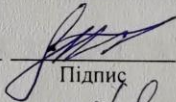
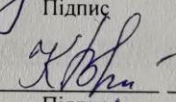
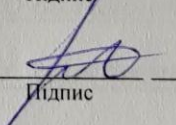


КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА БАКАЛАВРА

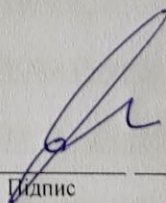
на тему Метод виявлення пошкоджень пакування поштових відправлень з використанням нейронної мережі

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 КН-20-2  Євген КУФЛЕВСЬКИЙ
Курс, група виконавця Підпис Ім'я, ПРІЗВИЩЕ
Керівник: викладач каф. КН  Валерія КЛІМЕНКО
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

Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

18 серпня 2024 р.

ХМЕЛЬНИЦЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ

Факультет інформаційних технологій

Кафедра комп'ютерних наук

Освітній ступінь бакалавр

Галузь знань 12 – Інформаційні технології

Спеціальність 122 – Комп'ютерні науки

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри комп'ютерних наук


(підпис)

д.т.н., професор Олександр БАРМАК

« 16 » шотою 2024 року

**ЗАВДАННЯ
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ БАКАЛАВРА**

1. Тема кваліфікаційної роботи бакалавра: «Метод виявлення пошкоджень пакування поштових відправлень з використанням нейронної мережі».

2. Завдання видано студенту Євгену КУФЛЕВСЬКОМУ
(Ім'я, прізвище)

3. Керівник роботи викладач кафедри КН Валерія КЛІМЕНКО
(посада, ім'я, прізвище)

4. Затверджено наказом університету від «15» шотою 2024 р. № 8

5. Дата видачі завдання студенту: «16» шотою 2024 р.

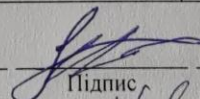
6. Зміст пояснювальної записки (перелік задач) та вихідні дані:

Мета роботи – підвищення ефективності роботи з виявлення пошкоджень пакування за рахунок їх автоматизованого виявлення з використанням нейронної мережі. В рамках роботи необхідно виконати такі задачі: провести дослідження предметної області для задачі ідентифікації пошкоджень пакування поштових відправлень; розробити метод виявлення пошкоджень пакування поштових відправлень з використанням нейронної мережі; обрати архітектуру нейронної мережі; розробити інформаційну систему на базі методу виявлення пошкоджень пакування поштових відправлень; провести тестування створеного програмного застосунку та дослідити ефективність розробленого методу.

7. Календарний план виконання кваліфікаційної роботи бакалавра:

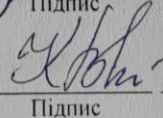
№	Назва етапів (розділів) кваліфікаційної роботи бакалавра	Термін виконання	Примітка
1	Вибір напрямку дослідження та узгодження тематики кваліфікаційної роботи бакалавра з керівником, складання календарного графіка виконання роботи	січень 2024	виконано
2	Ознайомлення з предметною областю, формулювання мети та задач дослідження, визначення об'єкта та предмета дослідження	лютий 2024	виконано
3	Проектування та розробка загальної архітектури програмного забезпечення, інтерфейсу користувача, вибір засобів реалізації програмного забезпечення	березень 2024	виконано
4	Створення та тестування програмного забезпечення	квітень 2024	виконано
5	Написання пояснювальної записки, урахування зауважень керівника, оформлення згідно вимог	травень 2024	виконано
6	Розробка презентаційних матеріалів та попередній захист кваліфікаційної роботи	травень 2024	виконано
7	Отримання відгуку керівника, рецензії, перевірка на плагіат, нормоконтроль	червень 2024	виконано
8	Підготовка до захисту та захист кваліфікаційної роботи бакалавра	червень 2024	виконано

Виконавець: студент групи КН-20-2
Курс, група виконавця


Підпис

Євген КУФЛЕВСЬКИЙ
Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Керівник: викладач каф. КН
Науковий ступінь, посада


Підпис

Валерія КЛІМЕНКО
Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Анотація

Тема кваліфікаційної роботи бакалавра: «Метод виявлення пошкоджень пакування поштових відправлень з використанням нейронної мережі»

Виконавець кваліфікаційної роботи бакалавра: студент групи КН-20-2 Євген КУФЛЕВСЬКИЙ.

Керівник кваліфікаційної роботи бакалавра: викладач кафедри КН Валерія КЛИМЕНКО

Кваліфікаційна робота бакалавра містить:

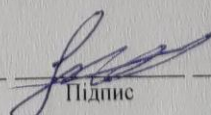
Пояснювальна записка				Кількість додатків
Сторінок	Рисунків	Таблиць	Джерел інформації	
64	35	6	25	3

Метою кваліфікаційної роботи бакалавра є підвищення ефективності роботи з виявлення пошкоджень пакування за рахунок їх автоматизованого виявлення. Мета була досягнута шляхом розробки методу виявлення пошкоджень пакування поштових відправлень з використанням нейронної мережі, а також відповідної програмної реалізації. Для розробки інформаційної системи було використано мову програмування Python, а також спеціалізовані програмні розширення для навчання нейронної мережі, а саме бібліотеку Tensorflow для інтеграції нейромережі до застосунку та бібліотеку wxPython для створення користувацького інтерфейсу.

Напрямами практичного використання розробленої інформаційної системи визначено автоматизоване виявлення пошкоджень пакувань поштових відправлень з використанням нейромережі CNN.

Ключові слова: CNN, поштові відправлення, інформаційна система, виявлення пошкоджень поштових відправлень.

Виконавець: студент групи КН-20-2
Курс, група виконавця


Підпис

Євген КУФЛЕВСЬКИЙ
Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Зміст

Перелік скорочень	4
Вступ.....	5
Розділ 1 Характеристика предметної області та постановка задачі	7
1.1 Проблема ідентифікації пошкоджень пакування поштових відправлень.....	7
1.2 Огляд теоретичних підходів до нейромережевого аналізу графічних зображень.....	9
1.3 Аналіз існуючих програмних рішень.....	11
1.4 Постановка задачі.....	17
Розділ 2 Метод виявлення пошкоджень пакування поштових відправлень.....	18
2.1 Схема та етапи методу виявлення пошкоджень пакування поштових відправлень	18
2.2 Архітектура нейромережі для виявлення пошкоджень пакування поштових відправлень	19
2.3 Інформаційна структура системи виявлення пошкоджень пакування поштових відправлень	21
2.4 Вибір засобів розробки інформаційної системи виявлення пошкоджень пакування поштових відправлень	22
2.5 Вибір набору даних для виявлення пошкоджень поштових відправлень ...	27
2.6 Вибір метрик оцінки точності нейромережевого виявлення пошкодження пакування	30
Висновки до другого розділу	33
Розділ 3 Програмна реалізація інформаційної системи виявлення пошкоджень пакування поштових відправлень.....	35
3.1 Структура та функціональне призначення програмних складових системи	35
3.2 Особливості реалізації програмних складових системи.....	37
3.3 Тестування інформаційної системи виявлення пошкоджень пакування поштових відправлень	40

3.4 Аналіз функціональності інформаційної системи виявлення пошкоджень пакування поштових відправлень	49
3.5 Дослідження ефективності методу виявлення пошкоджень пакування поштових відправлень	58
Висновки до третього розділу	59
Висновки	61
Перелік посилань.....	63
Додатки	

Перелік скорочень

Скорочення, термін, позначення	Пояснення
CNN	Convolutional neural network
FC	Fully connected
GPS	Global Positioning System
MLP	Multilayer Perceptron
ResNet	Residual neural network
ІС	Інформаційна система
КРБ	Кваліфікаційна робота бакалавра
КН	Комп'ютерні науки
ШІ	Штучний інтелект
НМ	Нейронна мережа
ПЗ	Пояснювальна записка
ПП	Програмний продукт
ХНУ	Хмельницький національний університет.

Вступ

Кваліфікаційна робота бакалавра присвячена підвищенню ефективності роботи з виявлення пошкоджень пакування за рахунок їх автоматизованого виявлення. Мета була досягнута шляхом розробки методу виявлення пошкоджень пакування поштових відправлень з використанням нейронної мережі, а також відповідної програмної реалізації, яка використовує розроблений метод.

Актуальність. З плином часу збільшується кількість поштових відправлень, що вимагає ефективних методів виявлення пошкоджень, оскільки вони частіше стають предметом транспортних та обробних втрат.

Сучасні технології активно використовуються для оптимізації різноманітних процесів, включаючи логістику та обробку поштових відправлень. Уникнення пошкоджень та втрат у процесі транспортування має велике значення для економічної ефективності логістичних компаній. Впровадження надійних методів ідентифікації може значно зменшити витрати на компенсації за пошкоджені відправлення та підвищити загальну якість обслуговування.

З урахуванням росту екологічної свідомості споживачів та підприємств, захист навколишнього середовища стає все більш важливим аспектом. Ефективна ідентифікація та уникнення пошкоджень сприяє зменшенню втрат та відходів, сприяючи принципам сталого розвитку.

За останні роки спостерігається значний прогрес у сфері обчислювальних технологій. Це робить можливим використання більш складних моделей нейронних мереж для розв'язання завдань автоматизованого виявлення пошкоджень з високою точністю. Використання нейронних мереж для виявлення пошкоджень дозволяє автоматизувати цей процес та забезпечити швидку реакцію на можливі проблеми.

Застосування методу виявлення пошкоджень пакування поштових відправлень з використанням нейронної мережі сприятиме зменшенню впливу помилок внаслідок людського фактору, підвищенню продуктивності роботи

пакувальників та менеджерів поштових операторів на пунктах різних рівнів логістики за рахунок первинного автоматизованого аналізу цілісності пакувань.

Об'єкт дослідження – процес виявлення пошкоджень пакування поштових відправлень з використанням нейронної мережі.

Предмет дослідження – нейромережеві методи розпізнавання зображень.

Мета кваліфікаційної роботи бакалавра – підвищення ефективності роботи з виявлення пошкоджень пакування за рахунок їх автоматизованого виявлення.

Завдання кваліфікаційної роботи бакалавра – провести дослідження предметної області для задачі ідентифікації пошкоджень пакування поштових відправлень; розробити метод виявлення пошкоджень пакування поштових відправлень з використанням нейронної мережі; обрати архітектуру нейронної мережі; розробити інформаційну систему на базі методу виявлення пошкоджень пакування поштових відправлень; провести тестування створеного програмного застосунку та дослідити його ефективність.

Розділ 1 Характеристика предметної області та постановка задачі

1.1 Проблема ідентифікації пошкоджень пакування поштових відправлень

Упаковкою називають технічний засіб або комплекс засобів із розміщеним в ньому товаром, що забезпечує захист розміщеного товару від пошкоджень і втрат у процесі транспортування, зберігання та продажу, а також збереження довкілля від забруднень [1].

Поштові відправлення вважаються великогабаритними, якщо їхня вага не перевищує 30 кг, максимальна довжина поштового відправлення складає 200 см, а сума всіх трьох сторін (довжина, ширина і висота) перевищує 250 см, але не перевищує 350 см. Ці відправлення приймаються для пересилання без використання палет [2].

У той час, як «Нова пошта» має обмеження на відправку в залежності від виду відділення, на який можна здійснити таке відправлення [3].

Вантажні відділення, які приймають та видають відправлення без обмежень по вазі, приймають вантажі з такими характеристиками: вага (фактична та об'ємна) – до 1000 кг; довжина або ширина – до 300 см; висота – до 170 см.

Поштові відділення, які обслуговують вантажі до 30 кг на одне місце або одну експрес-накладну, приймають та видають відправлення із наступними параметрами: вага (фактична та об'ємна) – до 30 кг; довжина – до 120 см, ширина – до 70 см, висота - до 70 см.

Міні-відділення, які обслуговують вантажі до 5 кг на одне відправлення, приймають та видають відправлення з такими характеристиками: вага (фактична та об'ємна) – до 5 кг; довжина, ширина або висота – до 60 см.

Поштомати, які видають відправлення до 20 кг на одне місце, обробляють відправлення із наступними параметрами: вага (фактична та об'ємна) – до 20 кг; довжина – до 40 см; висота – до 60 см; ширина – до 30 см.

Проблема ідентифікації пошкоджень у пакуванні поштових відправлень виникає через ряд викликів та складнощів у логістичних та транспортних процесах. До прикладу, габаритні відправлення можуть мати різні форми та розміри, що ускладнює створення універсальних методів ідентифікації пошкоджень, оскільки для кожного випадку потрібні індивідуальні підходи. Через нестабільні умови транспортування великогабаритні відправлення піддаються впливу різних факторів, таких як вібрації, удари та зміни температури, що може призводити до пошкоджень.

На мікрорівні виявлення дефектів упаковки є частиною покращення характеристик продукту. При перевірці дефекти, які негативно впливають на якість, класифікуються як: критичні, основні, незначні [4].

Критичні дефекти – упаковка небезпечна для користувача (майнові збитки, шкода для життя) і не проходить перевірку через нульову толерантність. Наприклад, зараження шкідниками; зростання грибка, плісняви та грибка; та гострі або легкозаймисті предмети.

Основні дефекти, що впливає на функціональність, зовнішній вигляд та продуктивність продукту. Якщо при перевірці кількість дефектів велика, кінцевий користувач, швидше за все, повернеться, вимагатиме відшкодування або подасть скаргу. Наприклад, порвана або пошкоджена упаковка; відсутній гарантійний талон або посібник користувача; неправильне маркування та асортимент.

Незначні дефекти – сюди входить невідповідність специфікаціям всіх типів, які можуть залучити або привернути увагу кінцевого користувача. При перевірці, якщо повторення перевищують верхній пороговий рівень, можна прийняти замовлення. Наприклад, дрібні подряпини, бульбашки повітря на склі та нерозбірливі позначки про доставку.

Хоча всі дотримуються межі якості приймання, визначеної Міжнародною організацією зі стандартизації (ISO), не можна ігнорувати правила упаковки. Вони стосуються товщини пакувального матеріалу, попереджень, які слід використовувати з поліетиленовими пакетами, та дотримання правил

використання токсичних матеріалів. Крім того, кожна галузь та імпортер матимуть індивідуальний контрольний список якості для запобігання дефектам упаковки.

У роботі буде досліджуватись автоматизоване виявлення пошкоджень пакування поштових відправлень підприємства «Нова пошта» для поштових відділень, які обслуговують вантажі до 30 кг.

1.2 Огляд теоретичних підходів до нейромережевого аналізу графічних зображень

Задача виявлення пошкоджень пакування поштових відправлень належить до задач комп'ютерного зору. Комп'ютерне бачення охоплює різноманітні завдання, такі як сегментація, фільтрація, класифікація, відтворення сцен, визначення положення об'єктів, виявлення об'єктів, відеоспостереження та інші. Розвиток комп'ютерного зору є ключовою складовою для просування штучного інтелекту та інтелектуальних інформаційних технологій.

Основні засоби, на яких ґрунтуються сучасні алгоритми класифікації зображень, включають глибоке навчання та згорткові нейронні мережі (CNN – convolutional neural networks). Згорткові нейронні мережі подібні до звичайних нейронних мереж, але призначені для обробки зображень.

Сучасні підходи до вирішення завдань комп'ютерного зору визначаються аналізом зображень. Це призвело до внесення специфічних характеристик у їхню архітектуру, спрямованих на поліпшення класифікації. На відміну від звичайних нейронних мереж, шари згорткових нейронних мереж є тривимірними. Нейрони в одному шарі пов'язані лише з певною областю наступного шару. Перший вхідний шар мережі має розмірність $w \times h \times d$, де w – ширина зображення, h – висота, d – кількість каналів кольору. Кожен шар такої мережі перетворює вхід, використовуючи диференційовану функцію. В згортковій нейронній мережі використовуються такі типи шарів: CONV (згорткові), POOL (агрегуючі), FC (повнозв'язані) [5]. Архітектура CNN наведена на рисунку 1.1.

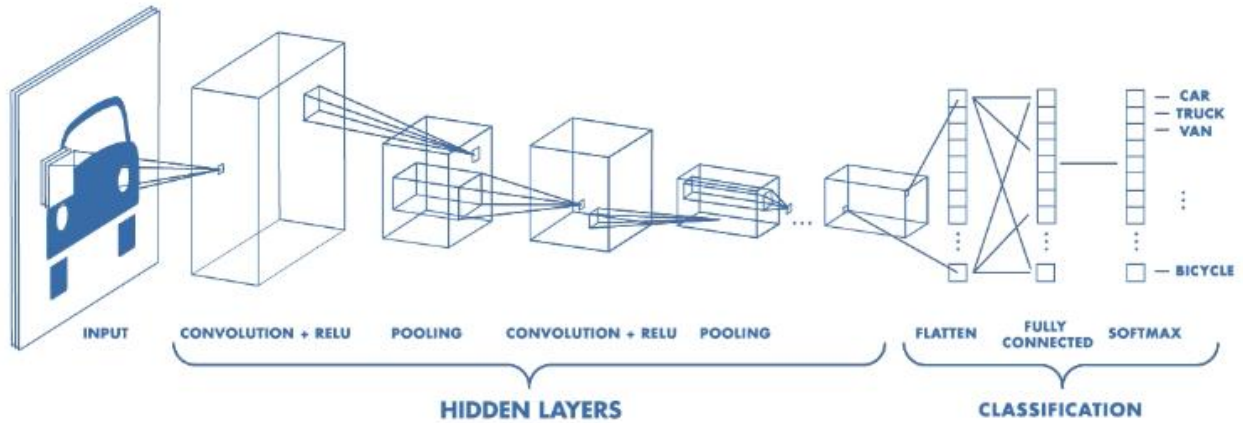


Рисунок 1.1 – Архітектура CNN [6]

Згортковий шар є першим шаром згорткової нейромережі. У той час як за згортковими шарами можуть слідувати додаткові згорткові шари або шари об'єднання, повнозв'язаний рівень є останнім. З кожним шаром CNN зростає у своїй складності, ідентифікуючи більші частини зображення. Попередні шари зосереджені на більш простих функціях, таких як кольори та краї. Коли дані зображення просуваються між шарами CNN, вони починають розпізнавати більші елементи або форми об'єкта, поки нарешті не ідентифікують запланований об'єкт [7].

Ще одним відомим підходом до класифікації зображень є багатошаровий перцептрон (MLP), що є типом штучної нейронної мережі, який складається з кількох шарів нейронів, включаючи вхідний шар, приховані шари та вихідний шар. Цей тип мережі є однією з основних архітектур для класифікації зображень та інших завдань машинного навчання.

Такі моделі здатні вивчати нелінійні зв'язки та можуть бути набагато точнішими, ніж інші моделі. Проте, моделі MLP страждають від деяких помітних проблем, таких як наявність невивучених функцій втрат тощо [8].

Продовженням CNN є архітектура ResNet, яка вважається однією з найпопулярніших архітектур згорткових нейронних мереж. Представлений Microsoft Research у 2015 році, Residual Networks (скорочено ResNet) побив

кілька рекордів, коли він був вперше представлений. Архітектура нейромережі наведена на рисунку 1.2.

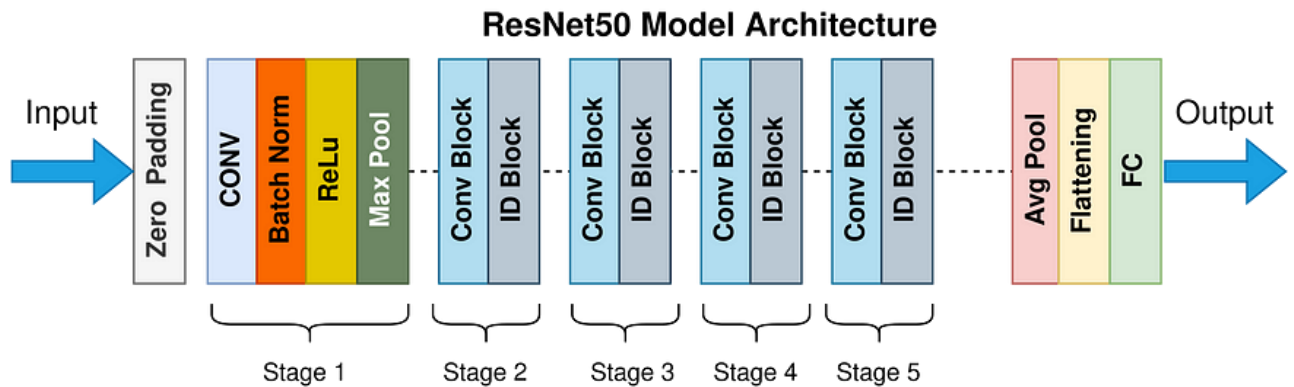


Рисунок 1.2 – Архітектура ResNet50 [9]

Глибші нейромережі створюють вищу помилку навчання та тестування, ніж дрібніші аналоги, спричинені проблемою деградації. Щоб вирішити цю проблему, залишкові мережі використовують відображення ідентичності на вхідний рівень опорного рівня. Тоді ResNet може отримати точність за рахунок збільшення глибини та легкої оптимізації [9].

