access: 14.06.2025).
17. *Deep Residual Networks (ResNet, ResNet-50) A Complete Guide* - viso.ai. *viso.ai*. URL: <https://viso.ai/deep-learning/resnet-residual-neural-network/> (date of access: 14.06.2025).
18. Mukherjee S. *The Annotated ResNet-50*. *Medium*. URL: <https://medium.com/data-science/the-annotated-resnet-50-a6c536034758> (date of access: 14.06.2025).
19. Гловна. *Сортуй*. URL: <https://sortui.org.ua/> (date of access: 14.06.2025).

20. Український додаток «Сортуй» допоможе грамотно поводитися з відходами. *Ukrainian energy innovations network*. URL: <https://greencubator.info/sortui-app/> (дата звернення: 14.06.2025).

21. Автоматизація сортування відходів: як технології змінюють наше майбутнє та рятують планету. *Salesbox*. URL: <https://www.salesbox.ua/blog-post/avtomatizatsiya-sortuvannya-vidkhodiv-yak-tehnologiyi-zminyuyut-nashe-majbutnye-ta-ryatuyut-planetu> (дата звернення: 14.06.2025).

22. Global Waste Management Outlook 2024. *UNEP*. URL: <https://www.unep.org/resources/global-waste-management-outlook-2024> (дата звернення: 14.06.2025).

23. Vision-based sorting in mixed food-inorganic waste stream / F. Chen et al. *Resources, Conservation and Recycling*. 2025. Vol. 212. P. 107964. URL: <https://doi.org/10.1016/j.resconrec.2024.107964> (date of access: 14.06.2025).

24. Using Circular Economy to Manage Organic and Inorganic Waste with Internet of Things-Based Monitoring System / Ritzkal et al. *Instrumentation Measure Métrologie*. 2025. Vol. 24, no. 1. P. 53–62. URL: <https://doi.org/10.18280/i2m.240106> (date of access: 14.06.2025).

25. Arvio Y., Kusuma D. T., BM Sangadji I. Inorganic Waste Detection Application Using Smart Computing Technology with YOLOv8 Method. *sinkron*. 2024. Vol. 8, no. 4. P. 2389–2396. URL: <https://doi.org/10.33395/sinkron.v8i4.14117> (date of access: 14.06.2025).

26. Yasin E., Koklu M. Classification of Organic and Recyclable Waste based on Feature Extraction and Machine Learning Algorithms. *Proceedings of the International Conference on Intelligent Systems and New Applications (ICISNA'23)*. Liverpool, 2023. URL: [https://www.researchgate.net/publication/370600046\\_Classification\\_of\\_Organic\\_and\\_Recyclable\\_Waste\\_based\\_on\\_Feature\\_Extraction\\_and\\_Machine\\_Learning\\_Algorithms](https://www.researchgate.net/publication/370600046_Classification_of_Organic_and_Recyclable_Waste_based_on_Feature_Extraction_and_Machine_Learning_Algorithms) (date of access: 14.06.2025).

27. ECCDN-Net: A deep learning-based technique for efficient organic and recyclable waste classification / M. S. B. Islam et al. *Waste Management*. 2025. Vol.

193. P. 363–375. URL: <https://doi.org/10.1016/j.wasman.2024.12.023> (date of access: 14.06.2025).

28. Dabhane, Rashi Sunil (2023) Organic and recyclable waste classification using deep learning methods. *Masters thesis*, Dublin, National College of Ireland. URL: <https://norma.ncirl.ie/7361/> (date of access: 14.06.2025).

29. Waste Classification Dataset. *Kaggle*. URL: <https://www.kaggle.com/datasets/jedalosa/waste-classification-dataset>. (date of access: 14.06.2025).

30. Accuracy vs. Precision: What's the Difference? *Asana*. URL: <https://asana.com/resources/accuracy-vs-precision> (date of access: 14.06.2025).

31. Класифікація: точність, повнота, влучність і пов'язані метрики | Machine Learning | Google for Developers. *Google for Developers*. URL: <https://developers.google.com/machine-learning/crash-course/classification/accuracy-precision-recall?hl=uk> (дата звернення: 14.06.2025).

32. Accuracy vs. Precision vs. Recall in Machine Learning: What is the Difference?. *Encord | Label & Curate Multimodal Data for AI*. URL: <https://encord.com/blog/classification-metrics-accuracy-precision-recall/> (date of access: 14.06.2025).

33. Tigerschiold T. What is Accuracy, Precision, Recall and F1 Score?. *Elevate your Customer Interactions | Labelf AI*. URL: <https://www.labelf.ai/blog/what-is-accuracy-precision-recall-and-f1-score> (date of access: 14.06.2025).

34. Contributors to Wikimedia projects. Precision and recall - Wikipedia. *Wikipedia, the free encyclopedia*. URL: [https://en.wikipedia.org/wiki/Precision\\_and\\_recall](https://en.wikipedia.org/wiki/Precision_and_recall) (date of access: 14.06.2025).

35. f1\_score. *scikit-learn*. URL: [https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.metrics.f1\\_score.html](https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.metrics.f1_score.html) (date of access: 14.06.2025).

36. Performance Metrics: Confusion matrix, Precision, Recall, and F1 Score. *Towards Data Science*. URL: <https://towardsdatascience.com/performance-metrics->

confusion-matrix-precision-recall-and-f1-score-a8fe076a2262/ (date of access: 14.06.2025).

37. What is A Confusion Matrix in Machine Learning? The Model Evaluation Tool Explained. *Datacamp*. URL: <https://www.datacamp.com/tutorial/what-is-a-confusion-matrix-in-machine-learning> (date of access: 14.06.2025).

38. Welcome to Python.org. *Python.org*. URL: <https://www.python.org/> (date of access: 14.06.2025).

39. PyTorch. *PyTorch*. URL: <https://pytorch.org/> (date of access: 14.06.2025).

40. torchvision – Torchvision 0.22 documentation. *Redirecting...* URL: <https://docs.pytorch.org/vision/stable/index.html> (date of access: 14.06.2025).

41. Gradio. *Gradio*. URL: <https://www.gradio.app/> (date of access: 14.06.2025).

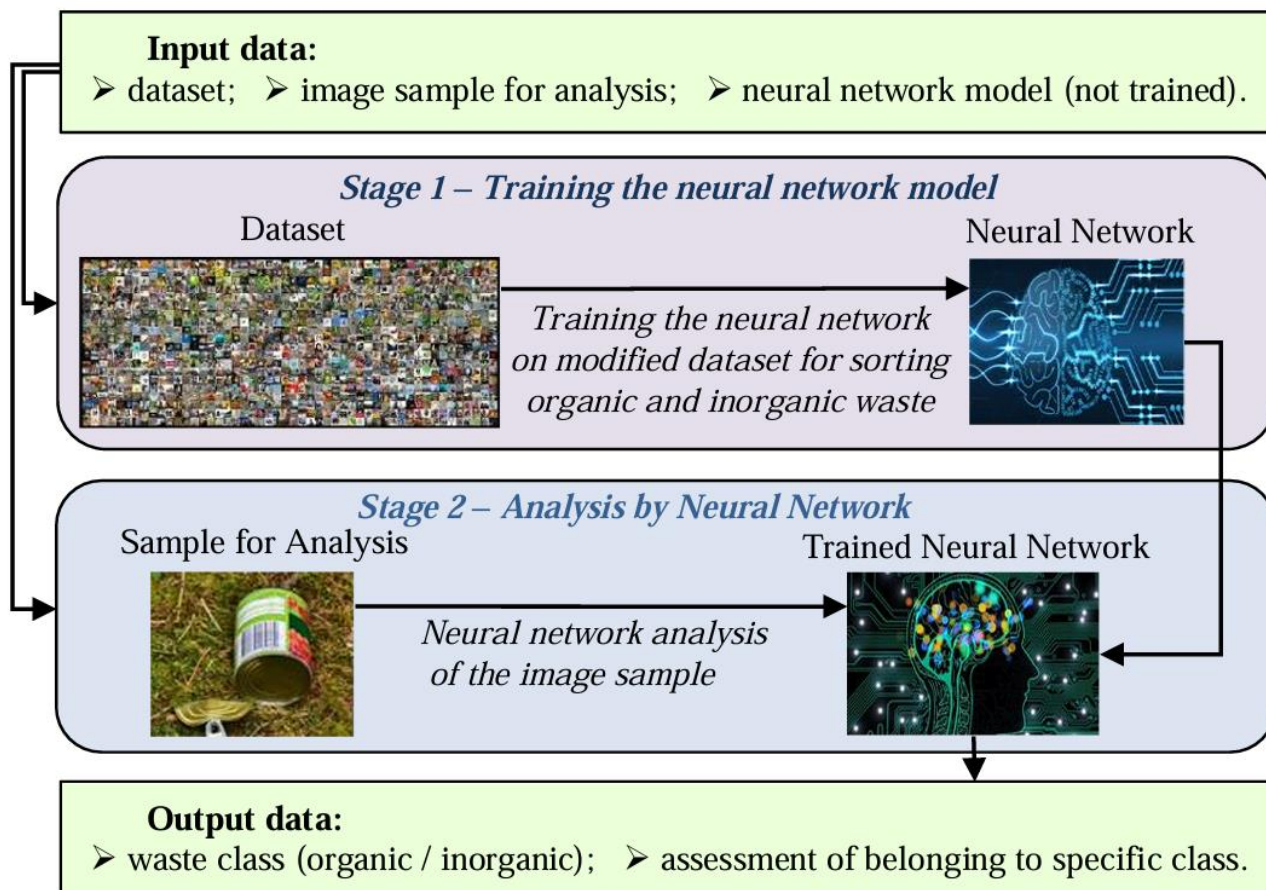
42. Matplotlib – Visualization with Python. *Matplotlib – Visualization with Python*. URL: <https://matplotlib.org/> (date of access: 14.06.2025).