Проблема широко відома як проблема градієнта, що зникає/вибухає. ResNet завдяки своїй архітектурі взагалі не припускає виникнення цих проблем. Пропускні з'єднання (наведені нижче) не дозволяють цього, оскільки вони діють як градієнтні супермагістралі, дозволяючи йому текти без значних змін.

З огляду опрацьованого матеріалу, для ідентифікації пошкоджень пакування поштових відправлень буде використано нейронну мережу CNN, а саме її версію ResNet, яка стійка до проблеми затухаючого градієнта.

1.3 Аналіз існуючих програмних рішень

Ручна перевірка для виявлення дефектів упаковки займає багато часу та втомлює. Моделі комп'ютерного зору на основі ШІ навчені бачити, аналізувати та інтерпретувати мільйони зображень, візуальних даних і відео. Навчений алгоритм машинного навчання може виявляти дефекти за частки секунди після

обробки великого набору візуальних даних. Він також може «передбачити» дефект до того, як він стане очевидним для людського ока.

Програми комп'ютерного бачення корисні для виявлення та виправлення помилок у штрих-кодах, інформації про продукт, мітках RFID та ідентифікаторах активів, а також для дотримання стандартів пакування. У поєднанні з оптичним розпізнаванням символів і доповненою реальністю або штучним інтелектом комп'ютерний зір може навіть сканувати етикетки на упаковках, які переміщуються на складах.

Залежно від застосованого рішення, деякі дефекти можна усунути шляхом сповіщення людей по телефону або сигналізації на панелі приладів. Можна внести деякі виправлення за допомогою автоматизованих дій. Звіти про регулярні перевірки всіх цих характеристик упаковки можуть допомогти оптимізувати маркування та покращити відстеження в управлінні ланцюгом поставок.

Однією із компаній, що займається розробкою таких рішень є компанія «Gramener», що допомогла ряду компаніям виявити вузькі місця в ланцюзі поставок і розробити оптимальні робочі процеси після виявлення дефектів процесу та продукту [8].

Моделі комп'ютерного зору виявляють дефекти наступним чином:

- класифікація об'єкта/дефекту: дефект у блістерній упаковці класифікується як «розрив»;
- розпізнавання об'єкта/дефекту: розрив позначений як дефект;
- локалізація об'єкта/дефекту: місце розриву позначено рамкою;
- ідентифікація об'єкта/дефекту: розрив на блістерній упаковці позначено обмежувальною рамкою та присвоєно мітку;
- перевірка об'єкта/дефекту: розрив перевіряється, щоб визначити, чи це розрив чи нещільне ущільнення;
- сегментація об'єкта/дефекту: пікселі, в яких виявлено розрив, відображаються як карта сегментів.

Офіційний сайт, де можна замовити модель машинного навчання для власних задач підприємства наведено на рисунку 1.3.

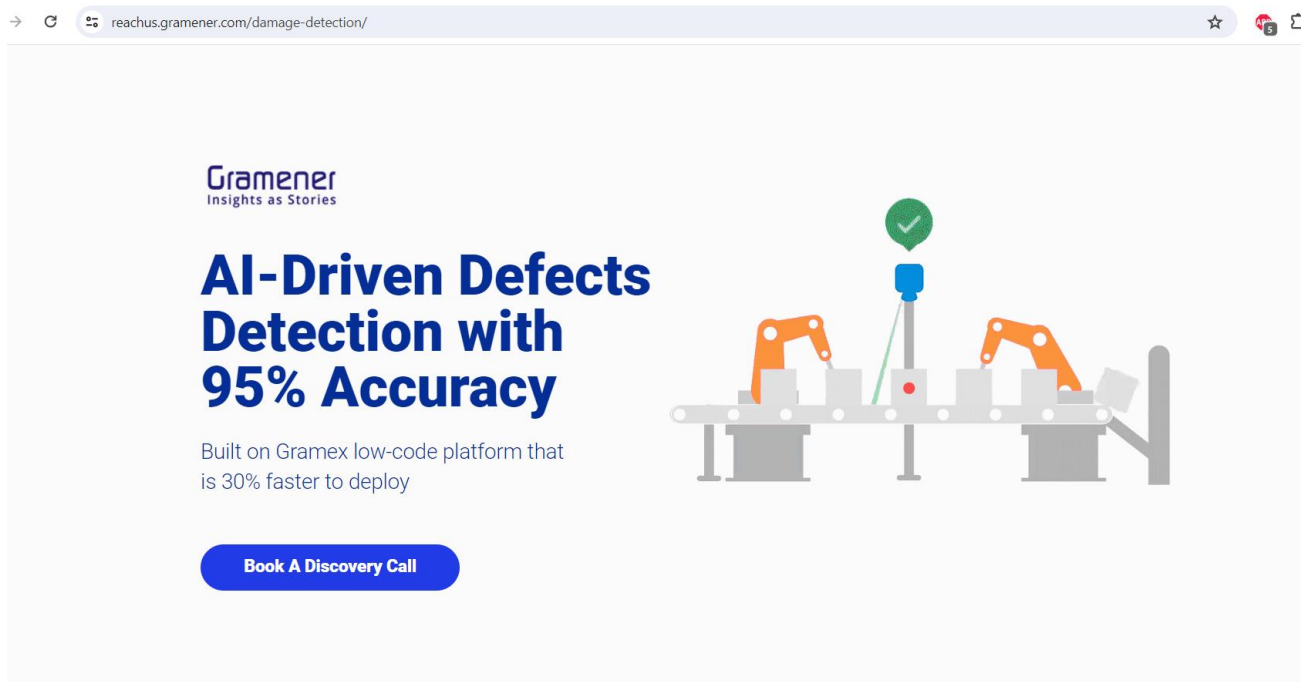


Рисунок 1.3 – Офіційний сайт компанії «Gramener» [10]

Використання системи GPS Trackers. Пакунки, пошкоджені під час транспортування, можуть бути основним джерелом витрат для бренду, яким можна запобігти. За деякими оцінками, до 11% одиничних вантажів надходять до розподільного центру з певним рівнем пошкоджень. За іншими оцінками, кількість пошкоджених пакунків зросла на 19,1% через різке зростання попиту в електронній комерції під час пандемії COVID-19. Зважаючи на те, що виробники щорічно витрачають понад 150 мільярдів доларів на упаковку продукції, уся ця шкода дійсно може накопичуватися, а це означає, що виявлення джерел пошкодження упаковки є важливішим, ніж будь-коли.

Хоча такі витрати, як ремонт, гарантія та витрати на доставку, можуть бути найбільш очевидними, упаковка та продукти, пошкоджені під час транспортування, можуть зашкодити репутації бренду серед споживачів і призвести до прихованих витрат, як-от втрати частки ринку. Щоб усунути це джерело витрат, якому можна запобігти, корисно знати більше про

першопричину цієї шкоди, зокрема про те, коли, де та як це відбувається під час просування продуктів через ланцюг постачання.

Технологія GPS-відстеження забезпечує детальне бачення в режимі реального часу умов упаковки та вигляд продуктів у всьому ланцюжку постачання. Невеликі та відносно доступні GPS-трекери можуть бездротовим способом передавати дані, які допомагають брендам приймати обґрунтовані рішення щодо різноманітних критичних питань, зокрема щодо того, де та коли пошкоджено упаковку. Ці дані включають місцезнаходження, температуру, вологість і, можливо, найголовніше, прискорення, і все це повідомляється точно та в режимі реального часу.

Це розуміння дає цінні підказки, які спрощують ідентифікацію джерел пошкодження упаковки, як перегляд електронної таблиці результатів від трекерів (рисунок 1.4). Для чутливих до температури продуктів дані про температуру від датчиків дають зрозуміти, коли і де відбувається температурний викид, що може допомогти визначити, чи було це спричинено несправністю обладнання чи потрібно переглянути упаковку, щоб забезпечити кращу ізоляцію від температури навколишнього середовища [11].

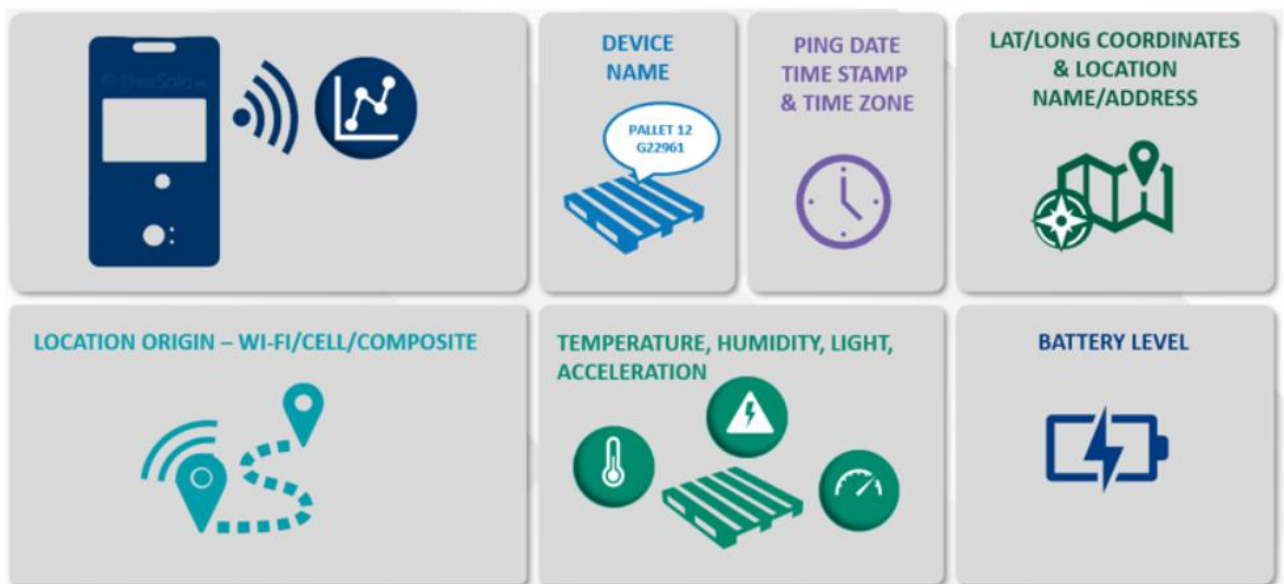


Рисунок 1.4 – Ілюстрація можливостей трекера [11]

Коли повідомляється про пошкодження, це дає фахівцям з упаковки можливість побачити, де і коли сталася аномальна подія, наприклад різке прискорення. Знання того, чи сталася подія, яка спричинила пошкодження, під час транспортування чи на складі чи розподільчому центрі, допомагає визначити, чи проблема полягає в самій упаковці чи в тому, як водії навантажувачів та інші вантажники обробляють упаковку. Якщо пошкодження сталося на складі, позначка часу дозволить керівництву визначити, яка зміна була відповідальною, і навчити співробітників, як краще поводитися з продуктом, зменшуючи кількість пошкоджень, які виникнуть у майбутньому.

«Adept Group» провела аудит витрат клієнта на упаковку та визначила можливість зменшити збитки та заощадити на витратах шляхом перетворення одноразових дерев'яних піддонів на більш довговічні піддони багаторазового використання шляхом незначних змін конструкції. Щоб довести довговічність і потенціал економії модифікованих піддонів, Adept провів пілотну програму, щоб визначити, скільки разів клієнт може використати кожен з них до того, як знос зробить їх непридатними. Кожна з модифікованих піддонів, використаних у пілотному проекті, була оснащена GPS-трекером для забезпечення видимості в реальному часі умов, з якими стикалися піддони під час транспортування.

Трекери надали дані про тривалість транзиту та час перебування в кожному місці по всьому ланцюжку постачання. Вони також забезпечили видимість зіткнень (короткочасних стрибків прискорення) та інших пов'язаних подій, які можуть призвести до пошкоджень. Прототипи піддонів були позначені, щоб чітко відрізнити їх від звичайних піддонів і зв'язати їх з ідентифікаційним номером GPS-трекера на випадок, якщо вони відокремляться.

Щоб досягти цілей щодо економії коштів у проекті, кожна палета має витримати щонайменше три цикли транспортування, при цьому шість циклів вважаються оптимальними. Чотири ключові дані ретельно контролювалися для кожної палети – місцезнаходження за датою/часом, температура, вологість і прискорення. Якщо піддон отримав пошкодження, що обмежило його використання меншою кількістю циклів транспортування, ніж очікувалося,

інженер, який керував проектом, повинен був знати, що спричинило пошкодження, де і коли воно сталося.

Під час пілотного тестування п'ять піддонів зазнали ударів/прискорень, які виходили за межі очікуваного діапазону. Трекер зафіксував величину, місце та час для кожного з цих ударів, що полегшило ідентифікацію джерел пошкодження упаковки. Ці піддони перевіряли, щоб підтвердити пошкодження внаслідок подій, виявивши результати, які варіювалися від розколів деревини до дощок із відсутніми великими шматками. Результатами пілотного експерименту стали покращена конструкція піддонів, яка могла витримати очікуваний діапазон навантажень, а також визначення місць і часу зміни, які спричинили пошкодження поза межами нормального діапазону, що дозволило цим операторам навантажувачів навчитися працювати з багаторазовими навантажувачами. Піддони, не завдаючи непотрібних пошкоджень. Коли модифікований дизайн піддонів було розширено з пілотної програми на всю транспортну операцію клієнта, це заощадило понад 350 000 доларів США на рік.

Це тематичне дослідження було зосереджено на одному конкретному застосуванні GPS-трекерів для моніторингу піддонів, але подібні програми можна використовувати для моніторингу умов у всьому ланцюжку постачання та розподільчому середовищі для упаковки, починаючи від уніфікованих вантажів до доставки окремих посилок електронною комерцією. Знання більше про конкретні умови посилки під час транспортування дає можливість внести зміни в дизайн упаковки та способи транспортування, щоб зменшити дорогі збитки.

Отож, було досліджено предметну область щодо виявлення пошкоджень пакувань поштових відправлень, в рамках якої буде здійснюватись автоматизоване виявлення пошкоджень пакування поштових відправлень підприємства «Нова пошта» для поштових відділень, які обслуговують вантажі до 30 кг. З огляду опрацьованого матеріалу щодо відомих теоретичних підходів, для виявлення пошкоджень пакування поштових відправлень буде використано нейронну мережу CNN, а саме її версію ResNet, яка стійка до проблеми затухаючого градієнта. Отож, звертаючи увагу на недостатній рівень готових

програмних рішень, подальша робота у напрямі автоматизованого виявлення пошкоджень пакування є актуальною.

1.4 Постановка задачі

Метою кваліфікаційної роботи є підвищення ефективності роботи з виявлення пошкоджень пакування за рахунок їх автоматизованого виявлення, що вирішується шляхом розробки методу виявлення пошкоджень пакування поштових відправлень з використанням нейронної мережі, та відповідного програмного забезпечення, що буде використовувати розроблений метод. Для досягнення поставленої мети в рамках виконання кваліфікаційної роботи ставляться наступні завдання:

- провести дослідження предметної області для ідентифікації пошкоджень пакування габаритних поштових відправлень;
- розробити метод виявлення пошкоджень пакування поштових відправлень за зображенням;
- обрати архітектуру нейронної мережі;
- спроектувати структуру інформаційної системи на базі методу виявлення пошкоджень пакування поштових відправлень;
- виконати програмну реалізацію інформаційної системи для автоматизованого виявлення пошкоджень пакування поштових відправлень;
- провести тестування програмного забезпечення;
- виконати дослідження ефективності для розробленого методу.

Розділ 2 Метод виявлення пошкоджень пакування поштових відправлень

2.1 Схеми та етапи методу виявлення пошкоджень пакування поштових відправлень

Метод виявлення пошкоджень пакування поштових відправлень з використанням нейронної мережі призначений для перетворення вхідних даних у вигляді натренованої моделі CNN та тестового зображення для класифікації у вихідні дані у вигляді числової оцінки імовірності наявності пошкодження пакування. Загальна схема методу виявлення пошкоджень пакування поштових відправлень наведена на рисунку 2.1.

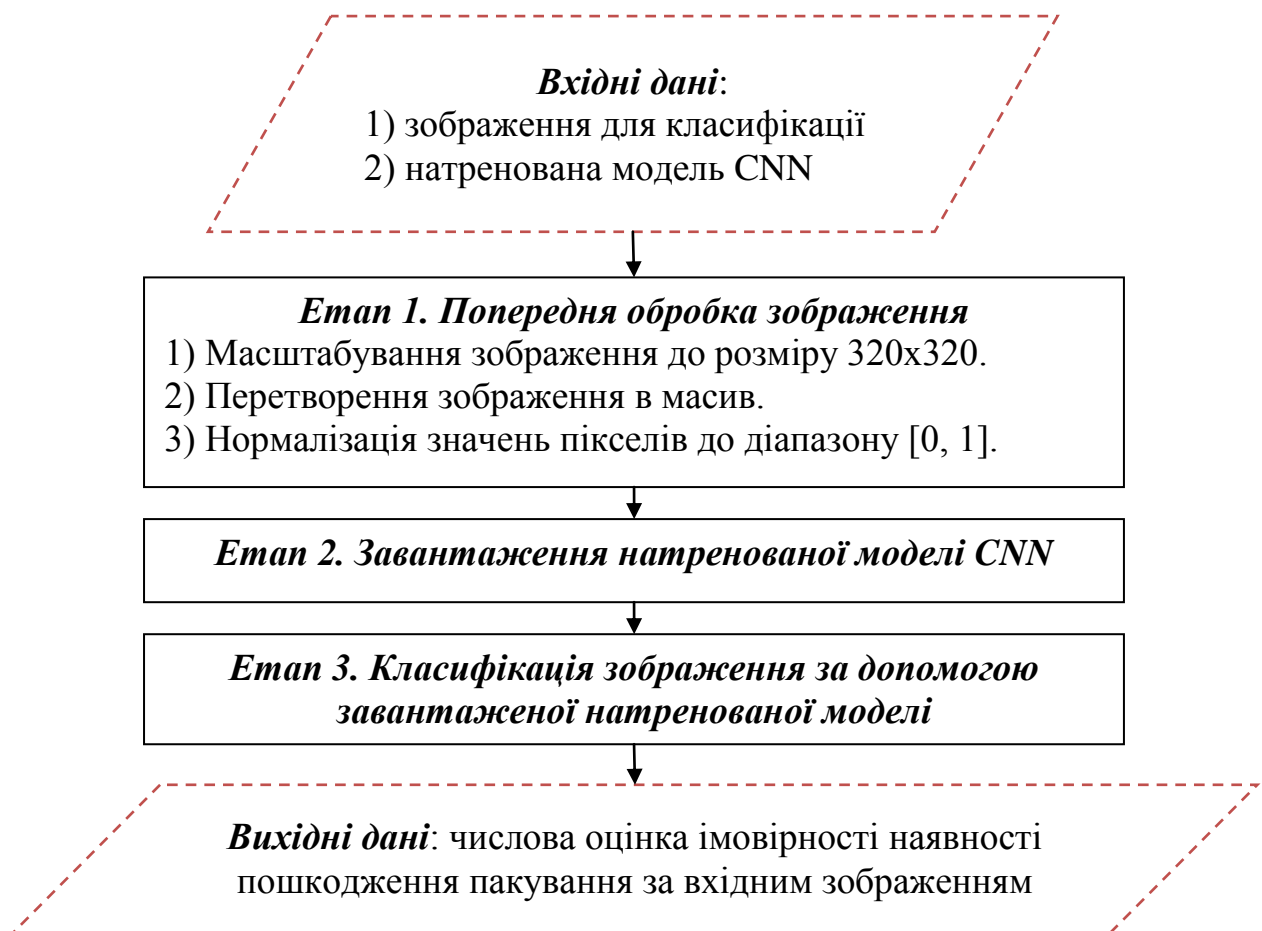


Рисунок 2.1 – Схеми методу виявлення пошкоджень пакування поштових відправлень

Вхідними даними пропонованого методу є зображення для класифікації та натренована модель CNN.

Першим етапом методу є попередня обробка зображення, що включає в себе масштабування зразка до розміру 320 на 320 пікселів, перетворення зображення в числовий масив та нормалізація значень пікселів до діапазону $[0, 1]$.

На другому етапі відбувається завантаження натренованої моделі CNN, яка і буде відповідати за визначення пошкоджень пакування поштових відправлень. Натренована модель CNN взята з вхідних даних.

Третім етапом є класифікація зображення за допомогою завантаженої натренованої моделі CNN, яка як результат надасть вихідні дані у вигляді числової оцінки імовірності наявності пошкодження пакування за вхідним зображенням.

Отже, таким чином наведено метод виявлення пошкоджень пакування поштових відправлень та його основні кроки, який призначений для перетворення вхідної інформації у вигляді попередньо навченої моделі CNN та тестового зразка для класифікації у вихідну інформацію у вигляді числової оцінки ймовірності наявності пошкодження пакування.

2.2 Архітектура нейромережі для виявлення пошкоджень пакування поштових відправлень

Метод виявлення пошкоджень пакування поштових відправлень використовує згорткову нейронну мережу, а саме її різновид ResNet50. Структура нейромережі наведена на рисунку 2.2.

Вхідними даними є зображення для виявлення наявності пошкодження на пакуванні.

Першим шаром нейромережі є ResNet50, заморожений шар ResNet50, який використовується як базова модель для вилучення високорівневих ознак зображення. Тобто ваги не будуть оновлюватися під час навчання.

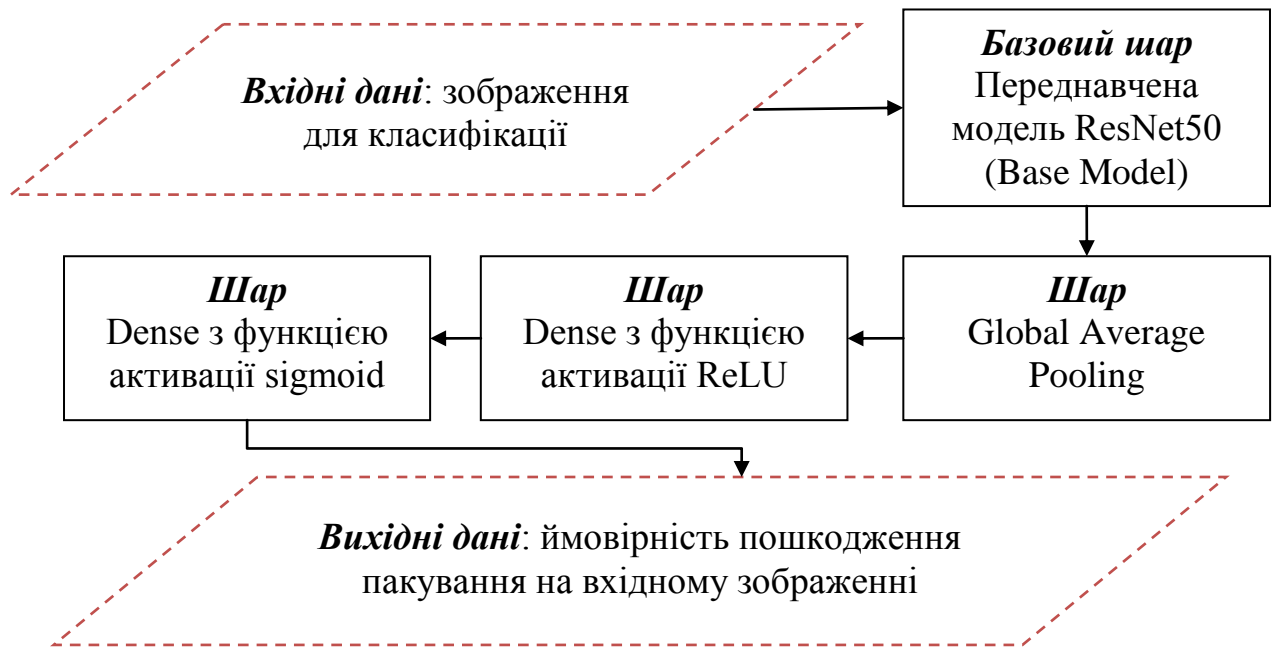


Рисунок 2.2 – Архітектура нейромережі ResNet50 для виявлення пошкоджень пакування поштових відправлень

Наступним шаром моделі є шар глобального середнього пудлінгу, який зменшує розмірність даних, витягаючи середні значення з кожного каналу.

Після шару глобального пулінгу є два повнозв'язні шари Dense. Перший має 512 нейронів та функцію активації ReLU і використовується для вивчення внутрішнього представлення даних. А другий має один нейрон та функцією активації Sigmoid, оскільки використовується для вирішення задачі бінарної класифікації (вихід – ймовірність належності до класу).

Вихідними даними є імовірність пошкодження пакування на вхідному зображенні.

Отже, наведено архітектуру загортової нейромережі, яка буде в подальшому навчена на наборі зображень та складається із чотирьох шарів, включаючи заморожений шар ResNet50, який використовується як базова модель для вилучення високорівневих ознак зображення.

2.3 Інформаційна структура системи виявлення пошкоджень пакування поштових відправлень

Інформаційна система виявлення пошкоджень пакування поштових відправлень має в основі однойменний метод виявлення пошкоджень пакування поштових відправлень, що перетворює вхідні дані у вигляді натренованої моделі CNN та тестового зображення для класифікації у вихідні дані у вигляді числової оцінки імовірності наявності пошкодження пакування складається із трьох підсистем та набору фотографічних зображень. Загальна схема інформаційної системи наведена на рисунку 2.3.

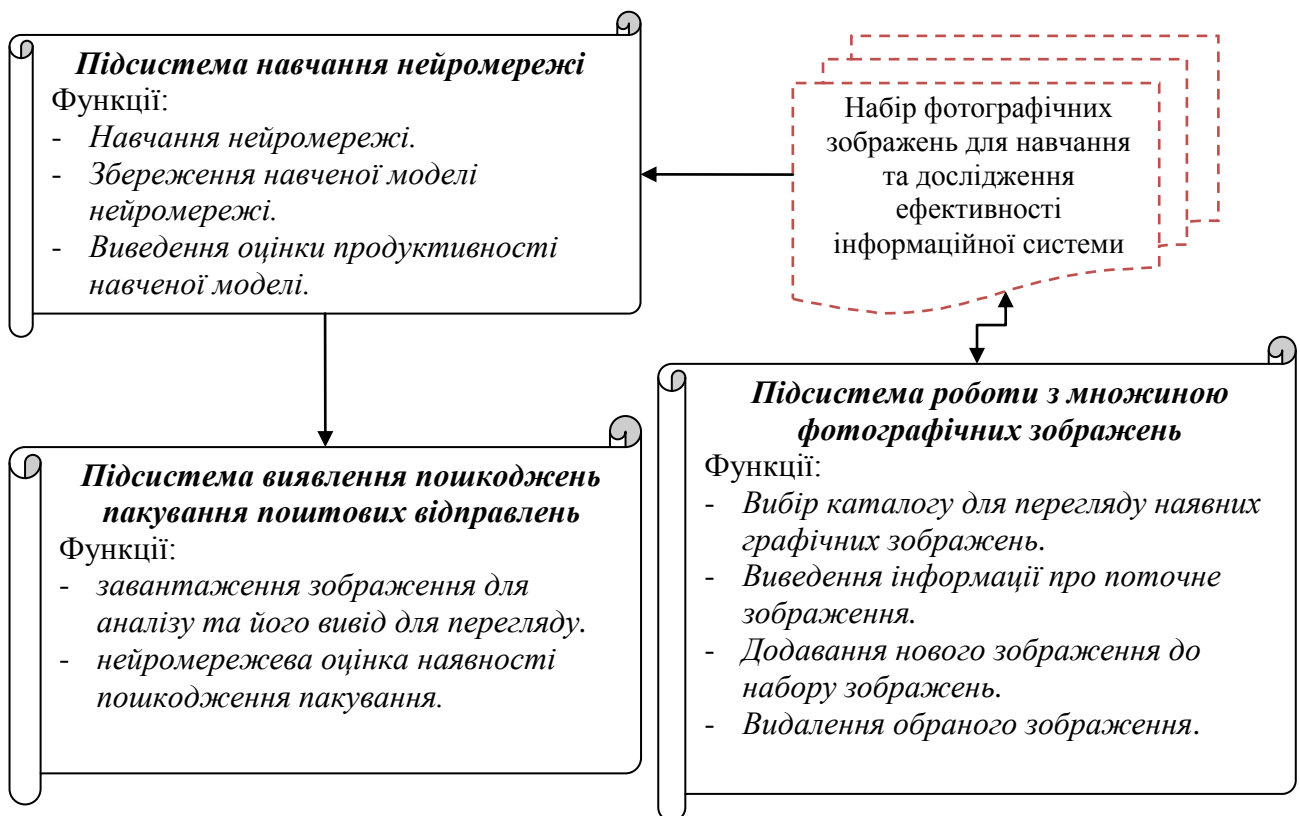


Рисунок 2.3 – Інформаційна структура системи виявлення пошкоджень пакування поштових відправлень

Головною підсистемою є підсистема виявлення пошкоджень пакування поштових відправлень, що використовує навчену нейромережеву модель, отриману від підсистеми навчання нейромережі. Підсистема виявлення

пошкоджень пакування поштових відправлень призначена для ідентифікації наявності пошкоджень пакувань за фотозображенням.

Підсистема навчання нейромережі призначена для навчання та оцінки навчених екземплярів нейромереж, які у подальшому будуть використовуватись підсистемою виявлення пошкоджень пакування поштових відправлень. Результатом роботи даної підсистеми є збережена навчена нейромережева модель.

Підсистема роботи з множиною фотографічних зображень є допоміжною підсистемою, яка дозволяє користувачу здійснювати вибір каталогу для перегляду наявних графічних зображень, бачити виведення інформації про поточне зображення, додавати нове зображення до набору зображень або ж видаляти обране зображення.

Отже, таким чином спроектовано інформаційну структуру системи виявлення пошкоджень пакування поштових відправлень, що складається із трьох підсистем: «Підсистеми роботи з множиною фотографічних зображень», «Підсистеми навчання нейромережі», «Підсистема виявлення пошкоджень пакування поштових відправлень», а також набору графічних зображень. Інформаційна система призначена для реалізації методу виявлення пошкоджень пакування поштових відправлень, що призначений для перетворення вхідних даних у вигляді натренованої моделі CNN та тестового зображення для класифікації у вихідні дані у вигляді числової оцінки імовірності наявності пошкодження пакування.

2.4 Вибір засобів розробки інформаційної системи виявлення пошкоджень пакування поштових відправлень

Відповідно до поставленої мети, необхідно реалізувати прикладне програмне забезпечення на базі методу виявлення пошкоджень пакування поштових відправлень. Для реалізації програмного забезпечення було обрано платформу програмування Python, середовище розробки програмного коду

PyCharm, застосовано бібліотеку Tensorflow та WX для реалізації інтерфейсу програми.

Мова програмування Python, яка завоювала значну популярність, визначається не лише своєю простотою та читабельністю синтаксису, але й виразною універсальністю, що дозволяє ефективно вирішувати різноманітні завдання у сфері розробки програмного забезпечення [12]. Логотип мови програмування наведено на рисунку 2.4.



Рисунок 2.4 – Логотип мови програмування Python [13]

Синтаксична лаконічність Python, що відзначається відсутністю необхідності використання функцій та ключових слів для реалізації конкретних конструкцій, уможливорює високий ступінь зрозумілості коду. Це особливо сприяє зручності для новачків у програмуванні та сприяє швидкому освоєнню мови.

Ще однією вагомою перевагою є велика екосистема бібліотек та модулів для Python, яка розширює його функціональні можливості. Використання цих ресурсів сприяє прискоренню розробки та використанню готових рішень у широкому спектрі проектів [14].

За рахунок підтримки об'єктно-орієнтованого, функціонального та імперативного стилів програмування, Python дозволяє розробникам вибирати

оптимальний підхід для вирішення конкретних задач. Така гнучкість робить мову придатною для реалізації різноманітних концепцій та парадигм.

Необхідно також відзначити кросплатформність. Python, що забезпечує портативність коду між різними операційними системами, що в свою чергу спрощує процес розгортання та підтримки програм в різноманітних середовищах.

Узагальнюючи, Python визначається своєю простотою та лаконічністю, широким спектром бібліотек, гнучкістю підходу до програмування та активною спільнотою розробників, що сприяє постійному розвитку та розширенню його функціональних можливостей.

Для написання програмного коду було обрано IDE PyCharm. PyCharm представляє собою інтегроване середовище розробки для мови програмування Python, спроектоване для надання розробникам ефективного та зручного інструменту для створення програмного забезпечення. Визначаючись високою ступеню функціональності та інтелектуальними можливостями, PyCharm дозволяє значно полегшити процес розробки та підтримки проектів.

Інтерфейс PyCharm орієнтований на інтуїтивне сприйняття, що робить його доступним для розробників на різних рівнях досвіду. Вбудовані інструменти автоматичного доповнення коду, рефакторингу та аналізу великою мірою полегшують написання та оптимізацію програм [15].

Потужні можливості PyCharm включають в себе інтеграцію з системами керування версіями, підтримку віртуальних середовищ, а також якісне тестування коду. Інтелектуальні функції, такі як автоматичне виявлення помилок та підказки під час написання коду, сприяють підвищенню продуктивності розробників.

Окремим плюсом є вбудовані засоби тестування та підтримка різних фреймворків, що сприяє створенню стабільних та надійних програмних продуктів. PyCharm також інтегрується з популярними системами розгортання та має зручний інтерфейс для управління віддаленими ресурсами [16]. Інтерфейс застосунку наведено на рисунку 2.5.

Для написання програмного застосунку із використанням ШІ необхідно застосувати потужності бібліотеки TensorFlow. TensorFlow є відкритою бібліотекою для машинного навчання та глибинного навчання, розробленою компанією Google. Завдяки своїй потужності та гнучкості, TensorFlow займає провідне місце серед інструментів для розробки та тренування нейронних мереж та інших моделей штучного інтелекту.

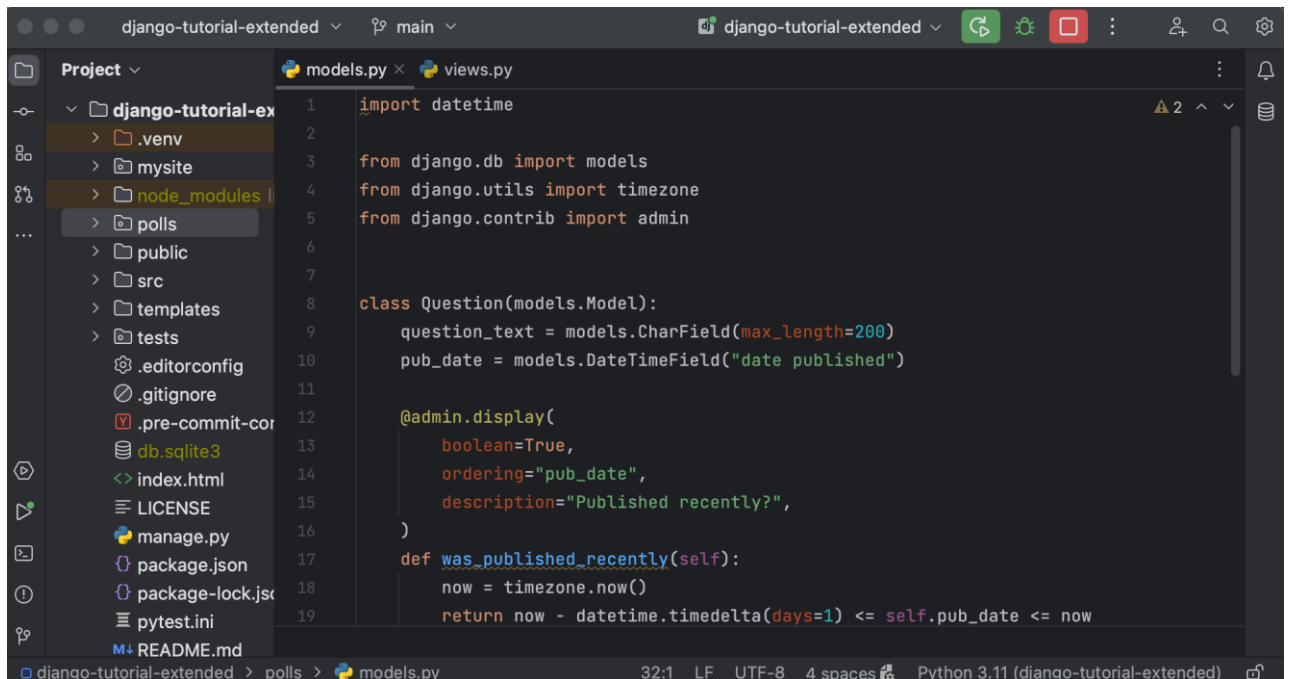


Рисунок 2.5 – Інтерфейс IDE PyCharm [17]

Однією з ключових особливостей TensorFlow є його символічне визначення графів обчислень, що дозволяє ефективно використовувати ресурси та оптимізувати виконання обчислень. Гнучкість у визначенні та використанні графів робить TensorFlow придатним для широкого спектру задач, включаючи великі проекти у галузі глибинного навчання [18].

Бібліотека має широкий спектр модулів та інструментів для роботи з даними, створення та тренування моделей, а також для оцінки та оптимізації їх продуктивності. TensorFlow Keras – високорівневий інтерфейс для створення та тренування нейронних мереж – спрощує розробку моделей та полегшує їх впровадження.

Однією з найважливіших переваг TensorFlow є його масштабованість та підтримка різних платформ, що дозволяє використовувати його для розробки моделей на різних пристроях, включаючи мобільні телефони, вбудовані системи та сервери [19].

TensorFlow також активно використовується в галузі наукових досліджень та додаткових проектах, таких як TensorFlow Lite для мобільних застосунків, TensorFlow.js для використання веб-браузерами та TensorFlow Extended (TFX) для розгортання моделей у великих продукційних середовищах.

Також важливою частиною при розробці програмного застосунку є створення інтуїтивного інтерфейсу. Для цього було обрано бібліотеку wxPython.

wxPython є бібліотекою для створення графічних інтерфейсів користувача (GUI) на мові програмування Python з використанням фреймворку wxWidgets. Вона надає зручні та потужні інструменти для розробки різноманітних додатків з графічним інтерфейсом, від простих вікон до складних програм. Інтерфейс wxPython відзначається своєю кросплатформенністю, що означає, що програми, розроблені з використанням цієї бібліотеки, можуть працювати на різних операційних системах без значних модифікацій. Це робить wxPython привабливим вибором для розробників, які прагнуть створювати кросплатформенні додатки [20].

wxPython надає багато готових елементів інтерфейсу, таких як кнопки, тексти, списки та багато інших, які можна легко використовувати для створення різноманітних GUI. Бібліотека також дозволяє розробникам створювати власні елементи у випадку, коли потрібно специфічне оформлення або функціональність.

wxPython підтримує подвійний механізм, який дозволяє відслідковувати та обробляти події, такі як натискання кнопок або редагування тексту. Це забезпечує динамічність та реакцію програми на взаємодію з користувачем.

Крім того, wxPython має добре організовану документацію та активну спільноту розробників, що полегшує вивчення та вирішення потенційних проблем.

Таким чином, було обрано компоненти для реалізації програмного застосунку на базі методу виявлення пошкоджень пакування поштових відправлень, а саме мову програмування Python, середовище розробки PyCharm, бібліотеку Tensorflow для інтеграції ШІ до застосунку та бібліотеку wxPython для створення користувацького інтерфейсу.

2.5 Вибір набору даних для виявлення пошкоджень поштових відправлень

У рамках навчання нейромережі, що є основою методу виявлення пошкоджень пакування поштових відправлень буде використано «Real Package V1 Image Dataset», що складається із 7047 зображень з пакуваннями [21]. Приклад зображення датасету наведено на рисунку 2.6.



Рисунок 2.6 – Приклади зображень пакування поштових відправлень

Автори датасету пропонують його використовувати для таких завдань:

1. Ефективність поштових послуг. Автоматизація процесу сортування та оцінки пошкоджень у поштових відділеннях, ідентифікуючи кожну посилку,

коробку чи пакет, розрізняючи пошкоджені чи поломки та сортуючи їх відповідно.

2. Обробка багажу в аеропортах. Підвищення безпеки та ефективності в аеропортах шляхом виявлення залишеного без нагляду або підозрілого багажу, моніторингу обробки багажу на наявність потенційних пошкоджень та автоматизації системи транспортування багажу.

3. Інтелектуальна система спостереження. Впровадження інтелектуального спостереження в громадських місцях, таких як парки, автобусні станції чи торгові центри, щоб ідентифікувати та відстежувати такі об'єкти, як валізи, сумки та посилки, для запобігання крадіжкам і виявлення пакетів без нагляду.

4. Автоматизація складу електронної комерції. Підвищення ефективності пакування та доставки на складах шляхом автоматичної ідентифікації, сортування та відстеження пакетів на основі їх класу. Пошкоджені пакунки також можна виявити та вчасно замінити.

5. Послуги доставки та перевезення вантажів. Покращення відстеження та доставки товарів у вантажівках і комерційних автомобілях. Модель може ідентифікувати та контролювати стан посилок під час транспортування, забезпечуючи безпечну та ефективну доставку.

Даний датасет було вручну перебрано, видалено фотографічні зображення пакунків пакетів та доповнено власними зображеннями з пошкодженим та непошкодженим пакуванням. Загалом, загальна кількість зображень склала 4500, 4000 з датасету та 500 авторських. Приклад авторських фото на рисунку 2.7.

Приклад роботи автора щодо вивчення особливостей пошкоджень пакувань та доповнення датасету наведено на рисунку 2.8.