43. Seaborn: statistical data visualization – seaborn 0.13.2 documentation. *seaborn: statistical data visualization – seaborn 0.13.2 documentation*. URL: <https://seaborn.pydata.org/> (date of access: 14.06.2025).

# ДОДАТКИ

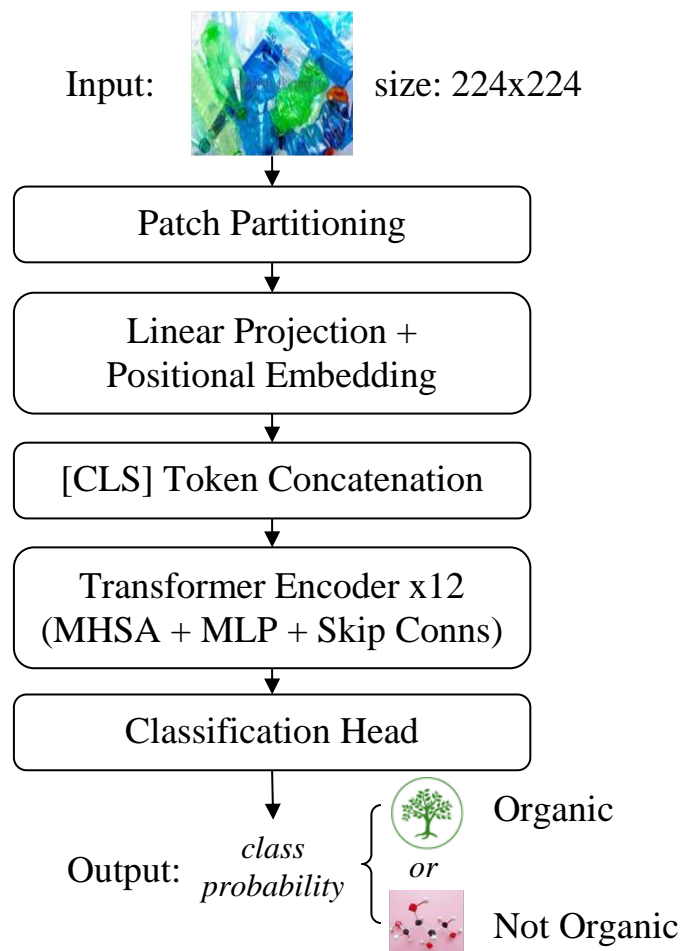
## Додаток А

## Деталізований підхід до сортування органічних і неорганічних відходів за зображенням із застосуванням нейромережевих засобів



## Додаток Б

### Архітектура нейромережі



## Додаток В

### Програмні коди

Вихідний код, використаний у дослідженні, доступний у репозиторії GitHub: [https://github.com/fasulyakdmytro/WasteClassification\\_](https://github.com/fasulyakdmytro/WasteClassification_) (дата звернення: 13.06.2025).

The screenshot shows the GitHub repository page for 'WasteClassification\_'. At the top, it displays the repository name, 'Public' status, and interaction buttons for Pin, Watch (0), Fork (0), and Star (0). Below this, the repository structure is shown with a search bar and 'Add file' and 'Code' buttons. The commit history table lists four recent commits by 'fasulyakdmytro':

File	Commit Message	Time Ago
README.md	Create README.md	3 minutes ago
ViT_Training	Create ViT_Training	3 hours ago
dataLoad	Create dataLoad	3 hours ago
gradiolInterfaceWasteClassification	Create gradiolInterfaceWasteClassification	5 minutes ago

The 'README' section is expanded, showing the following text:

Розроблене програмне забезпечення належить до класу інтелектуальних інформаційних систем, призначених для автоматизованої обробки та класифікації візуальної інформації. За функціональним призначенням система є спеціалізованим засобом підтримки прийняття рішень у сфері поводження з побутовими відходами шляхом автоматизованого визначення їх належності до певної категорії за зображенням. Програмний продукт реалізовано у вигляді інтерактивного вебзастосунку, що поєднує методи глибокого навчання з механізмами візуалізації результатів та аналітики, що дозволяє віднести його до категорії аналітичних експертних систем.

On the right side, the 'About' section describes the system as an intelligent waste classification tool using a Vision Transformer (ViT) neural network. It also lists repository statistics: 0 stars, 0 watching, and 0 forks. The 'Releases' section indicates that no releases have been published.