Рисунок 2.7 – Приклади власноруч доданих зображень

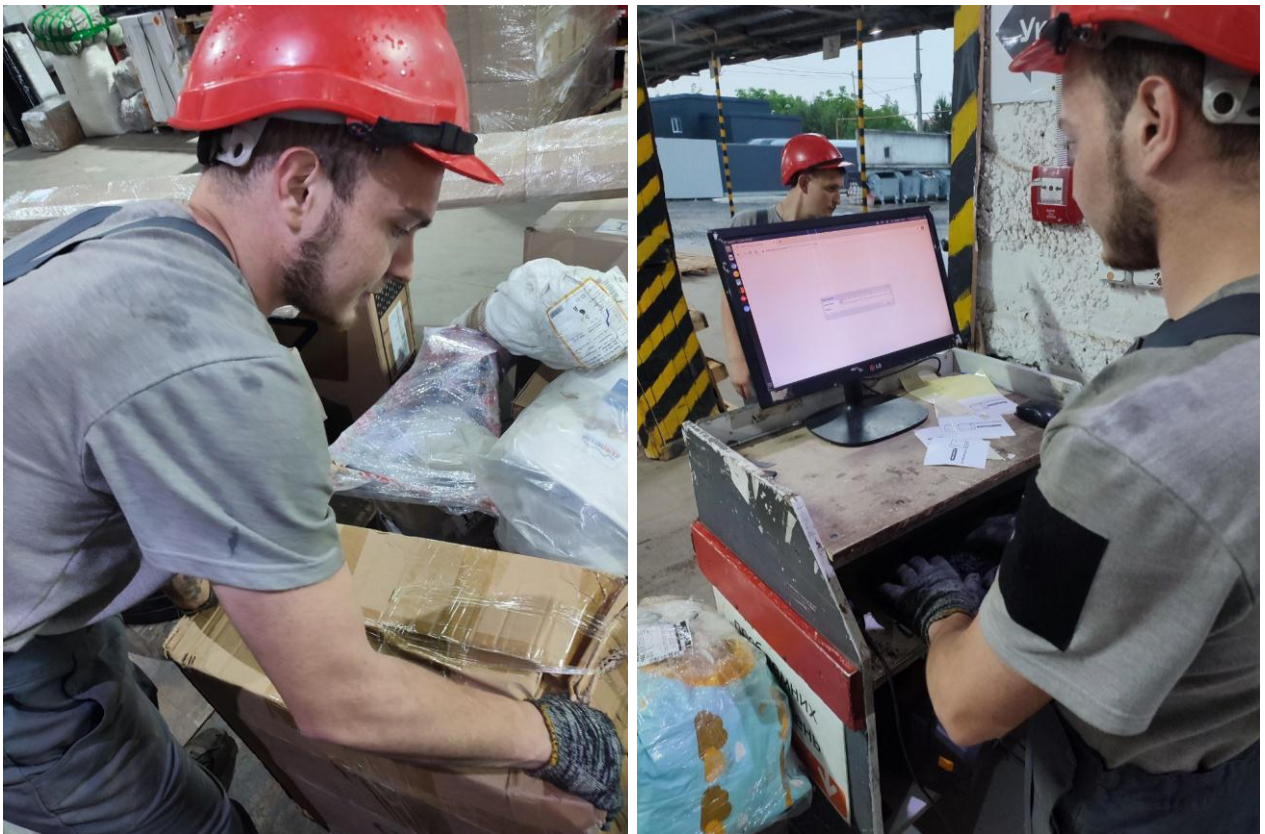


Рисунок 2.8 – Робота автора щодо вивчення особливостей пошкоджень пакувань та доповнення датасету

Отже, для навчання та валідації роботи нейромережі буде використано як базу набір «Real Package V1 Image Dataset», який перебрано та доповнено авторськими зразками. Загальна кількість зображень датасету використаного в роботі складає 4500.

2.6 Вибір метрик оцінки точності нейромережевого виявлення пошкодження пакування

Вибір підходящих метрик допомагає спрямувати увагу на ключові аспекти цілей дослідження. До прикладу, для досягнення мети максимізації точності, потрібно обрати метрику Accuracy, а якщо мета дослідження полягає в уникненні помилкових позитивних результатів, то в такому випадку доцільніше використання метрики Precision [22].

Вимоги до продуктивності моделі можуть варіюватися в залежності від застосування різних додатків. Наприклад, у випадку медичних діагнозів важливо досягти високої чутливості та специфічності, щоб уникнути помилкових діагнозів. Для систем рекомендацій ключовими можуть бути метрики, які відображають точність надання рекомендацій користувачам.

Визначення відповідних метрик також залежить від контексту використання даних для навчання та оцінки моделі. У випадку незбалансованих даних, деякі метрики, наприклад, F1-оцінка, можуть бути більш відповідними, оскільки вони враховують як помилки «false positive», так і помилки типу «false negative» [23].

Існує багато способів оцінити ефективність нейромережевої моделі класифікації, але жоден із них не витримав випробування часом, як матриця плутанини. Вона допомагає оцінити, як працює створена модель і де вона пішла не так, і пропонує вказівки для виправлення обраного шляху. Більшість людей, особливо новачки, які тільки почали розуміти машинне навчання або штучний інтелект, вважають концепцію матриці плутанини дуже «заплутаною». Однак це не так.

Матриця плутанини є інструментом оцінки продуктивності в машинному навчанні, що відображає точність моделі класифікації. Вона відображає кількість справжніх позитивних, справжніх негативних, помилкових позитивних і помилкових негативних результатів. Матриця плутанини допомагає аналізувати

ефективність моделі, виявляти неправильні класифікації та покращувати точність прогнозування.

Матриця плутанини є матрицею $N \times N$, яка використовується для оцінки ефективності моделі класифікації, де N є загальною кількістю цільових класів. Матриця порівнює фактичні цільові значення з прогнозованими значеннями, що отримані моделлю машинного навчання. Це дає цілісне уявлення про те, наскільки добре працює створена модель класифікації та які помилки вона допускає [24].

Для задачі двійкової класифікації ми матимемо матрицю 2×2 , як показано на рисунку 2.9, із 4 значеннями.

		ACTUAL VALUES	
		POSITIVE	NEGATIVE
PREDICTED VALUES	POSITIVE	TP	FP
	NEGATIVE	FN	TN

Рисунок 2.9 – Матриця плутанини [24]

Цільова змінна має два значення: позитивне або негативне. Стовпці представляють фактичні значення цільової змінної. Рядки представляють прогнозовані значення цільової змінної.

Істино-позитивний (TP). Передбачене значення відповідає фактичному значенню, або прогнозований клас відповідає фактичному класу. Фактичне значення було позитивним, і нейронетична модель також передбачила позитивне значення.

Істинно-негативний (TN). Передбачене значення відповідає фактичному значенню, або прогнозований клас відповідає фактичному класу. Фактичне

значення було негативним і навчена нейромережева модель передбачила негативне значення.

Хибно-позитивний результат (FP) – помилка типу I. Прогнозована приналежність була помилково передбаченою. Фактичне значення було негативним, але нейромережева модель передбачила позитивне значення. Також відома як помилка типу I.

Помилково-негативний (FN) – помилка типу II. Прогнозована приналежність була помилково передбаченою. Фактичне значення було позитивним, проте нейромережева модель передбачила негативне значення. Також відома як помилка типу II.

Для валідації моделі методу виявлення пошкоджень пакування поштових відправлень з використанням нейронної мережі буде використано такі метрики, як: Accuracy, Loss Function, матриця плутанини.

Accuracy (точність) є методом визначення ефективності класифікаційної моделі, який зазвичай виражається у відсотках. Він визначається кількістю прогнозів, в яких передбачене значення збігається з істинним значенням. Accuracy визначається як бінарний параметр (істина/хибність) для конкретного набору даних [22]. Часто цей показник відображається на графіку і відслідковується під час навчання, хоча його значення часто пов'язане з загальною або кінцевою точністю моделі.

Функція втрат (loss function), або ж функція витрат (cost function), враховує ймовірність або ступінь невизначеності прогнозу, враховуючи, наскільки прогноз відрізняється від істинного значення. Це забезпечує більш деталізоване уявлення про ефективність моделі. Вона також часо прослідковується на етапі навчання моделі.

У відміну від точності, функція витрат не виражається у відсотках, а представляє собою суму помилок, здійснених для кожного елемента в навчальному або валідаційному наборі даних. Втрати часто використовуються під час процесу навчання для пошуку «найкращих» значень параметрів моделі

(наприклад, ваг у нейронній мережі). Основною метою у процесі навчання є мінімізація цього значення.

Отже, у якості метрик для навчання моделі CNN, що є складовою методу виявлення пошкоджень пакування поштових відправлень буде використано такі метрики, як: Accuracy, Loss Function, матриця плутанини. Використання даного набору метрик дасть можливість як слідкувати за процесом навчання нейронної мережі, так і оцінити отриманий результат.

Висновки до другого розділу

В ході виконання другого розділу було створено метод виявлення пошкоджень пакування поштових відправлень та описано його основні кроки. Метод призначений для перетворення вхідної інформації у вигляді попередньо навченої моделі CNN та тестового зразка для класифікації у вихідну інформацію у вигляді числової оцінки ймовірності наявності пошкодження пакування.

Наведено архітектуру CNN, яка буде в подальшому навчена на наборі зображень та складається із чотирьох шарів, включаючи заморожений шар ResNet50, який використовується як базова переднавчена модель для вилучення високорівневих ознак зображення.

Спроектовано інформаційну структуру системи виявлення пошкоджень пакування поштових відправлень, яка складається із трьох підсистем: «Підсистеми роботи з множиною фотографічних зображень», «Підсистеми навчання нейромережі», «Підсистема виявлення пошкоджень пакування поштових відправлень», а також набору графічних зображень. Інформаційна система призначена для реалізації методу виявлення пошкоджень пакування поштових відправлень, що призначений для перетворення вхідних даних у вигляді натренованої моделі CNN та тестового зображення для класифікації у вихідні дані у вигляді числової оцінки ймовірності наявності пошкодження пакування.

Для реалізації програмного застосунку на базі методу виявлення пошкоджень пакування поштових відправлень, було обрано мову програмування Python, середовище розробки PyCharm, бібліотеку Tensorflow для інтеграції ШІ до застосунку та бібліотеку wxPython для створення користувацького інтерфейсу.

Для проведення навчання та валідації роботи нейромережі CNN буде використано як базу набір «Real Package V1 Image Dataset», який перебрано та доповнено авторськими зразками. Загальна кількість зображень датасету, що буде використано в роботі складає 4500.

Метриками для оцінки навчання моделі CNN, що є складовою методу виявлення пошкоджень пакування поштових відправлень буде використано: Accuracy, Loss Function та матрицю плутанини.

Розділ 3 Програмна реалізація інформаційної системи виявлення пошкоджень пакування поштових відправлень

3.1 Структура та функціональне призначення програмних складових системи

Інформаційна система виявлення пошкоджень пакування поштових відправлень, що реалізує однойменний метод виявлення пошкоджень пакування поштових відправлень з використанням нейронної мережі, який перетворює вхідні дані у вигляді натренованої моделі CNN та тестового зображення для класифікації у вихідні дані у вигляді числової оцінки імовірності наявності пошкодження пакування складається з трьох підсистем та набору фотографічних зображень. Діаграма класів інформаційної системи наведена на рисунку 3.1.

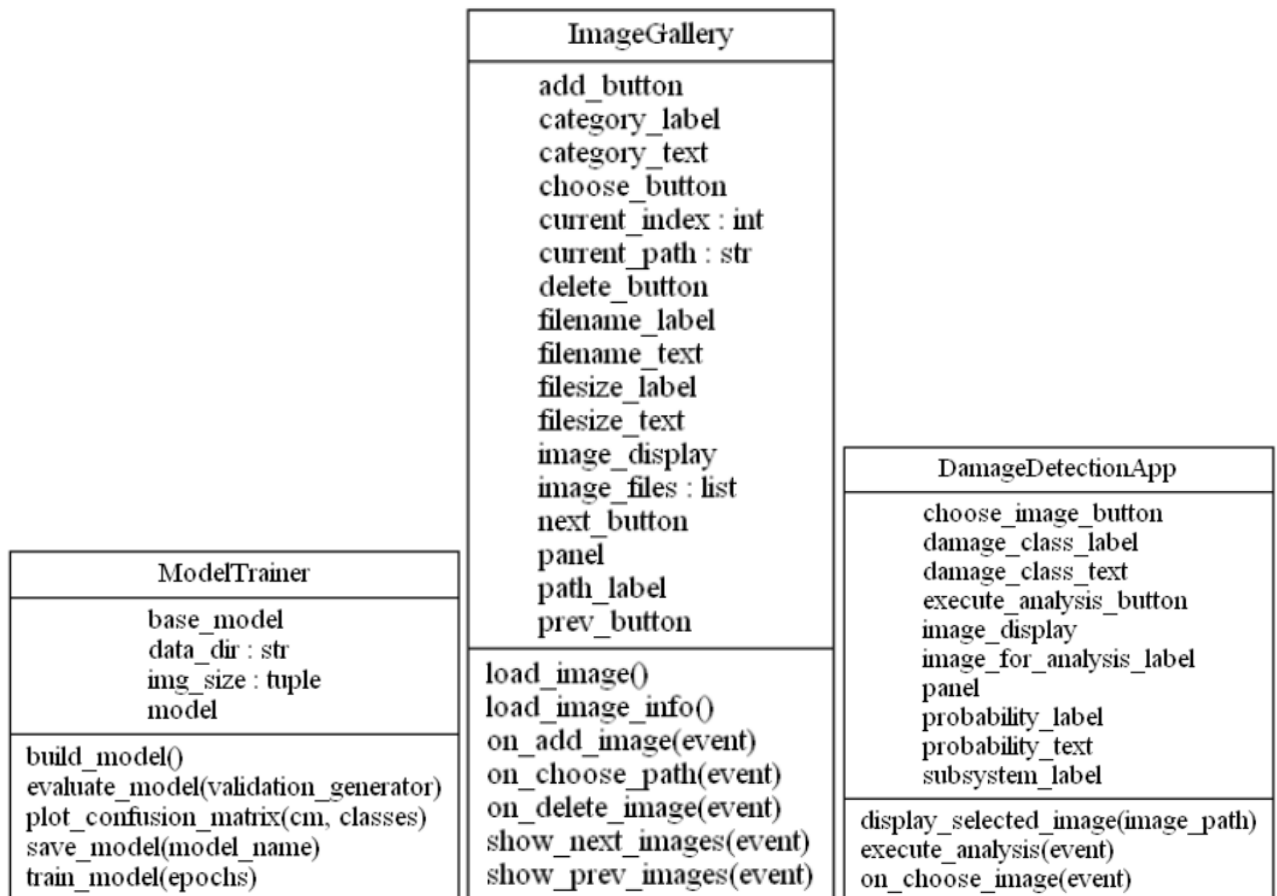


Рисунок 3.1 – Діаграма класів інформаційної системи

Для реалізації «Підсистеми роботи з множиною фотографічних зображень» спроектовано клас «ImageGalery», що реалізовує такі основні функції:

- вибір каталогу для перегляду наявних графічних зображень (метод «load_image()»);
- виведення інформації про поточне зображення (метод «load_image_info()»);
- додавання нового зображення до набору зображень (метод «on_add_images()»);
- видалення обраного зображення (метод «on_delete_images()»).

Для реалізації «Підсистеми навчання нейромережі» спроектовано відповідний клас «ModelTrainer», який призначений для виконання таких функцій:

- навчання нейромережі (метод «build_model()» та «train_model()»);
- збереження навченої моделі нейромережі(метод «save_model()»);
- виведення оцінки продуктивності навченої моделі (метод «evaluate_model()»).

Для реалізації «Підсистеми виявлення пошкоджень пакування поштових відправлень» спроектовано відповідний клас «DamageDetectionApp», який призначений для виконання таких функцій:

- завантаження зображення для аналізу та його вивід для перегляду (метод on_choose_image() та display_selected_image());
- нейромережева оцінка наявності пошкодження пакування (метод execute_analysis()).

Отже, таким чином спроектовано програмну структуру інформаційної системи та описано функціональне призначення програмних складових системи виявлення пошкоджень пакування поштових відправлень, що складається з трьох основних класів «DamageDetectionApp», «ModelTrainer», «ImageGalery».

3.2 Особливості реалізації програмних складових системи

На основі спроектованої програмної архітектури інформаційної системи виявлення пошкоджень пакування поштових відправлень, яка є реалізацією запропонованого однойменного методу виявлення пошкоджень пакування поштових відправлень здійснюється реалізація складових частин.

Для коректної роботи спершу здійснюється реалізація «Підсистеми навчання нейромережі», на базі відповідного класу «ModelTrainer». Дана підсистема не має графічного інтерфейсу користувача і є допоміжною, проте ключовою складовою. Результатом її роботи є збережена навчена нейромережа, яка буде слугувати вхідними даними для головної підсистеми виявлення пошкоджень пакування поштових відправлень.

Метод `build_model()` призначений для побудови і компіляції глибокої нейронної мережі (CNN) для вирішення задачі виявлення пошкоджень пакування поштових відправлень з використанням переданої базової нейромережевої моделі (ResNet50). Спершу створюється об'єкт моделі `Sequential`, що представляє собою послідовність шарів в нейронній мережі, до якого по черзі входять шари. Першим шаром є додавання базової моделі ResNet50. Наступним шаром додається шар глобального середнього пулінгу, який зменшує просторові розміри вхідних даних, взявши середнє значення по всіх позиціях. Після шару пулінгу до моделі додається повнозв'язний шар з 512 нейронами і функцією активації ReLU. Аналогічно додається вихідний повнозв'язний шар з одним нейроном, що використовує функцію активації `sigmoid`. Оскільки це бінарна класифікація (виявлене або не виявлене пошкодження), `sigmoid` використовується для отримання ймовірності виходу класу наявності пошкодження. Компілюється модель з використанням оптимізатора Adam, функції втрати `binary_crossentropy` і метрики точності для оцінки продуктивності моделі.

Після запуску даної складової у консолі буде відображатись процес тренування нейромережі (рисунок 3.2).

```

15/15 [=====] - 74s 5s/step - loss: 1.0888 - accuracy: 0.5000 - val_loss: 0.7209 - val_accuracy: 0.6422
Epoch 2/20
15/15 [=====] - 68s 5s/step - loss: 0.7869 - accuracy: 0.5517 - val_loss: 0.6666 - val_accuracy: 0.6422
Epoch 3/20
15/15 [=====] - 69s 5s/step - loss: 0.6528 - accuracy: 0.6509 - val_loss: 0.6347 - val_accuracy: 0.6422
Epoch 4/20
15/15 [=====] - 67s 5s/step - loss: 0.6541 - accuracy: 0.6422 - val_loss: 0.6468 - val_accuracy: 0.7414
Epoch 5/20
15/15 [=====] - ETA: 0s - loss: 0.6537 - accuracy: 0.6422

```

Рисунок 3.2 – Процес тренування нейромережі CNN

Метод `train_model()` забезпечує весь процес тренування моделі з використанням генераторів даних для тренувального та валідаційного наборів, а також використання аугментації зображень для підвищення робастності моделі. Реалізований метод має ряд особливостей. В рамках методу створюються об'єкти `ImageDataGenerator`, які використовуються для аугментації зображень в тренувальному та валідаційному наборах відповідно. Аугментація – це процес створення нових зображень шляхом застосування різноманітних трансформацій до оригінальних зображень, що допомагає покращити загальну здатність моделі до різних вхідних даних.

Також створюються генератори для тренувального та валідаційного наборів даних відповідно. Генератори є ітераторами, які постачають партії даних моделі під час тренування. Вони використовують `ImageDataGenerator` для автоматичного завантаження та аугментації зображень з відповідних каталогів даних.

Метод `fit()` використовується для тренування моделі. Модель тренується за допомогою генератора тренувальних даних (`train_generator`) протягом вказаної кількості епох (в рамках виконання роботи кількість епох варіювалась від 10 до 30).

Метод `evaluate_model()` використовується для оцінки продуктивності побудованої моделі на валідаційних даних, виводячи звіт про класифікацію, матрицю плутанини та візуалізацію цієї матриці (рисунок 3.3).

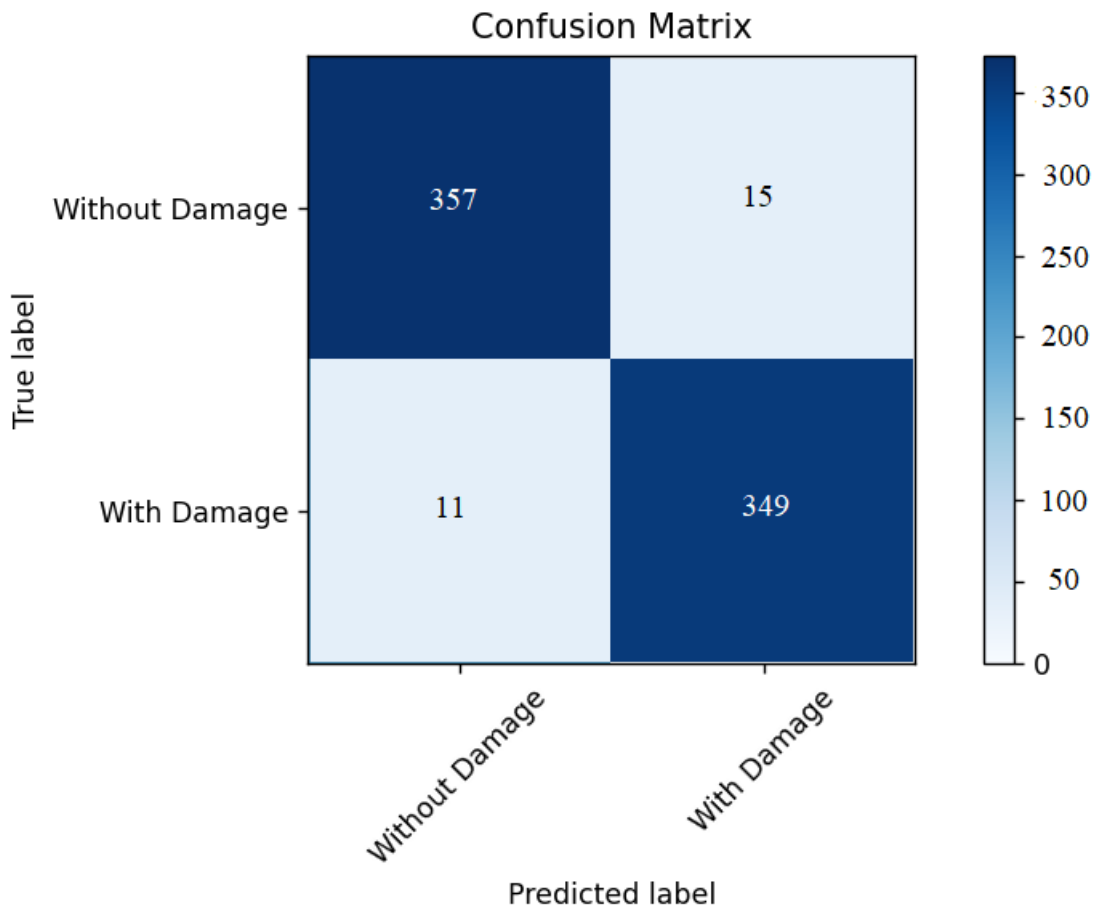


Рисунок 3.3 – Вивід матриці плутанини

В основі підсистеми, що відповідає за виявлення пошкоджень пакування лежить використання неймережі, що була навчена на базі підсистеми навчання неймережі. Дана підсистема вже має графічний інтерфейс користувача, який написаний за допомогою використання бібліотеки «WX».

Метод `on_choose_image()` відкриває діалогове вікно вибору файлу для обрання зображення, отримує шлях обраного файлу та викликає метод для відображення обраного зображення.

Метод `execute_analysis()`, призначений для виконання аналізу обраного зображення і встановлення відповідних значень для класу пошкодження та ймовірності. Інтерфейс програмної складової наведено на рисунку 3.4.

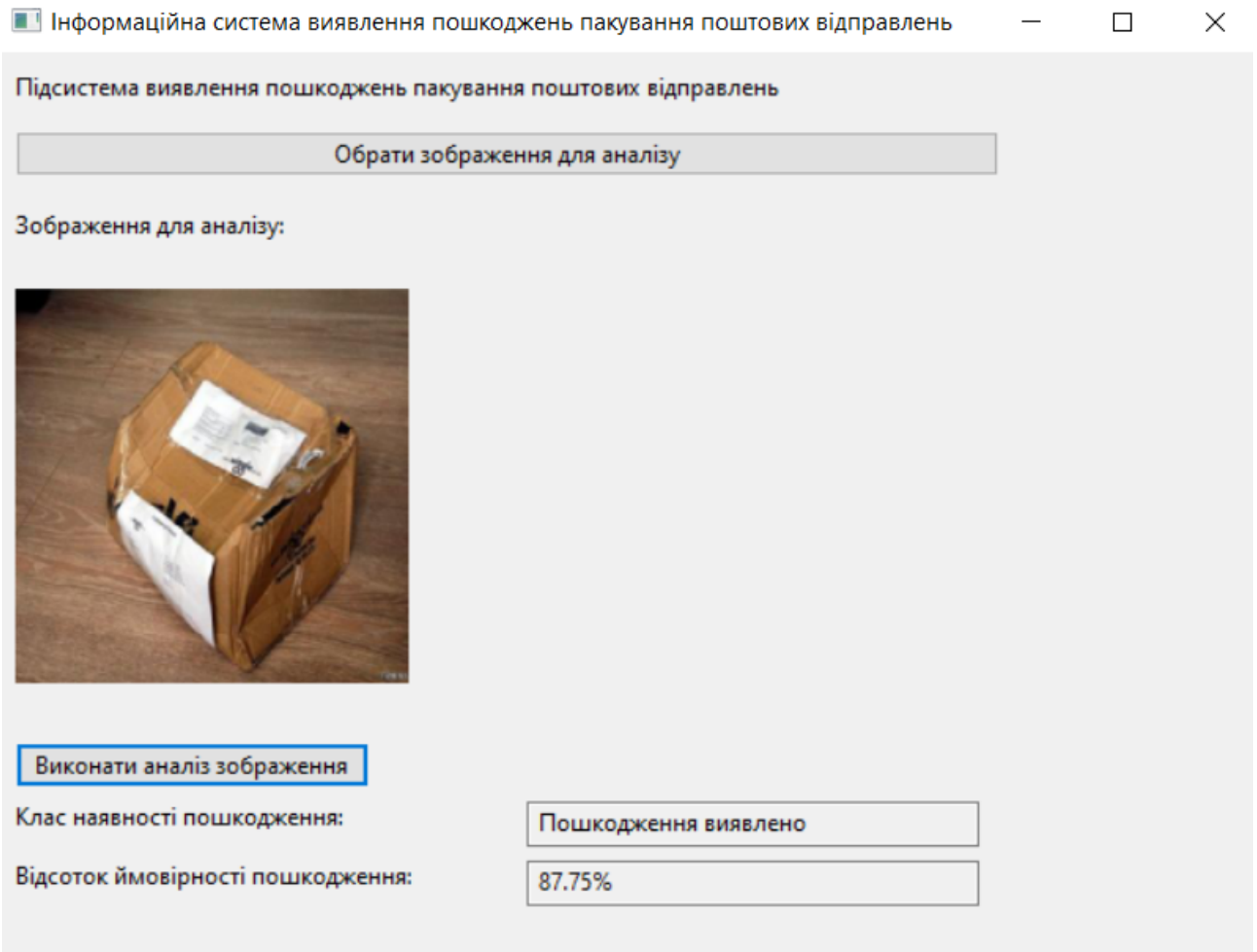


Рисунок 3.4 – Інтерфейс підсистеми виявлення пошкоджень пакування відправлень

Отже, було здійснено реалізацію складових інформаційної системи виявлення пошкоджень пакування поштових відправлень, що складається із трьох класів, які відповідають за реалізацію підсистем.

3.3 Тестування інформаційної системи виявлення пошкоджень пакування поштових відправлень

Створена інформаційна система виявлення пошкоджень пакування поштових відправлень протестована засобами тест-кейсів з метою виявлення можливих помилок в роботі.

Спершу є потреба дослідити ефективність модуля з навчання нейромережі – «Підсистеми навчання нейромережі». Відповідно, першим

тестовим випадком є перевірка початку навчання нейромережі. Кроки тестового випадку наведені у таблиці 3.1.

Таблиця 3.1 – Тест-кейс 00001

Тест-кейс ID: 00001	Приорітет: 1	Створено: 20.02.2024, Куфлевський Є.
Назва: Перевірка початку навчання нейромережі		
Кроки		Очікуваний результат
1. Відкрити програмний модуль «Підсистеми навчання нейромережі» 2. Встановити параметри кількості епох в 20, розмір батча в 32 3. Натиснути на кнопку «Запуск»		Старт процесу навчання у вигляді проходження епох в консолі
Результат виконання тест-кейсу: перевірку пройдено успішно.		

Після запуску застосування та виконання кроків, описаних у таблиці 3.1, можна переконатись, що навчання моделі розпочалось. Результат зображено на рисунку 3.5.

```
8/8 [=====] - 74s 9s/step - loss: 0.9920 - accuracy: 0.5474 - val_loss:
Epoch 2/20
8/8 [=====] - ETA: 0s - loss: 0.7516 - accuracy: 0.5991
```

Рисунок 3.5 – Старт процесу навчання нейромережі

Наступним тестовим випадком буде перевірка збереження навченої моделі CNN у файловій системі. Кроки тестового випадку наведені у таблиці 3.2.

Після запуску застосування та виконання кроків, детально описаних у таблиці 3.2, можна переконатись, що навчена нейромережева модель коректно зберігається у файловій системі. Результат зображено на рисунку 3.6.\

Таблиця 3.2 – Тест-кейс 00002

Тест-кейс ID: 00002	Приоритет: 1	Створено: 21.02.2024, Куфлевський Є.
Назва: Перевірка збереження навченої моделі CNN		
Кроки		Очікуваний результат
<ol style="list-style-type: none"> 1. Відкрити програмний модуль «Підсистеми навчання нейромережі» 2. Встановити параметри кількості епох в 20, розмір батча в 32 3. Натиснути на кнопку «Запуск» 4. Перевірити по завершенні навчання у папці проєкта наявність збереженої моделі 		<p>Старт процесу навчання у вигляді проходження епох в консолі</p> <p>У файловій системі в папці проєкта збережено навчену нейромережеву модель.</p>
Результат виконання тест-кейсу: перевірку пройдено успішно.		

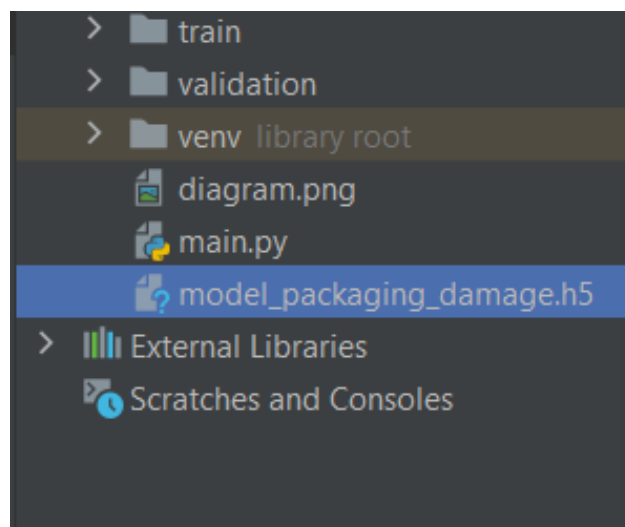


Рисунок 3.6 – Результат збереження навченої моделі нейромережі

Наступним тестовим випадком буде перевірка перегляду зображень датасету підсистеми роботи з множиною фотографічних зображень, яка є допоміжною підсистемою, що дозволяє користувачу здійснювати вибір каталогу для перегляду наявних графічних зображень, бачити виведення інформації про поточне зображення, додавати нове зображення до набору зображень або ж видаляти обране зображення. Кроки тестового випадку наведені у таблиці 3.3.

Таблиця 3.3 – Тест-кейс 00003

Тест-кейс ID: 00002	Приорітет: 1	Створено: 21.02.2024, Куфлевський Є. А.
Назва: Перевірка можливості перегляду зображень датасету		
Кроки		Очікуваний результат
1. Відкрити програмний модуль «Підсистеми роботи з множиною фотографічних зображень»		Відкрився графічний інтерфейс модуля
2. Натиснути кнопку «Обрати шлях до набору зображень»		Відкрилось діалогове вікно
3. В діалоговому вікні обрати шлях до папки з пошкодженими пакуваннями.		Обрано шлях до каталогу
4. Перевірити відображення зображень в формі		Зображення з каталогу відображаються на екрані по одному
Результат виконання тест-кейсу: перевірку пройдено успішно.		

Після запуску застосування та виконання кроків, що детально описані у таблиці 3.3, можна зробити висновок, що у користувача є можливість перегляду зображень обраного датасета. Результат зображено на рисунку 3.7.

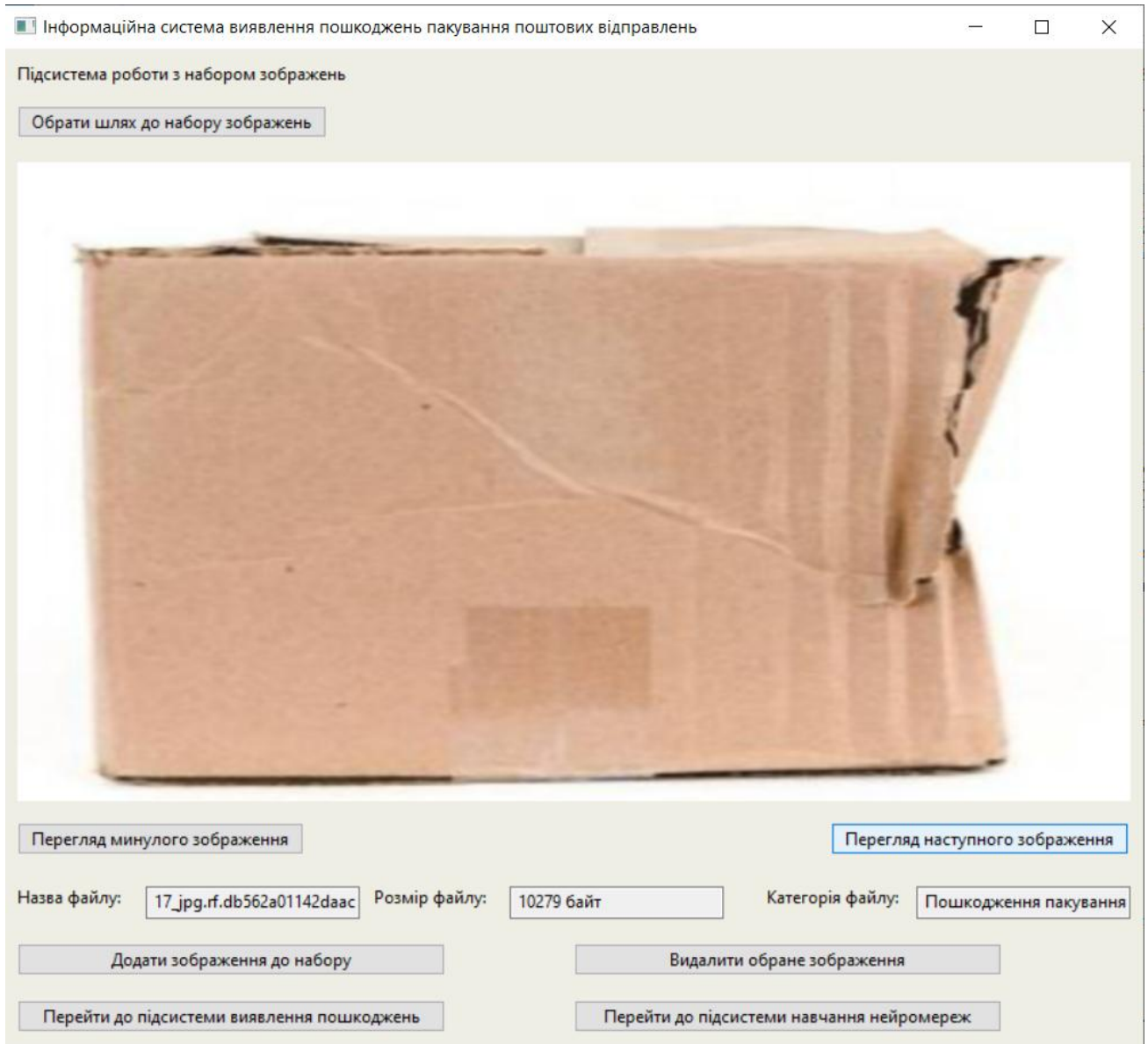


Рисунок 3.7 – Перегляд зображень датасету

Наступним тестовим випадком буде перевірка можливості додавання нового зображення до набору зображень. Кроки тест-кейса наведено в таблиці 3.4.

Після запуску застосування та виконання кроків, що детально описані у таблиці 3.4, можна зробити висновок, що у користувача є можливість перегляду зображень обраного датасета та можливість додавати нові зображення у робочий датасет.

Таблиця 3.4 – Тест-кейс 00004

Тест-кейс ID: 00004	Приоритет: 1	Створено: 21.02.2024, Куфлевський Є. А.
Назва: Перевірка можливості додавання нового зображення до набору зображень		
Кроки		Очікуваний результат
1. Відкрити програмний модуль «Підсистеми роботи з множиною фотографічних зображень»		Відкрився графічний інтерфейс модуля
2. Натиснути кнопку «Обрати шлях до набору зображень»		Відкрилось діалогове вікно
3. В діалоговому вікні обрати шлях до папки з пошкодженими пакуваннями.		Обрано шлях до каталогу, з яким в поточний момент буде працювати користувач
4. Натиснути кнопку «Додати зображення до набору»		Відкрилось діалогове вікно
5. В діалоговому вікні обрати шлях до папки з якої потрібно додати зображення до основного набору та обрати зображення.		Обрано шлях до файлу, який потрібно додати
6. Перевірити у файловому провіднику наявність доданого зображення		Додане зображення відображається у файловому провіднику
Результат виконання тест-кейсу: перевірку пройдено успішно.		

Результат відображення доданого користувацького зображення наведено на рисунку 3.8, з чого можна зробити висновок що заявлений функціонал працює коректно.

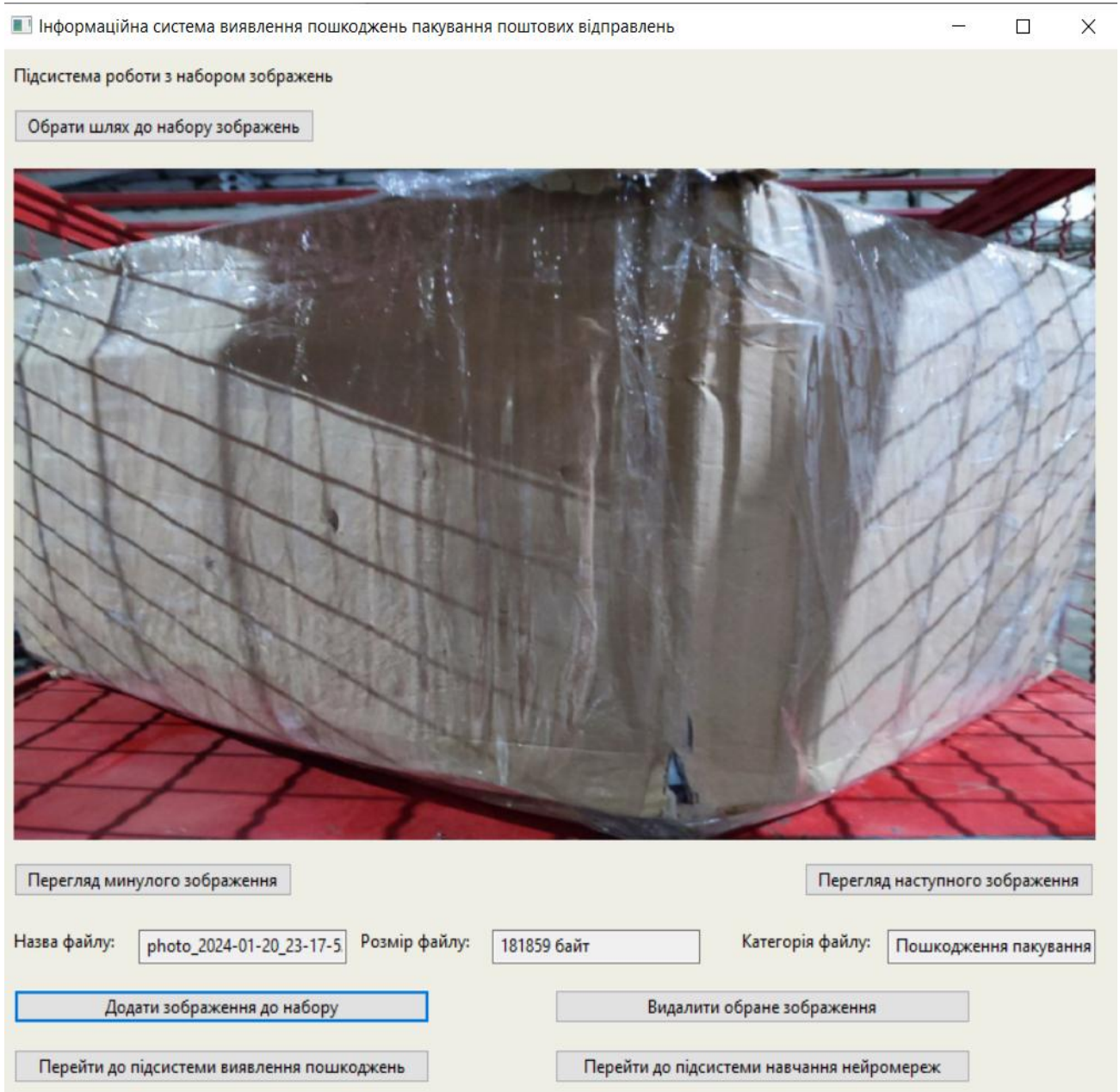


Рисунок 3.8 – Додавання користувацького зображення до робочого набору

Наступним тестовим випадком буде перевірка функціональності головної підсистеми виявлення пошкоджень пакування поштових відправлень, що використовує навчену нейромережеву модель, отриману від підсистеми навчання нейромережі. Підсистема виявлення пошкоджень пакування поштових відправлень призначена для ідентифікації наявності пошкоджень пакувань за фотозображенням. Кроки тестового випадку для перевірки коректності виявлення пошкоджень пакувань за обраним фотографічним знімком наведено у таблиці 3.5.