Рисунок В.1 – Головна сторінка репозиторію

Розроблене програмне забезпечення належить до класу інтелектуальних інформаційних систем, призначених для автоматизованої обробки та класифікації візуальної інформації. За функціональним призначенням система є спеціалізованим засобом підтримки прийняття рішень у сфері поводження з побутовими відходами шляхом автоматизованого визначення їх належності до певної категорії за зображенням. Програмний продукт реалізовано у вигляді інтерактивного вебзастосунку, що поєднує методи глибокого навчання з механізмами візуалізації результатів та аналітики, що дозволяє віднести його до категорії аналітичних експертних систем.

## Додаток Г

### Презентаційний матеріал

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА БАКАЛАВРА

# МЕТОД СОРТУВАННЯ ОРГАНІЧНИХ І НЕОРГАНІЧНИХ ВІДХОДІВ ЗА ЗОБРАЖЕННЯМ ІЗ ЗАСТОСУВАННЯМ НЕЙРОМЕРЕЖЕВИХ ЗАСОБІВ



**Виконав:**  
*студент групи КНС-22-1*  
**Дмитро ФАСУЛЯК**



**Керівник:**  
*асистент каф. КН*  
**Олена ТИЩЕНКО**

## Актуальність

Актуальність даного дослідження зумовлена глобальними екологічними викликами, пов'язаними з постійним зростанням обсягів твердих побутових відходів та недостатньо ефективною системою їх сортування. Нераціональне управління відходами призводить до забруднення довкілля, вичерпання природних ресурсів і поглиблення кліматичної кризи. Особливої уваги потребує розділення органічних і неорганічних компонентів, оскільки це є критично важливим етапом для подальшої переробки та зменшення навантаження на полігони.

Традиційні методи сортування мають низку обмежень: вони вимагають значних трудових ресурсів, не гарантують високої точності, а також не завжди адаптивні до складних чи змінних умов. У цьому контексті автоматизація процесу на основі комп'ютерного зору та нейромережових технологій відкриває нові можливості для створення інтелектуальних систем, здатних швидко та точно класифікувати відходи за типами. Використання глибокого навчання дозволяє враховувати складну структуру та різноманіття зображень, що забезпечує вищу ефективність у порівнянні з класичними алгоритмами.

Розвиток таких технологій повністю узгоджується з цілями сталого розвитку, спрямованими на формування циркулярної економіки, зменшення впливу людини на довкілля та побудову інноваційної інфраструктури. Упровадження нейромережових рішень у сферу поводження з відходами сприяє не лише екологічній безпеці, а й підвищенню економічної доцільності переробки, що робить дослідження в цій галузі надзвичайно актуальним і перспективним.

## Мета і задачі роботи

**Об'єкт дослідження** – процес сортування органічних і неорганічних відходів за зображенням.

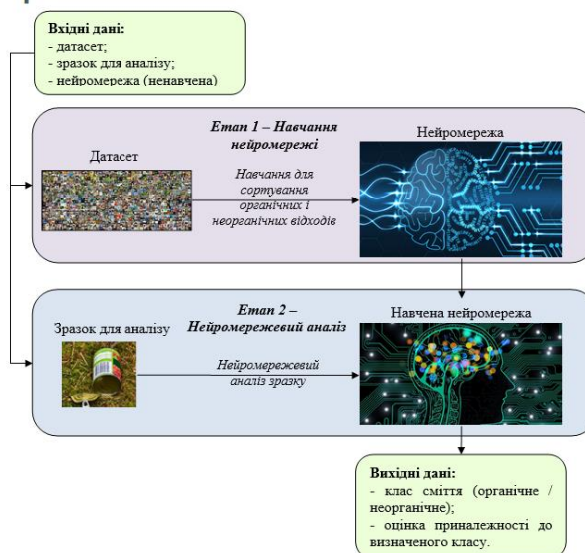
**Предмет дослідження** – нейромережеві методи та технології для сортування органічних і неорганічних відходів за зображенням.

**Метою кваліфікаційної роботи бакалавра** є підвищення точності автоматизованого сортування органічних і неорганічних відходів за зображенням із застосування нейромережевих засобів.

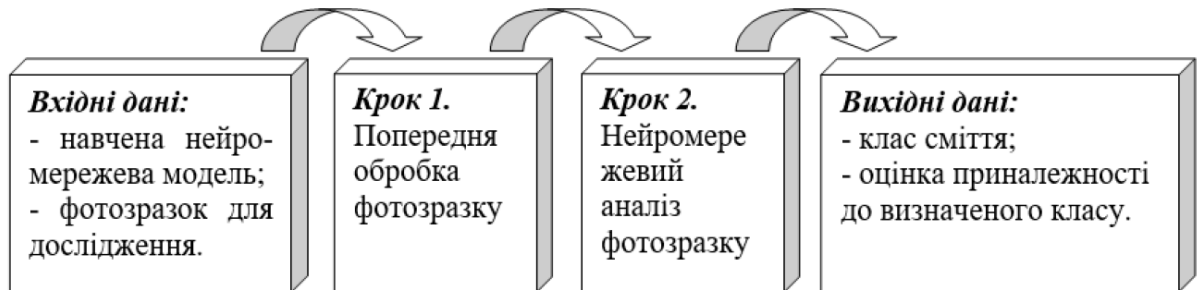
Для досягнення поставленої мети слід вирішити такі **завдання**:

- виконати аналіз інформаційних моделей для області автоматизації сортування органічних і неорганічних відходів за зображенням;
- створити метод сортування органічних і неорганічних відходів за зображенням із застосуванням нейромережевих засобів;
- виконати проектування та розробку інтелектуальної системи автоматизованого сортування відходів на основі нейромережевих засобів;
- провести дослідження створеного методу сортування органічних і неорганічних відходів за зображенням із застосуванням нейромережевих засобів.

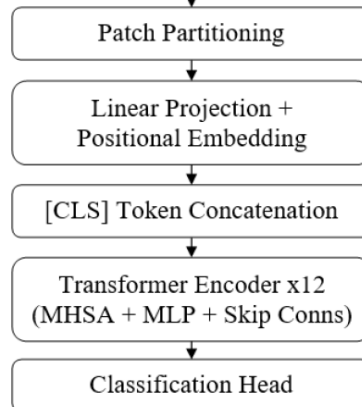
## Підхід до сортування органічних і неорганічних відходів за зображенням





## Схема та кроки методу сортування органічних і неорганічних відходів за зображенням



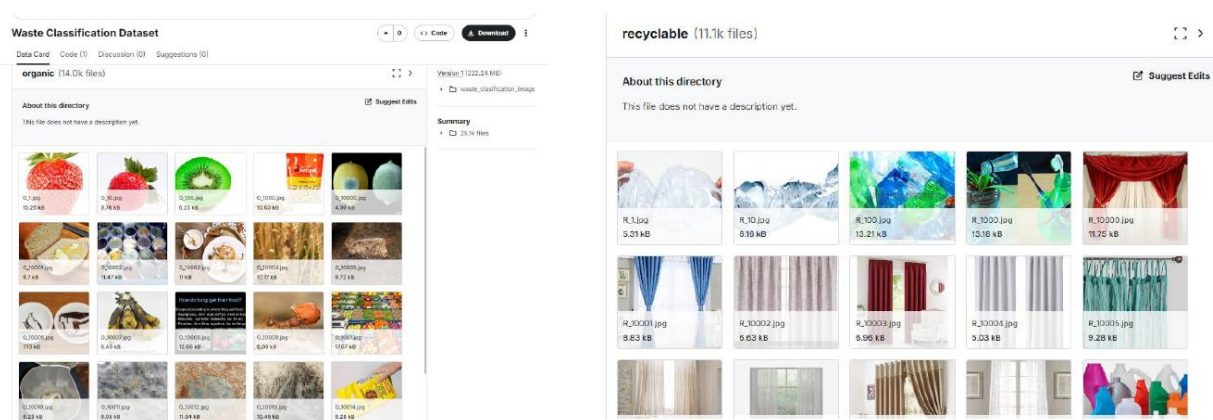
Input:  size: 224x224



Output: *class probability* {  Organic  
or  
 Not Organic

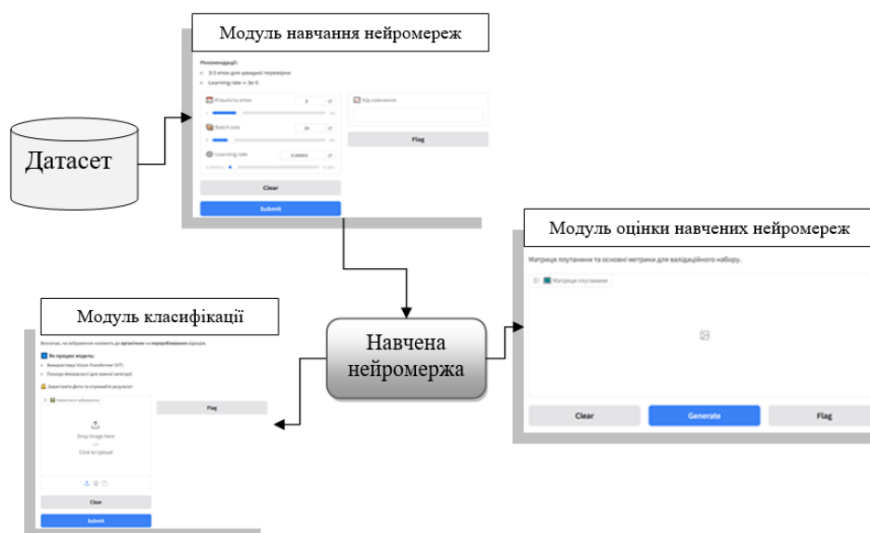
Архітектура  
Vision  
Transformer для  
класифікації  
відходів

## Підготовка робочих вхідних даних для навчання глибоких нейронних мереж



Приклади зображень органічного та неорганічного сміття датасету Датасет «Waste Classification»

## Проектна архітектура та взаємодія складових інтелектуальної системи



# Інтелектуальна система автоматизованого сортування побутових відходів за зображенням

**Навчання моделі Vision Transformer**

Навчіть модель класифікувати зображення побутових відходів.

**Рекомендації:**

- 3-5 епох для швидкої перевірки
- Learning rate  $\approx 3e-5$

Кількість епох: 3

Batch size: 16

Learning rate: 0.00003

Хід навчання

Flag

Clear

Submit

**Класифікація побутових відходів**

Визначте, чи зображення належить до органічних чи перероблених відходів.

**Як працює модель:**

- Використовує Vision Transformer (ViT)
- Показує ймовірності для кожної категорії

Завантажте фото та отримайте результат

Завантажте зображення

**Результат класифікації: RECYCLABLE**

Категорія	Ймовірність
Organic	0.01%
Recyclable	99.99%

Ця модель використовує Vision Transformer для аналізу зображень побутових відходів.

Clear

Submit

Flag

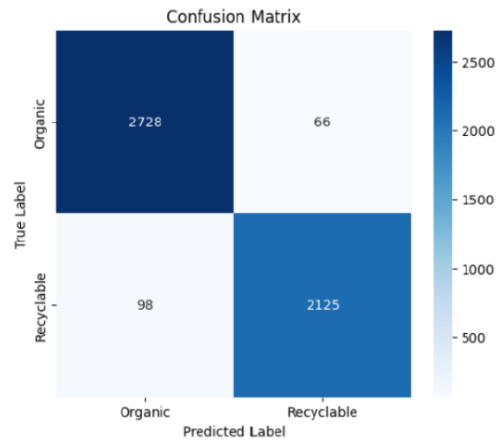
## Результати досліджень методу

Порівняння з аналогами за метрикою Accurasy

Нейромережа описаної архітектури навчалася протягом 4-х епох, та досягла таких результатів на валідаційній вибірці  
**Accuracy 96.73 %**,  
**Precision: 96.76 %**,  
**Recall 96.61 %**  
**F1-score 96.68.**

Підхід	Accurasy, %
Існуючий підхід 1 [26]	96.3
Існуючий підхід 2 [27]	96.10
Існуючий підхід 3 [28]	95.59
Розроблений на основі трансформера	96.73

## Результати досліджень методу



Матриця сплутувань

## Висновки

**Було досягнуто мету кваліфікаційної роботи бакалавра підвищення точності автоматизованого сортування органічних і неорганічних відходів за зображенням із застосування нейромережових засобів.**

Для досягнення поставленої мети було поставлено та вирішено такі завдання:

- проведено аналіз інформаційних моделей для області автоматизації сортування органічних і неорганічних відходів за зображенням;
- створено метод сортування органічних і неорганічних відходів за зображенням із застосуванням нейромережових засобів;
- виконано проектування та розробку інтелектуальної системи автоматизованого сортування відходів на основі нейромережових засобів;
- проведено дослідження створеного методу сортування органічних і неорганічних відходів за зображенням із застосуванням нейромережових засобів.

# Anti-Plagiarism (UA) v-15.281 Educational

**The maximum coincidence with one document 3.0%**

Dictionary check: en\_US, ru\_RU, ua\_UA. **Errors in the documents: 11%**

ID: 246618 Title: КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА БАКАЛАВРА на тему Метод сортування органічних і неорганічних відходів за зображенням із застосуванням нейромережових засобів Added in a DB: 2025-06-17 Authors: Дмитро ФАСУЛЯК Heads: Олена ТИЩЕНКО Consultants: Opponents:	Document		Sum coincidence on the DB	
	Symbols	Lexemes	Symbols	Lexemes
	63817	913	3769 (6%)	56 (6%)

## Plagiarism sources

ID	Description	Plagiarism presence in the document	
		Symbols	Lexemes

## Протокол аналізу звіту подібності науковим керівником

Заявляю, що я ознайомився (-лась) з Повним звітом подібності, який був згенерований Системою виявлення і запобігання плагіату щодо роботи:

**Автор:** Дмитро ФАСУЛЯК

**Співавтор:**

**Назва:** КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА БАКАЛАВРА на тему Метод сортування органічних і неорганічних відходів за зображенням із застосуванням нейромережових засобів

**Науковий керівник:** Олена ТИЩЕНКО, асистент. каф. КН

**Підрозділ:** Кафедра комп'ютерних наук

**Коефіцієнт подібності 1:** 7.7%

**Коефіцієнт подібності 2:** 2.8%

**Мікропробіли:** 0

**Заміна букв:** 7

**Інтервали:** 0

**Білі знаки:** 190

**Дата створення звіту:** 2025-06-17 20:17:32.0

Після аналізу Звіту подібності констатую наступне:

Запозичення, виявлені в роботі є законними і не є плагіатом. Рівень подібності не перевищує допустимої межі. Таким чином робота незалежна і приймається.