Таблиця 3.5 – Тест-кейс 00005

Тест-кейс ID: 00005	Приоритет: 1	Створено: 24.02.2024, Куфлевський Є. А.
Назва: Перевірка коректності виявлення пошкоджень пакувань за обраним фотографічним знімком		
Кроки		Очікуваний результат
1. Відкрити програмний модуль «Підсистеми виявлення пошкоджень пакування поштових відправлень»		Відкрився графічний інтерфейс модуля підсистеми виявлення пошкоджень пакування поштових відправлень
2. Натиснути кнопку «Обрати зображення для аналізу»		Відкрилось діалогове вікно
3. В діалоговому вікні обрати шлях до зображення для аналізу, що містить пошкодження пакування.		Обране зображення для аналізу відображено на формі користувача
4. Натиснути кнопку «Виконати аналіз зображення»		Результат виконання аналізу наведено на формі. Висновок містить «Пошкодження виявлено»
5. Перевірити коректність виконаного аналізу		
Результат виконання тест-кейсу: перевірку пройдено успішно.		

Після запуску застосування та виконання кроків, що описані у таблиці 3.5, можна переконатися, що тест виконався успішно. Результат коректного аналізу користувацького зображення щодо виявлення пошкоджень наведено на рисунку 3.9.

Аналогічним чином було протестовано коректність зразків зображень без пошкоджень. Їх програма також ідентифікує коректно. Отже, функціональність головного модуля відповідає заявленій.

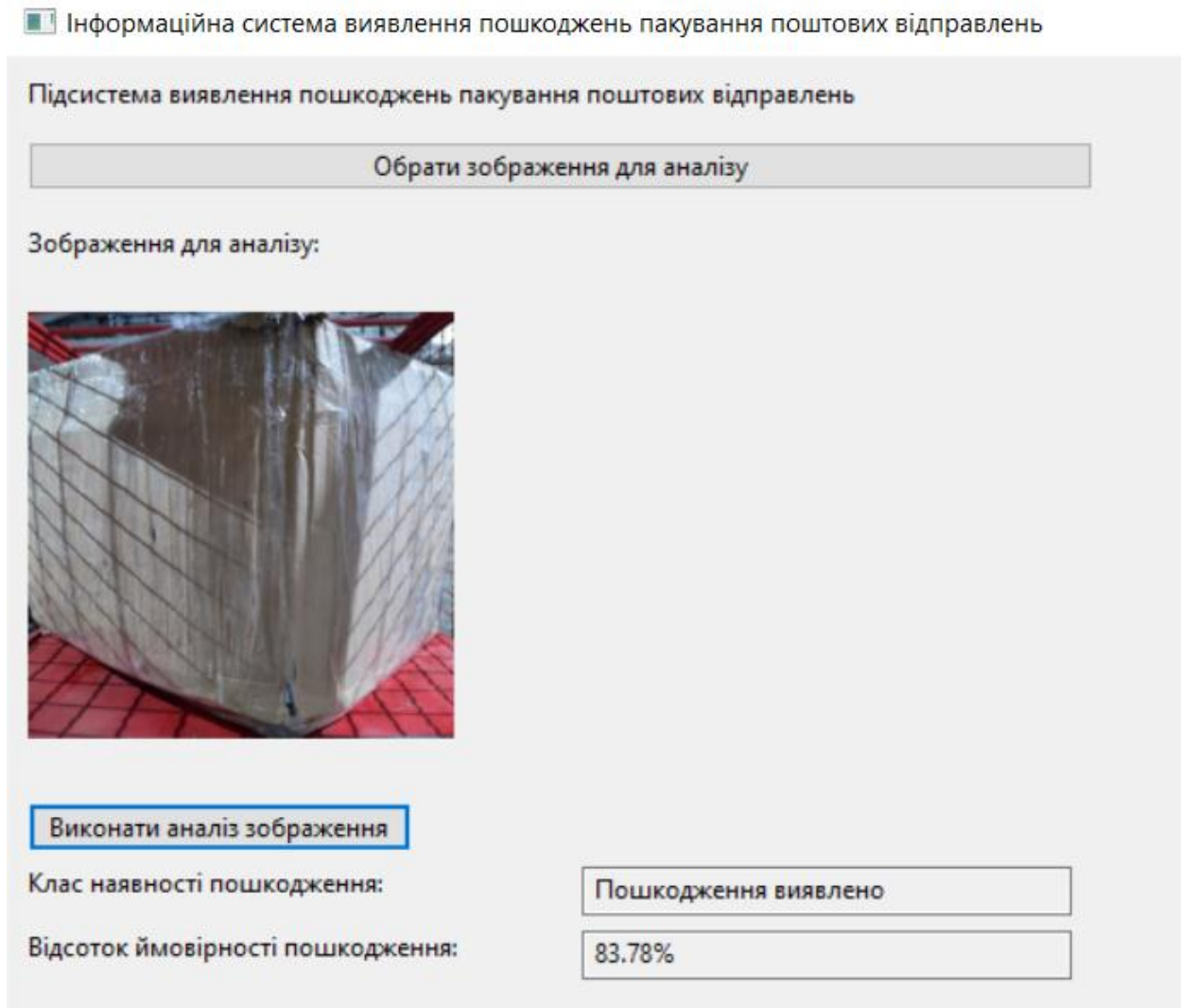


Рисунок 3.9 – Виконання аналізу зображення з наявним пошкодженням пакування

Отже, використовуючи засоби тест-кейс тестування, було протестовано інформаційну систему виявлення пошкоджень пакування поштових відправлень, що складається з трьох основних класів «DamageDetectionApp», «ModelTrainer», «ImageGalery» та реалізовує однойменний метод виявлення пошкоджень пакування поштових відправлень з використанням нейронної мережі. За проведеним тестуванням некоректно працюючих функцій не виявлено. Весь функціонал працює згідно до поставлених завдань.

3.4 Аналіз функціональності інформаційної системи виявлення пошкоджень пакування поштових відправлень

Для забезпечення зручності користування програмним застосунком на основі методу виявлення пошкоджень пакування поштових відправлень з використанням нейронної мережі сформувавши інструкцію користувача, що дозволить правильно налагодити роботу та досягти бажаних результатів. Перш за все необхідно навчити нейронну мережу і зберегти навчену модель, або обрати в програмі для завантаження базові навчені версії. Програмне забезпечення для навчання нейромережі не має графічного інтерфейсу, тому зміни потрібно робити прямо у програмному коді. Потрібно налаштувати шлях до папки з навчальним набором даних, кількість епох навчання та розмір батча. Кількість епох навчання доречно брати від 10, а розмір батча від 16. Налаштування параметрів нейромережі наведено на рисунку 3.10

```
def train_model(self, epochs=20):
    train_datagen = ImageDataGenerator(rescale=1./255, shear_range=0.2, zoom_range=0.2, horizontal_flip=True)
    validation_datagen = ImageDataGenerator(rescale=1./255)

    train_generator = train_datagen.flow_from_directory(
        os.path.join(self.data_dir, 'train'),
        target_size=self.img_size,
        batch_size=32,
        class_mode='binary'
    )
```

Рисунок 3.10 – Налаштування параметрів нейромережі

Після налаштування параметрів слід запустити застосунок, та дочекатись завершення навчання. Ілюстрація процесу навчання наведена на рисунку 3.11.

По завершенні процесу навчання буде збережено навчену модель, виведено статистику та матрицю плутанини (рисунок 3.12), яка дозволяє оцінити якість навчання моделі.

```

29/29 [=====] - 22s 671ms/step - loss: 0.4590 - accuracy: 0.8319 - val_loss: 0.1256 - val_accuracy: 0.9698
Epoch 2/20
29/29 [=====] - 18s 612ms/step - loss: 0.2162 - accuracy: 0.9224 - val_loss: 0.0916 - val_accuracy: 0.9569
Epoch 3/20
29/29 [=====] - 22s 752ms/step - loss: 0.1952 - accuracy: 0.9267 - val_loss: 0.0929 - val_accuracy: 0.9483
Epoch 4/20
29/29 [=====] - 23s 789ms/step - loss: 0.2225 - accuracy: 0.9310 - val_loss: 0.0571 - val_accuracy: 0.9784
Epoch 5/20
29/29 [=====] - 21s 746ms/step - loss: 0.1065 - accuracy: 0.9569 - val_loss: 0.0332 - val_accuracy: 0.9871
Epoch 6/20
29/29 [=====] - 21s 734ms/step - loss: 0.1903 - accuracy: 0.9267 - val_loss: 0.0313 - val_accuracy: 0.9871
Epoch 7/20
23/29 [=====>.....] - ETA: 2s - loss: 0.1157 - accuracy: 0.9565

```

Рисунок 3.11 – Процес навчання CNN

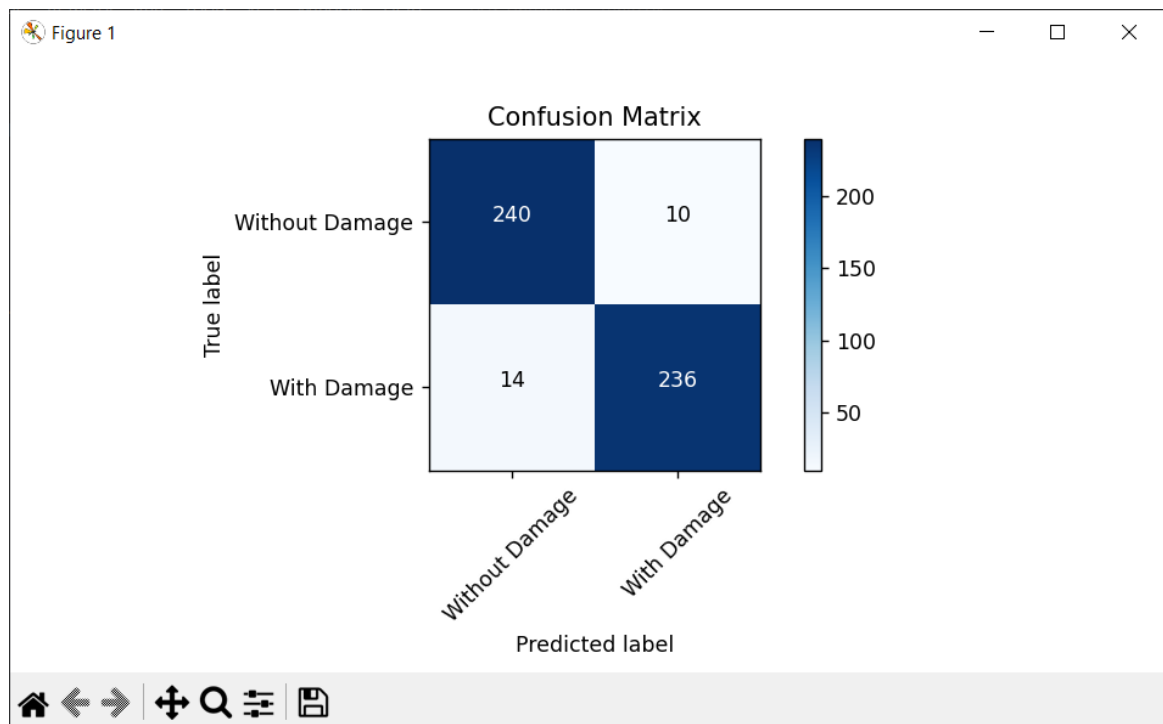


Рисунок 3.12 – Матриця плутанини для валідаційної вибірки

Після завершення навчання навчена модель зберігається до файлової системи та придатна до використання з інших застосунків.

Для зручності користування застосунком, інші підсистеми мають графічний інтерфейс користувача.

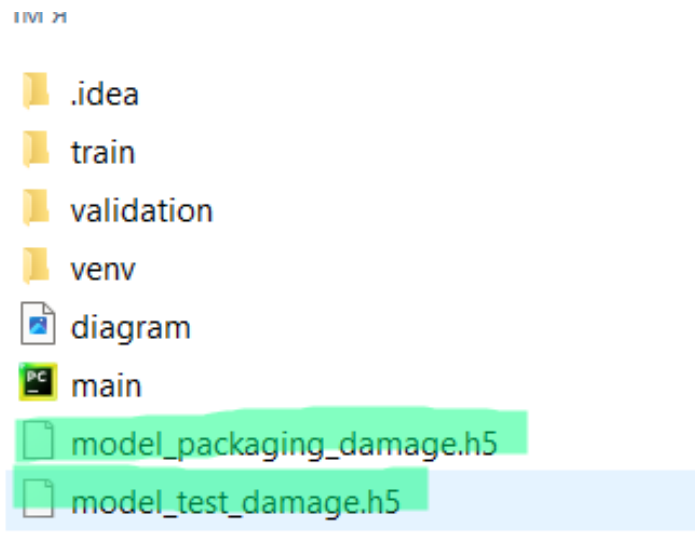


Рисунок 3.13 – Збережені нейромережеві моделі

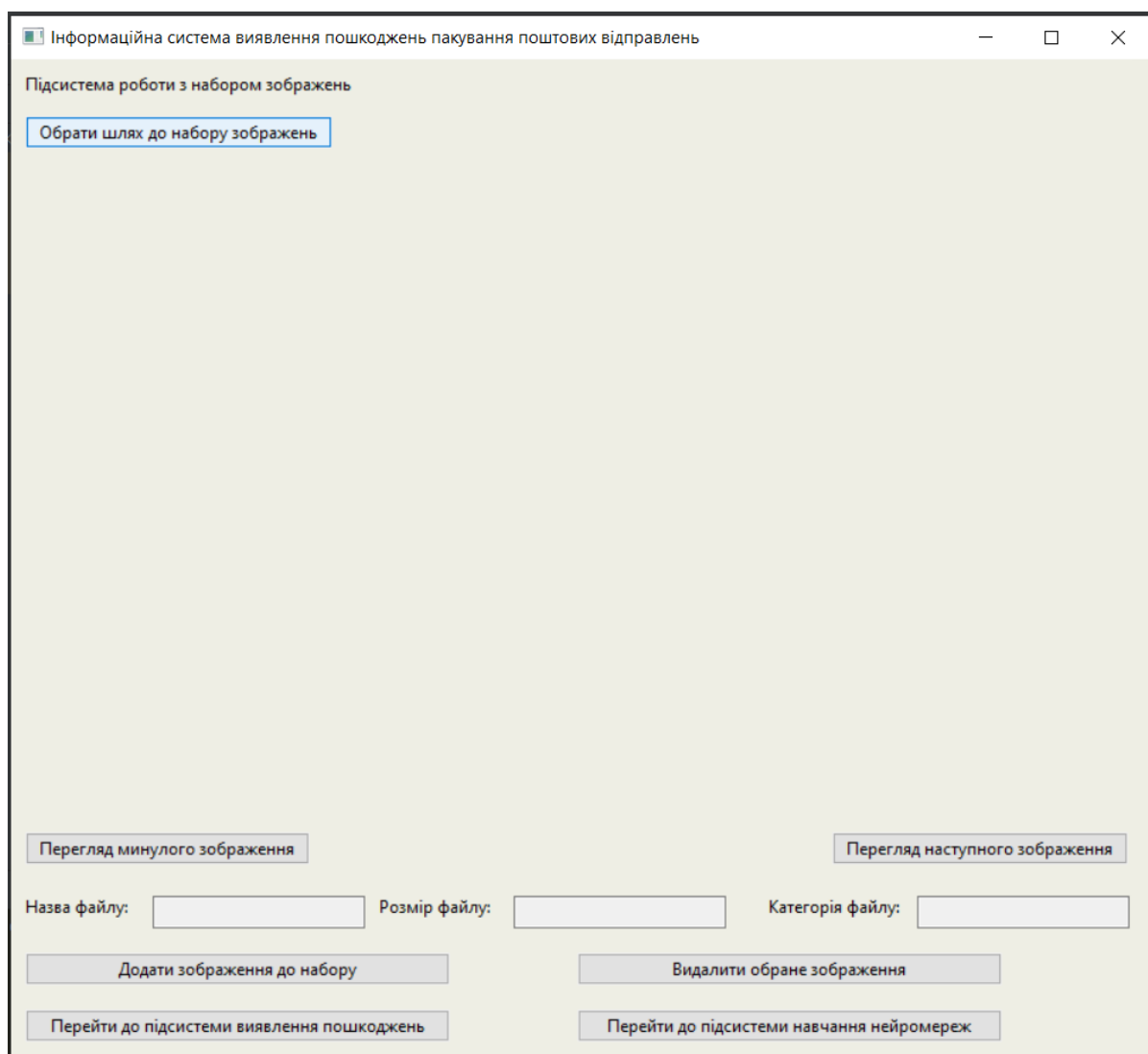


Рисунок 3.14 – Вигляд підсистеми роботи з набором зображень

Підсистема роботи з множиною фотографічних зображень є допоміжною підсистемою, що дозволяє користувачу здійснювати вибір каталогу для перегляду наявних графічних зображень, бачити виведення інформації про поточне зображення, додавати нове зображення до набору зображень або ж видаляти обране зображення. Головний екран підсистеми наведено на рисунку 3.14.

Перш за все необхідно обрати шлях до набору зображень, з яким буде працювати користувач. Для цього необхідно натиснути на кнопку «Обрати шлях до набору зображень», та з діалогового вікна обрати каталог для роботи (рисунок 3.15).

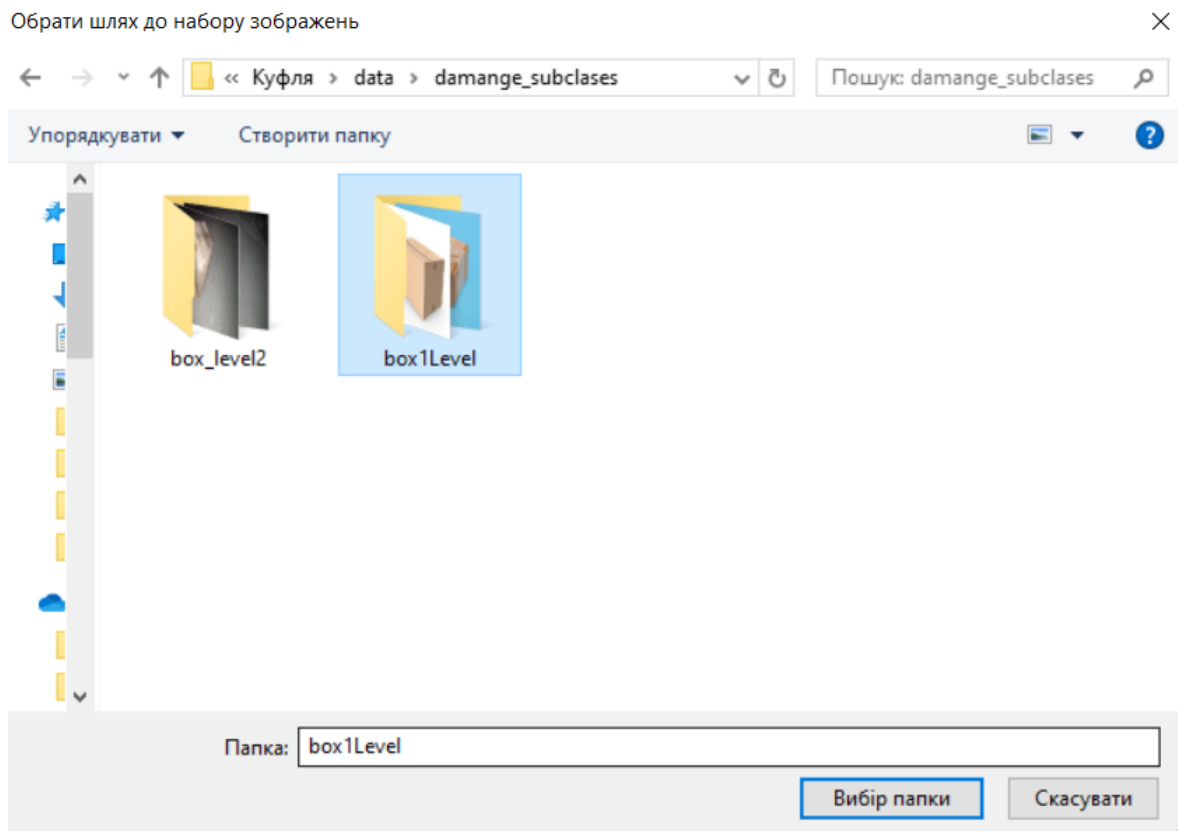


Рисунок 3.15 – Вибір каталогу для роботи з набором зображень

Після чого у програмі можна здійснювати перегляд наявних зображень та працювати з ними (видаляти, додавати нові). Вигляд режиму перегляду зображень наведено на рисунку 3.16.

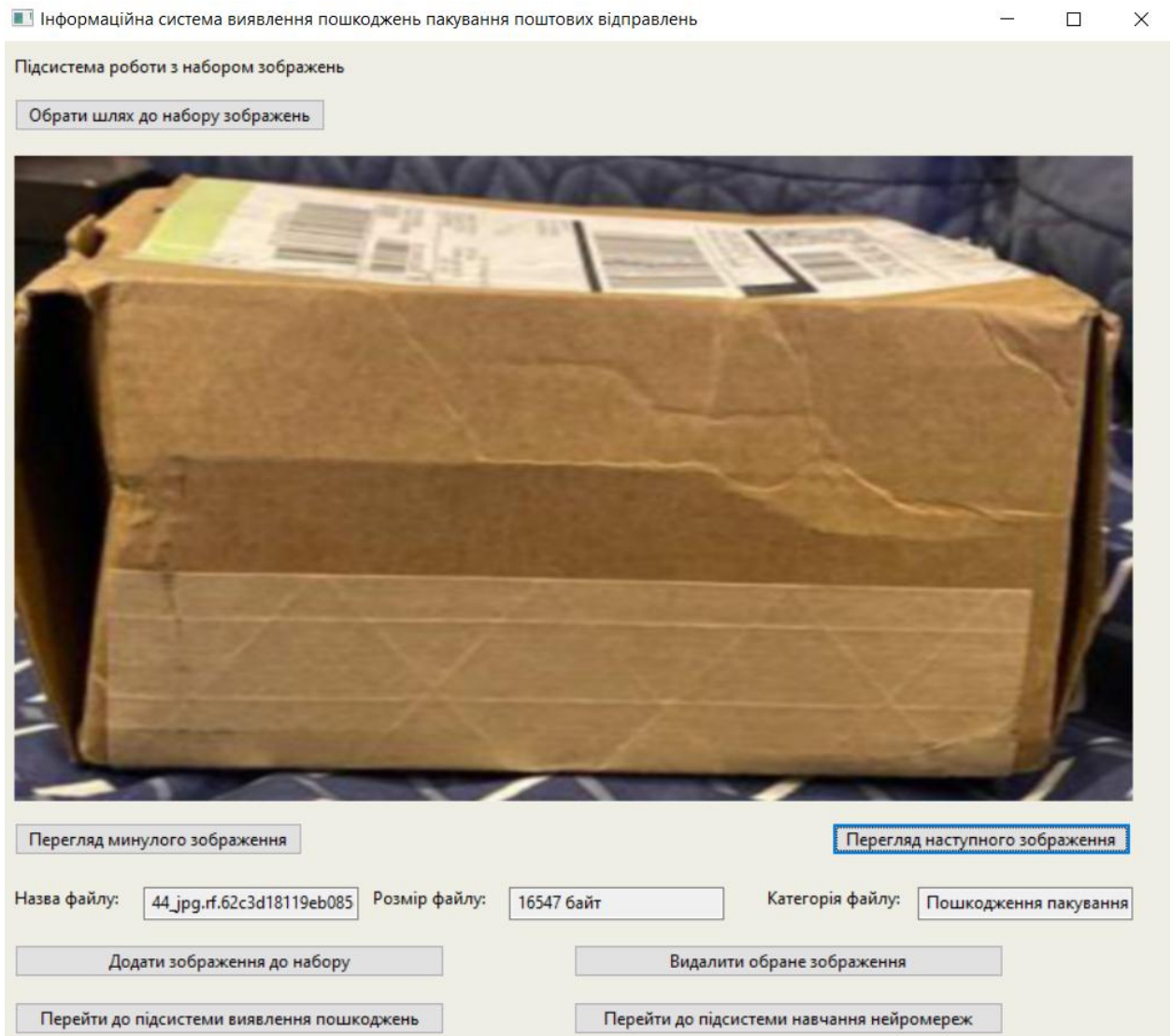


Рисунок 3.16 – Вигляд режиму перегляду зображень

Для перегляду наступного зображення потрібно натиснути кнопку «Перегляд наступного зображення», щоб переглянути попереднє, потрібно натиснути на кнопку «Переглянути попереднє зображення».

Для додавання нового зображення до набору необхідно натиснути кнопку «Додати зображення до набору». Відкриється діалогове вікно, в якому необхідно вказати шлях до зображення, яке необхідно додати до набору зображень (рисунок 3.17).

ення для додавання до набору

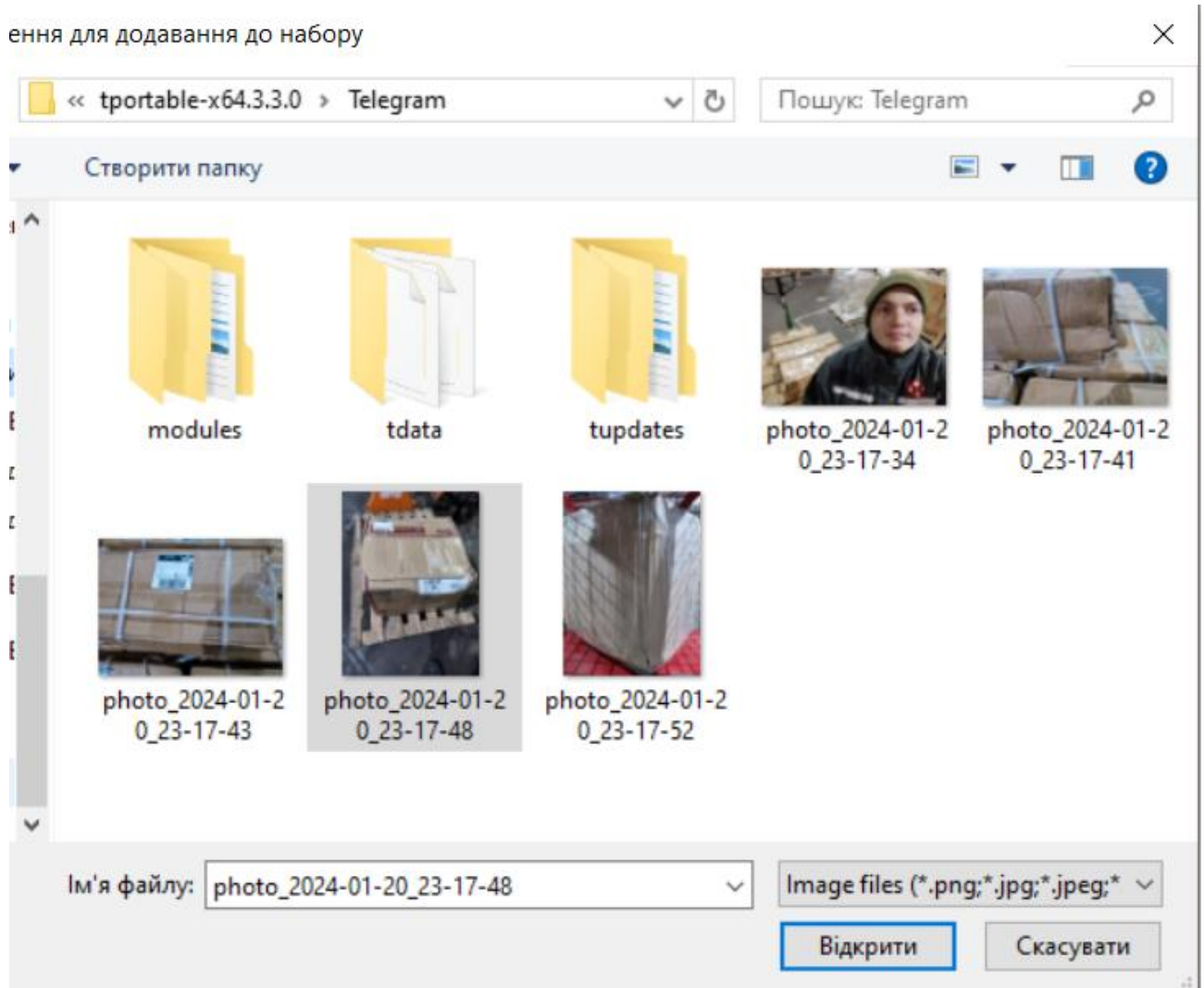


Рисунок 3.17 – Процес додавання зображення до набору зразків

Для видалення зображення необхідно натиснути на кнопку «Видалити обране зображення», в такому випадку обране зображення буде видалено з робочого каталогу (рисунок 3.18).

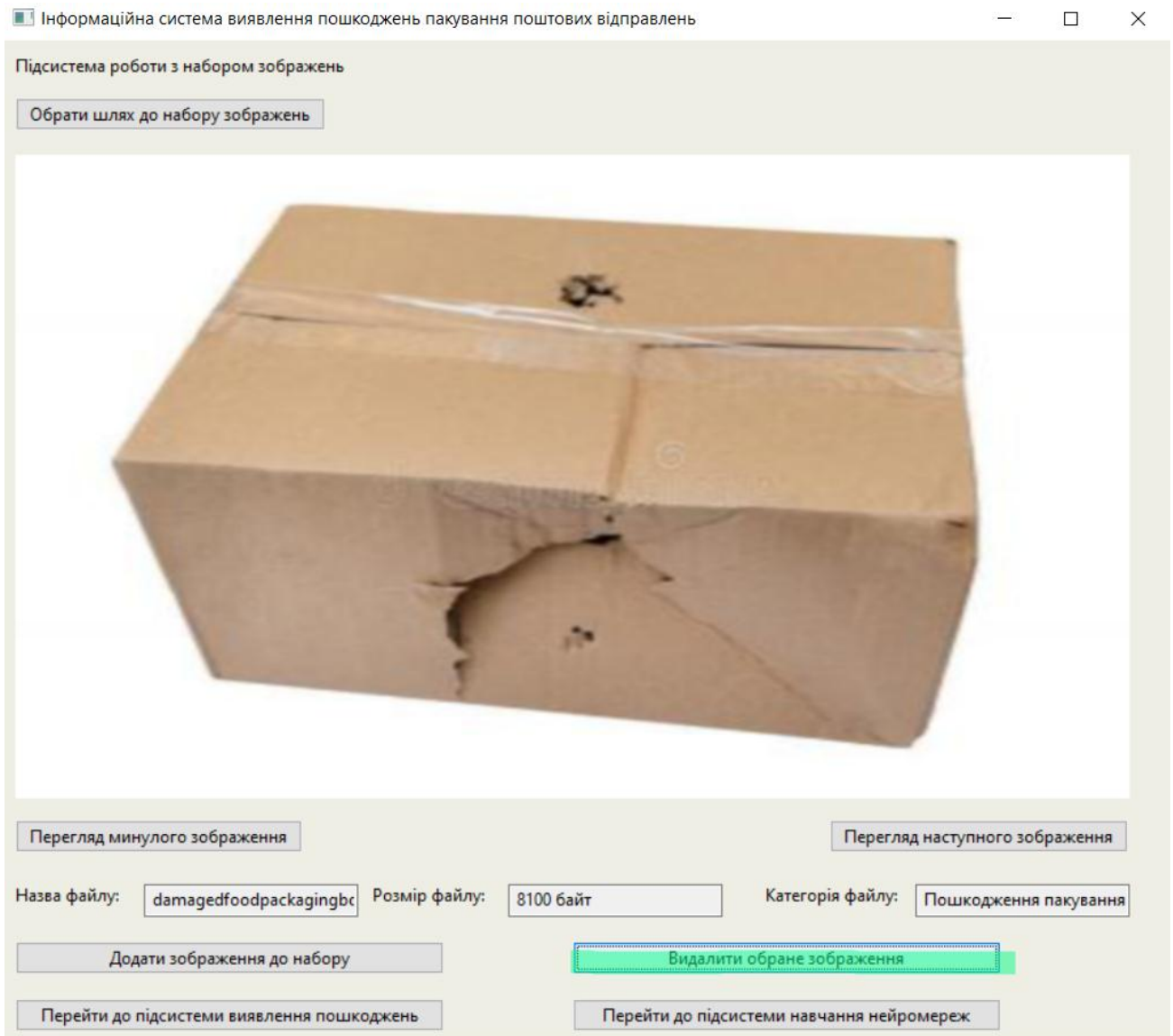
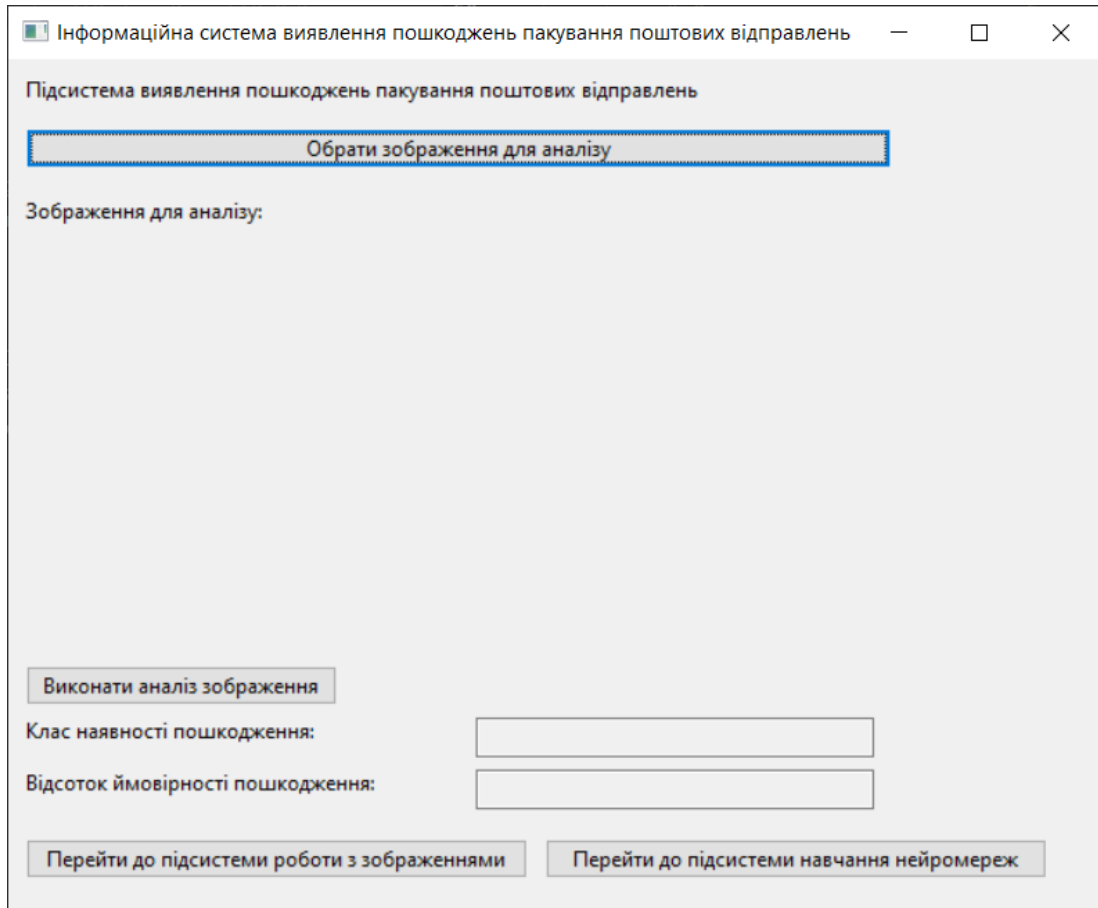


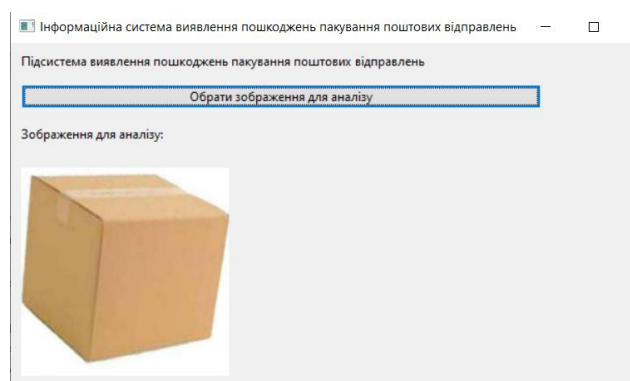
Рисунок 3.18 – Видалення обраного зображення

Описана підсистема є допоміжною, для переходу на головну підсистему виявлення пошкоджень пакування поштових відправлень потрібно натиснути на кнопку «Перейти до підсистеми виявлення пошкоджень». Підсистема використовує навчену нейромережеву модель CNN, отриману від підсистеми навчання нейромережі. Підсистема виявлення пошкоджень пакування поштових відправлень призначена для ідентифікації наявності пошкоджень пакувань за фотозображенням. Вигляд підсистеми наведено на рисунку 3.19.



Риснуок 3.19 – Вигляд програмної частини виявлення пошкоджень пакування поштових відправлень

Для виконання аналізу щодо виявлення пошкодження на пакуванні необхідно спершу обрати зображення для аналізу. Для цього необхідно натиснути кнопку «Обрати зображення для аналізу», та в діалоговому вікні виконати вибір зображення. Після вибору зображення воно буд відображатись на формі користувача (рисунок 3.20)



Риснуок 3.20 – Вибране зображення для аналізу

Далі для виконання аналізу необхідно натиснути кнопку «Виконати аналіз зображення». Після натиснення даної кнопки буде здійснено нейромережевий аналіз зображення, і його результати будуть виведені на формі користувача (рисунок 3.21)

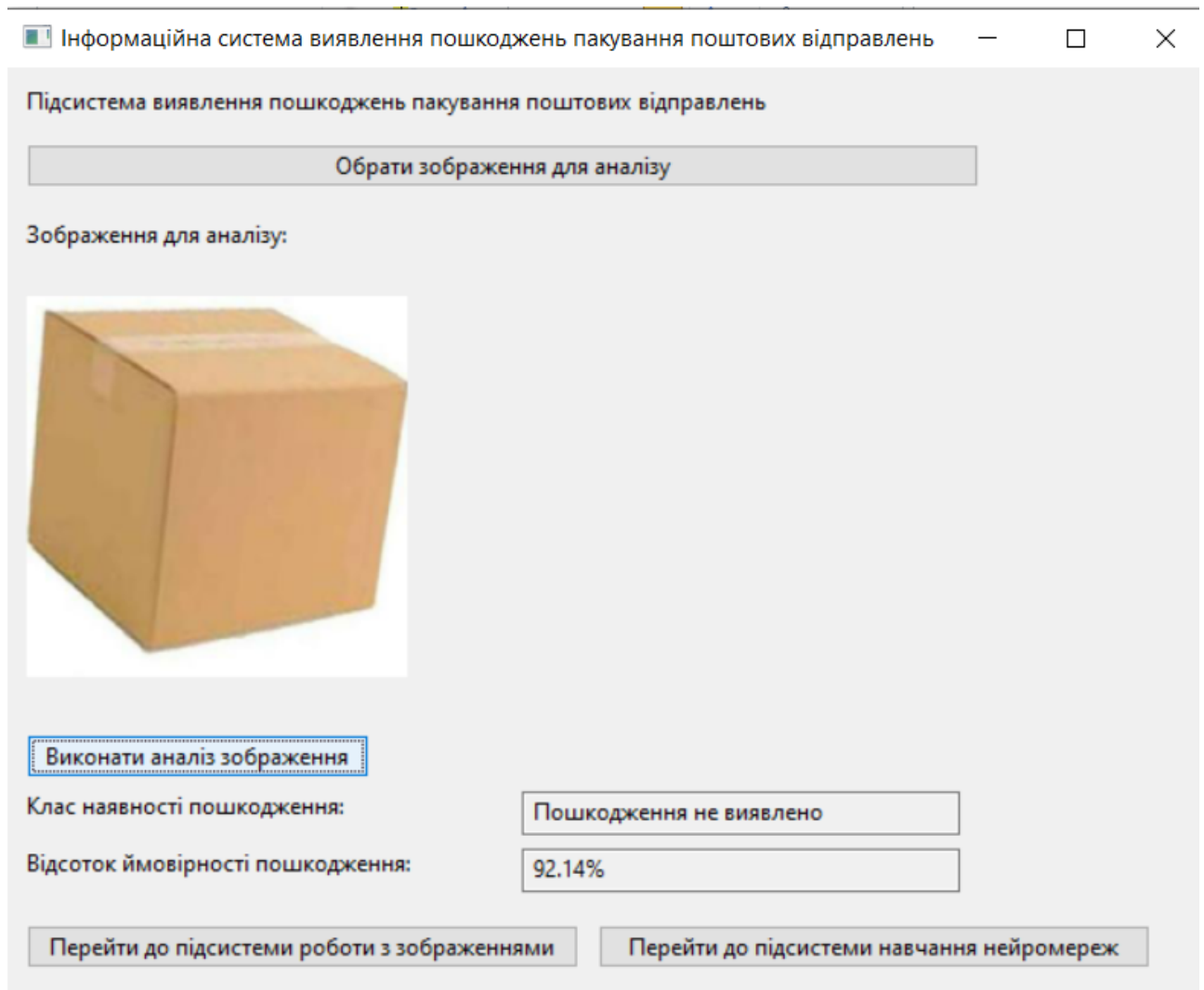


Рисунок 3.21 – Результат виконання аналізу з виявлення пошкоджень пакування

Отже, таким чином було створено інструкцію користувача для користування розробленою інформаційною системою виявлення пошкоджень пакування нейромережевим способом.