Запозичення не є плагіатом, але перевищено граничне значення рівня подібностей. Таким чином робота повертається на доопрацювання.

Виявлено запозичення і плагіат або навмисні текстові спотворення (маніпуляції), як передбачувані спроби укриття плагіату, які роблять роботу невідповідною вимогам законодавства (Ст. 32. ЗУ Про вищу освіту, пункт 3.1, Ст. 42. ЗУ Про освіту) та вимог НАЗЯВО (Критерій 5), а також кодексу етики і процедур. Таким чином робота не приймається.

Обґрунтування:

2025-06-17

Дата

експерт

*Лезовський Р.Г.*

**РІШЕННЯ ЕКСПЕРТНОЇ КОМІСІЇ КАФЕДРИ КОМП'ЮТЕРНИХ НАУК**

**ПРО ДОПУСК КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ РОБОТИ ДО ЗАХИСТУ**

Назва кваліфікаційної роботи Метод сортування органічних і неорганічних відходів за зображенням із застосуванням нейромережесвих засобів

Автор студент групи КНс-22-1 Дмитро Фасуляк

Освітня програма Комп'ютерні науки

Рівень вищої освіти перший (бакалаврський)

Спеціальність 122 – Комп'ютерні науки

Науковий керівник: асистент кафедри комп'ютерних наук Олена Тищенко

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.	<b>відповідає</b>
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	<b>відсутні</b>

Підтвердження:

Запозичення, виявлені в роботі Дмитра Фасуляка, 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.

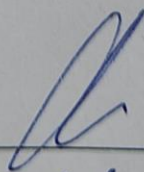
Обсяг запозичень, визначений системами виявлення збігів/ідентичності/схожості:

- за системою Anti-Plagiarism: 3%;

- за системою StrikePlagiarism КП1: 7,7%, КП2: 2,8%.

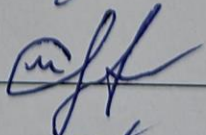
18.06.2025

Завідувач кафедри



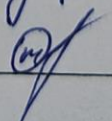
Олександр БАРМАК

Гарант освітньої програми



Олександр МАЗУРЕЦЬ

Керівник кваліфікаційної роботи



Олена ТИЩЕНКО



**ВІДГУК НАУКОВОГО КЕРІВНИКА  
на кваліфікаційну роботу бакалавра**

студента гр. КНс-22-1 Фасуляка Дмитра Антоновича

за темою Метод сортування органічних і неорганічних відходів за зображенням із застосуванням нейромережесевих засобів

**1. Актуальність теми**

Зростання обсягів твердих побутових відходів і недосконалість традиційних методів сортування становлять серйозну екологічну проблему. Особливо важливим є ефективне розділення органічних і неорганічних компонентів для подальшої переробки. У цьому контексті застосування комп'ютерного зору та глибокого навчання відкриває шлях до створення інтелектуальних систем сортування, здатних підвищити точність і знизити навантаження на довкілля, що повністю відповідає принципам сталого розвитку.

**2. Відповідність роботи предметній області Стандарту спеціальності 122 Комп'ютерні науки**

З стандартом, а саме описом предметної області, є безпосередня відповідність: об'єктом дослідження є процес сортування органічних і неорганічних відходів за зображенням. Метою роботи є підвищення точності автоматизованого сортування органічних і неорганічних відходів за зображенням із застосування нейромережесевих засобів. При вирішенні поставленої задачі використано нейромережесеві методи та технології для сортування органічних і неорганічних відходів за зображенням. Тому результати виконання кваліфікаційної роботи бакалавра відповідають стандарту бакалавра спеціальності 122 – Комп'ютерні науки.

**3. Професійні та особистісні якості бакалавра**

Під час підготовки кваліфікаційної роботи студент проявив належний рівень фахової зрілості, що засвідчує його готовність до виконання професійних завдань у сфері комп'ютерних наук. У процесі дослідження студент продемонстрував здатність до самостійного аналізу, раціонального планування роботи та ефективного застосування програмних інструментів. Крім того, робота засвідчила сформованість у нього низки важливих навичок – зокрема відповідальності, цілеспрямованості та комунікабельності – що є важливими для подальшого професійного зростання.

#### **4. Ступінь самостійності під час виконання кваліфікаційної роботи**

Одержані результати повністю відповідають критеріям самостійної наукової роботи та є наслідком індивідуального виконання студентом усіх поставлених завдань у межах кваліфікаційного дослідження.

#### **5. Ступінь оволодіння методами дослідження**

Здобувач освіти виявив системне розуміння методів дослідження в галузі комп'ютерних наук, уміння добирати дослідницькі підходи відповідно до поставлених задач і ефективно використовувати інструментарій галузі для їх досягнення.

#### **6. Повнота та якість розкриття теми роботи**

Тематична спрямованість дослідження повністю розкривається через системний аналіз джерел, чітке формулювання дослідницьких задач та якісну реалізацію інтелектуальної системи, що дозволяє здійснити експериментальне дослідження розробленого методу в рамках обраної теми.

#### **7. Логічність, послідовність, аргументованість, літературна грамотність викладення матеріалу**

Структура роботи є логічною та обґрунтованою, що забезпечує цілісне сприйняття дослідження. Висвітлення матеріалу характеризується послідовністю викладу, належним рівнем аргументації та дотриманням норм академічного письма.

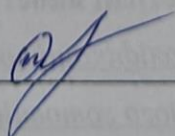
#### **8. Можливість практичного застосування кваліфікаційної роботи бакалавра, окремих її частин**

Розроблений у роботі метод та його програмна реалізація може бути використана екологами та на підприємствах з переробки та сортування сміття для сортування органічних і неорганічних відходів за зображенням.

#### **9. Висновок про можливість допуску кваліфікаційної роботи бакалавра 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».

Керівник \_\_\_\_\_



асистент каф. КН Олена ТИЩЕНКО



## РЕЦЕНЗІЯ

### на кваліфікаційну роботу бакалавра

студента гр. КНс-22-1 Фасуляка Дмитра Антоновича

за темою: Метод сортування органічних і неорганічних відходів за зображенням із застосуванням нейромережесвих засобів

#### 1. Актуальність обраної теми

Проблема неправильного управління відходами загострюється через обмеження традиційних методів сортування, які є малоефективними та трудомісткими. Впровадження нейромережесвих технологій дозволяє автоматизувати класифікацію сміття, підвищити точність розпізнавання та сприяти раціональному використанню ресурсів. Такі підходи є ключовими для розвитку циркулярної економіки та зменшення екологічного навантаження.

#### 2. Повнота розкриття мети та завдань роботи

У процесі виконання кваліфікаційної роботи студент належним чином розкрив мету та завдання, логічно обґрунтувавши їх у контексті обраної тематики. Це свідчить про його здатність до комплексного аналізу й застосування відповідних наукових підходів.

#### 3. Зміст кожного розділу роботи

Структура роботи дозволяє простежити реалізацію завдань у межах кожного розділу, що сприяло досягненню поставленої мети з дотриманням наукової логіки. Характеристику предметної області було наведено у першому розділі. Запропоновано та описано метод сортування органічних і неорганічних відходів за зображенням із застосуванням нейромережесвих засобів у другому розділі. Описано інтелектуальну систему та проведено експериментальне дослідження у третьому розділі.

#### 4. Оцінка розробленої інформаційної системи, її практична цінність

Інтелектуальна система забезпечує ефективне сортування твердих побутових відходів на основі зображень, що дозволяє підвищити екологічну ефективність

процесів переробки. Практична цінність системи полягає у зниженні витрат на ручне сортування та підвищенні якості первинної сегрегації відходів.

5. Якість оформлення кваліфікаційної роботи бакалавра

Якість стилістичного оформлення кваліфікаційної роботи засвідчує високий рівень опанування академічних норм оформлення студентом, а чіткість і логічність викладу вказують на його здатність до системного представлення дослідницьких результатів. Попри окремі зауваження, результати дослідження є обґрунтованими та робота не втрачає свою цінність.

6. Недоліки кваліфікаційної роботи бакалавра

Є рекомендація в межах подальших досліджень імплементувати поглиблену класифікацію органічних і неорганічних відходів за підкласами. Також було б доречним забезпечити можливість нейромережевого сортування органічних і неорганічних відходів не лише фото, а й відео потоку.

Щодо недоліків, то у частині посилань на джерела відсутня повної бібліографічна інформація. Окремі рисунки подано в низькій якості, що знижує рівень наочності. У частині опису структури системи варто уникати надмірної деталізації, не пов'язаної безпосередньо з метою роботи. Зазначені помилки не впливають на загальний хід дослідження та не знижують значущості отриманих результатів.

7. Загальний висновок (допускається чи не допускається до захисту), та оцінка на яку заслуговує кваліфікаційна робота.

Враховуючи рівень виконання та забезпечення усіх необхідних вимог, робота Фасуляка Дмитра Антоновича може бути допущена до захисту.

Рекомендована оцінка «відмінно».

Рецензент



проф. канд. Т. І. Савченко Д.С.