3.5 Дослідження ефективності методу виявлення пошкоджень пакування поштових відправлень

Для дослідження ефективності було виконано експеримент, де досліджувався вплив параметру кількості епох на коректність виявлення пошкоджень пакувань. Для наглядності та можливості оцінити результат навченої нейромережі було використано матрицю плутанини. Дані експерименту наведено в таблиці 3.6.

Таблиця 3.6 – Матриця плутанини за епохами

Значення	Кількість епох		
	10	15	20
Істино-позитивні	232	241	240
Істино-негативні	220	240	241
Хибно-позитивні	18	9	10
Хибно-негативні	20	10	9

У вигляді діаграми результати експерименту наведено на рисунку 3.22.

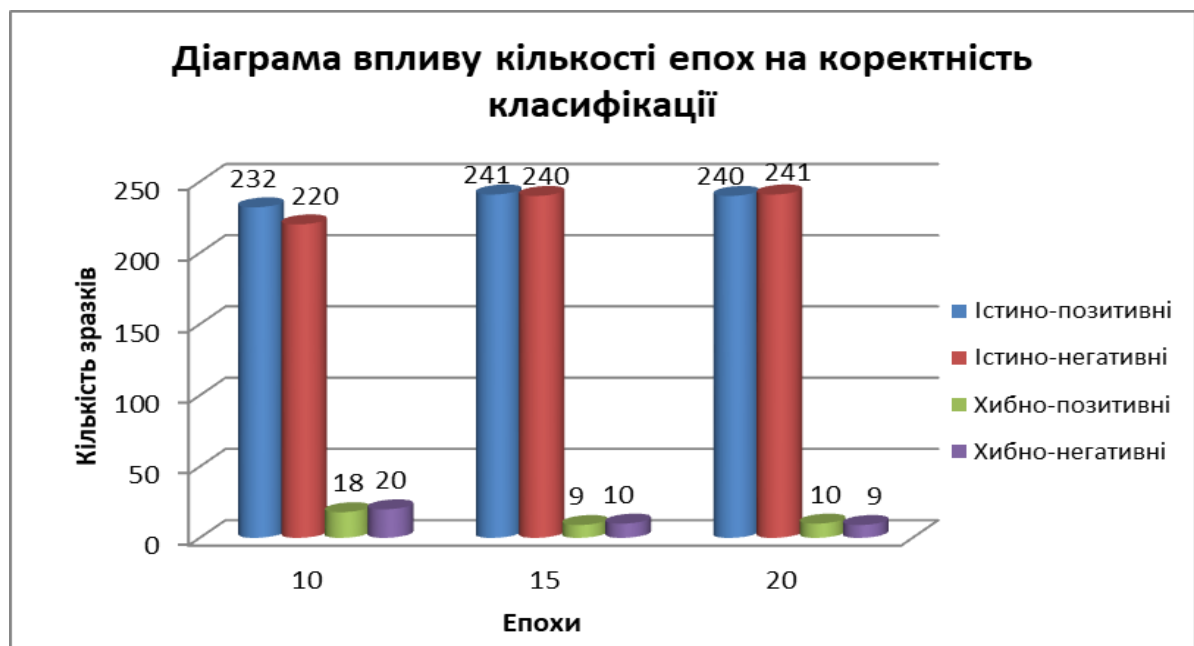


Рисунок 3.22 – Діаграма впливу кількості епох на коректність класифікації

Як видно з таблиці 3.6 та рисунка 3.22 – 10 епох показали трохи гірші результати, ніж 15 та 20. З експерименту видно, що 10 епох недостатньо для донавчання нейромережі для задачі виявлення пошкоджень пакувань поштових відправлень за фотозображенням.

Отже, було проведено дослідження ефективності методу виявлення пошкоджень пакування поштових відправлень, який показав високу ефективність для виконання автоматизованого виявлення пошкоджень пакувань. В ході дослідження ефективності показано, що ефективна кількість епох навчання є від 15, а 10-и епох може бути недостатньо для високого показника коректної класифікації.

Висновки до третього розділу

В процесі виконання третього розділу було спроектовано програмну структуру інформаційної системи, а також описано функціональне призначення програмних складових системи виявлення пошкоджень пакування поштових відправлень, що складається з трьох основних класів «DamageDetectionApp», «ModelTrainer», «ImageGalery».

Здійснено реалізацію складових інформаційної системи виявлення пошкоджень пакування поштових відправлень, що складається із трьох класів, які відповідають за реалізацію відповідних їм складовим: «Підсистеми роботи з множиною фотографічних зображень», «Підсистеми навчання нейромережі» та «Підсистеми виявлення пошкоджень пакування поштових відправлень».

Використовуючи засоби тест-кейс тестування, було протестовано інформаційну систему виявлення пошкоджень пакування поштових відправлень, що складається з трьох основних класів «DamageDetectionApp», «ModelTrainer», «ImageGalery» та реалізовує однойменний метод виявлення пошкоджень пакування поштових відправлень з використанням нейронної мережі. За проведеним тестуванням некоректно працюючих функцій не виявлено. Весь функціонал працює згідно до поставлених завдань.

Створено детальну інструкцію користувача для зручного користування розробленою інформаційною системою виявлення пошкоджень пакування нейромережевим способом.

Проведено відповідне дослідження ефективності методу виявлення пошкоджень пакування поштових відправлень, що показав високу ефективність для виконання автоматизованого виявлення пошкоджень пакувань. В ході дослідження ефективності показано, що ефективна кількість епох навчання є від 15, а 10-и епох може бути недостатньо для високого показника коректної класифікації.

Висновки

Метою кваліфікаційної роботи бакалавра є підвищення ефективності роботи з виявлення пошкоджень пакування за рахунок їх автоматизованого виявлення. Мета була досягнута шляхом розробки методу виявлення пошкоджень пакування поштових відправлень з використанням нейронної мережі, а також відповідної програмної реалізації. Для досягнення поставленої мети в рамках виконання кваліфікаційної роботи бакалавра були поставлені та виконані наступні завдання:

- проведено дослідження предметної області для виявлення пошкоджень пакування поштових відправлень;
- розроблено метод ідентифікації пошкоджень пакування габаритних поштових відправлень;
- обрано архітектуру нейронної мережі;
- спроектовано структуру інформаційної системи на базі методу виявлення пошкоджень пакування поштових відправлень;
- виконано програмну реалізацію інформаційної системи для автоматизованого визначення пошкоджень пакування поштових відправлень;
- проведено тестування програмного забезпечення;
- досліджено ефективність створеного методу.

Для ідентифікації пошкоджень пакування поштових відправлень було використано нейронну мережу CNN, на основі попередньо-навченої моделі ResNet, яка стійка до проблеми затухаючого градієнта.

Запропонований метод виявлення пошкоджень пакування поштових відправлень призначений для перетворення вхідної інформації у вигляді попередньо навченої моделі CNN та тестового зразка для класифікації у вихідну інформацію у вигляді числової оцінки ймовірності наявності пошкодження пакування.

Інформаційна система виявлення пошкоджень пакування поштових відправлень складається із трьох підсистем: «Підсистеми роботи з множиною

фотографічних зображень», «Підсистема навчання нейромережі», «Підсистема виявлення пошкоджень пакування поштових відправлень», а також набору графічних зображень. Кожна підсистема реалізована програмним шляхом засобами мови програмування Python.

Для розробки інформаційної системи було використано мову програмування Python, а також спеціалізовані програмні розширення для навчання нейронної мережі, а саме бібліотеку Tensorflow для інтеграції нейромережі до застосунку та бібліотеку wxPython для створення користувацького інтерфейсу.

Розроблена система призначена для операторів поштових відділень з метою контролю наявності пошкоджень поштових відправлень.

Напрямами практичного використання розробленої інформаційної системи визначено автоматизоване виявлення пошкоджень пакувань поштових відправлень з використанням нейромережі CNN.

З проведеного дослідження ефективності розробленого методу виявлення пошкоджень пакування поштових відправлень видно, що метод має високу ефективність для виконання автоматизованого виявлення пошкоджень пакувань. В ході дослідження ефективності показано, що ефективна кількість епох навчання є від 15, а 10-и епох може бути недостатньо для високого показника коректної класифікації.

Застосування методу виявлення пошкоджень пакування поштових відправлень з використанням нейронної мережі сприятиме зменшенню впливу помилок внаслідок людського фактору, підвищенню продуктивності роботи пакувальників та менеджерів поштових операторів на пунктах різних рівнів логістики за рахунок первинного автоматизованого аналізу цілісності пакувань.

Основні наукові та практичні результати доповідалися у доповіді «Object-oriented model for neural network damage detection of mail packages» на XIV Міжнародній науково-практичній конференції «Solving Scientific Problems Using Innovative Concepts» (March 13-15, 2024, Copenhagen, Denmark), за темою кваліфікаційної роботи бакалавра автором виконано наукову публікацію [25].

Перелік посилань

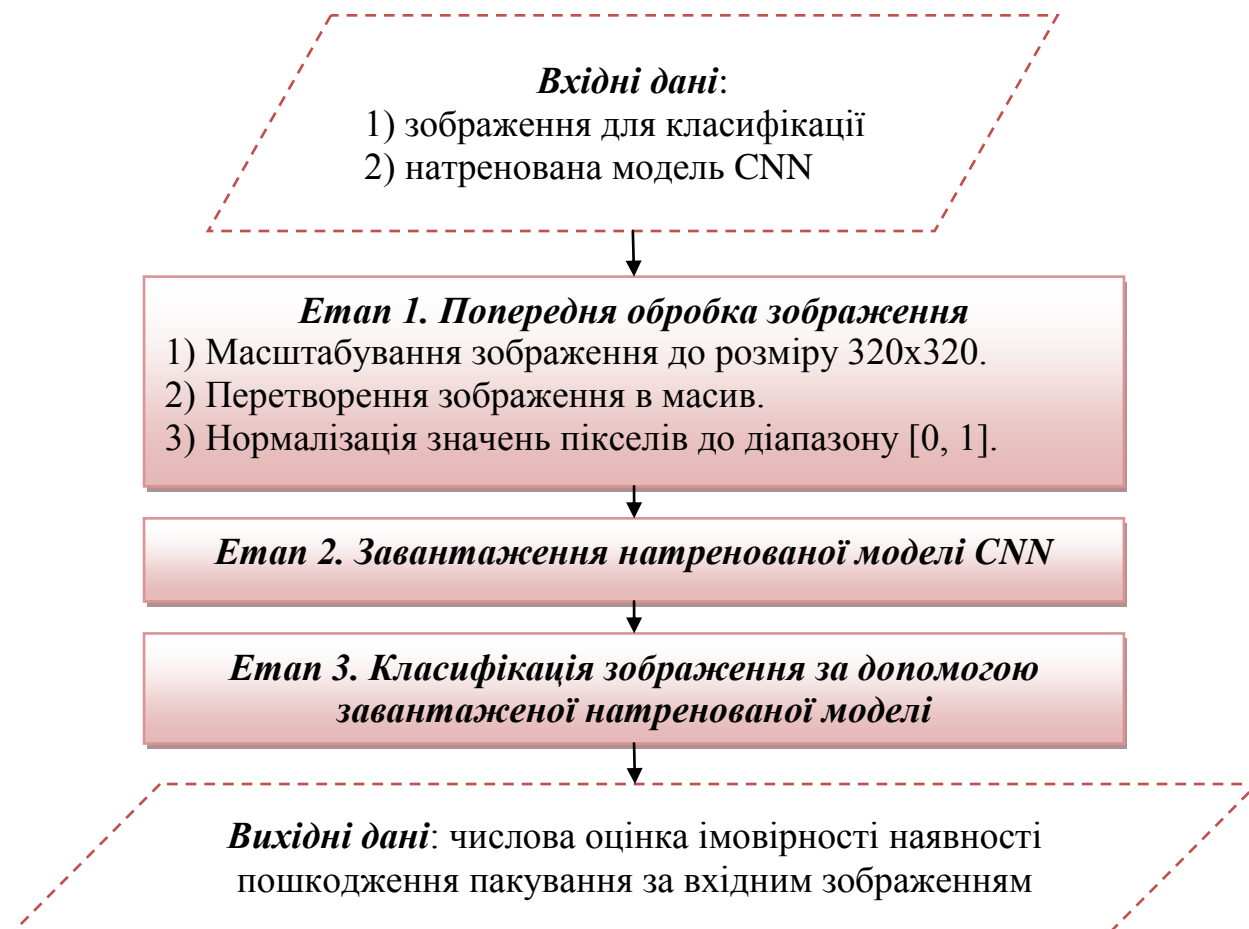
1. Пакування товарів. URL:
<https://elearn.nubip.edu.ua/mod/book/view.php?id=315087>
2. Великогабаритні або великовагові відправлення. URL:
<https://www.ukrposhta.ua/ua/vidpravlennia-v>
3. Обмеження по відправленню вантажів. URL:
https://novaposhta.ua/vidpravlennia_z_yakumu_maksymalnymu_rozmiramy_dopuskai_utsia_do_transportuvannia
4. Defect Detection in Packaging: Computer Vision to the Rescue. URL:
<https://blog.gamener.com/defect-detection-in-packaging/>
5. Сучасні підходи до розв'язання задач комп'ютерного зору. URL:
<http://usim.org.ua/arch/2018/6/8.pdf>
6. Convolutional neural networks, explained. URL:
<https://towardsdatascience.com/convolutional-neural-networks-explained-9cc5188c4939>
7. What are convolutional neural networks. URL:
<https://www.ibm.com/topics/convolutional-neural-networks>
8. Як працює класифікація зображень. URL: <https://www.unite.ai/uk/how-does-image-classification-work/>
9. ResNet-50 URL: <https://medium.com/@arashserej/resnet-50-83b3ff33be7d>
10. AI-Driven Defects Detection with 95% Accuracy. URL:
<https://reachus.gamener.com/damage-detection/>
11. Identifying Sources of Packaging Damage. URL: <https://adeptpackaging.com/blog/packaging-damage-identifying-sources-of-packaging-damage/>
12. Codeop.tech. What is Python & Why is it a Good Time to Learn it. URL:
<https://codeop.tech/what-is-python-and-why-is-it-a-good-time-to-learn-it/>
13. Stackpython.co. Introduction to Python Programming. URL:
<https://stackpython.co/course/introduction-to-python-programming>

14. Freecodecamp.org. Why Python is Good for Beginners – and How to Start Learning It. URL: <https://www.freecodecamp.org/news/why-learn-python-and-how-to-get-started/>
15. Medium.com. PyCharm's top features. URL: <https://medium.com/analytics-vidhya/pycharms-top-features-611a886e953a>
16. Datascientest.com. PyCharm: all about the most popular Python IDE. URL: <https://datascientest.com/en/pycharm-all-about-the-most-popular-python-ide>
17. Emeritus.org. How PyCharm Can Help You Code Faster and Better Using Python. URL: <https://emeritus.org/blog/coding-what-is-pycharm/>
18. Hub.packtpub.com. Why TensorFlow always tops machine learning and artificial intelligence tool surveys. URL: <https://hub.packtpub.com/tensorflow-always-tops-machine-learning-artificial-intelligence-tool-surveys/>
19. Why TensorFlow. URL: <https://www.tensorflow.org/about>
20. Quora.com. What are the pros and cons of Qt and wxPython. URL: <https://www.quora.com/What-are-the-pros-and-cons-of-Qt-and-wxPython>
21. Real Package V1 Image Dataset. URL: <https://universe.roboflow.com/abcd9ezq/real-package-v1/dataset/2>
22. Pasi K., Naik S. Effect of parameter variations on accuracy of Convolutional Neural Network. In: 2016 international conference on computing, analytics and security trends (cast). IEEE, 2016. p. 398-403.
23. Chao M., Lei W., Ying L. The multiscale structure of neural network loss functions: The effect on optimization and origin. arXiv preprint arXiv:2204.11326, 2022.
24. Understanding & Interpreting Confusion Matrix in Machine Learning. URL: <https://www.analyticsvidhya.com/blog/2020/04/confusion-matrix-machine-learning/>
25. Molchanova M., Mazurets O., Klimenko V., Kuflevsky Ev. Object-oriented model for neural network damage detection of mail packages. Proceedings of XIV International Scientific and Practical Conference «Solving Scientific Problems Using Innovative Concepts». March 13-15, 2024. Copenhagen, Denmark. 2024. Pp. 58-62.

ДОДАТКИ

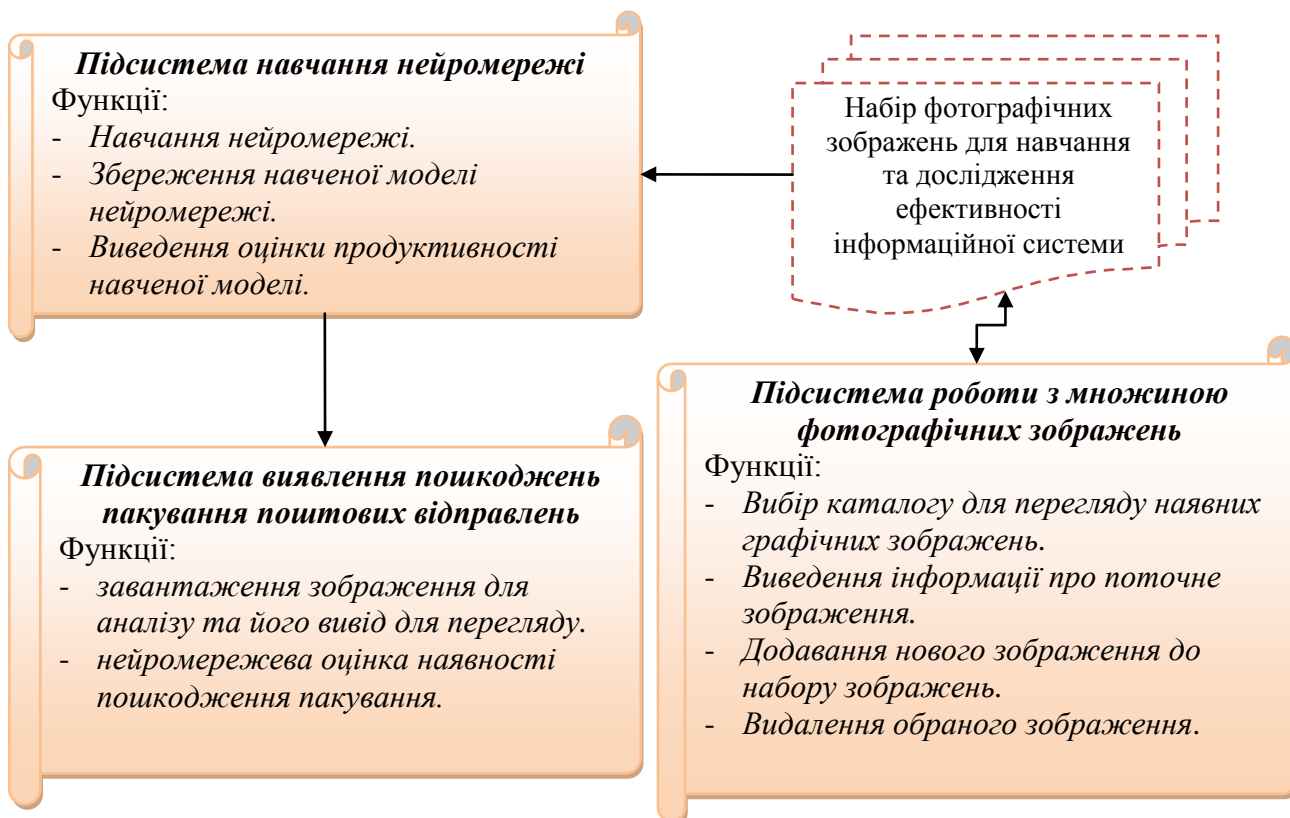
Додаток А

Схема методу виявлення пошкоджень пакування поштових відправлень



Додаток Б

Інформаційна структура системи виявлення пошкоджень пакування поштових відправлень



Додаток В

Презентаційний матеріал

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА БАКАЛАВРА

МЕТОД ВИЯВЛЕННЯ ПОШКОДЖЕНЬ ПАКУВАННЯ ПОШТОВИХ ВІДПРАВЛЕНЬ З ВИКОРИСТАННЯМ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ



Виконав:
студент групи КН-20-2
Євген КУФЛЕВСЬКИЙ



Керівник:
викладач кафедри КН
Валерія КЛІМЕНКО

Актуальність

З плином часу збільшується кількість поштових відправлень, що вимагає ефективних методів виявлення пошкоджень, оскільки вони частіше стають предметом транспортних та обробних втрат.

Сучасні технології активно використовуються для оптимізації різноманітних процесів, включаючи логістику та обробку поштових відправлень. Уникнення пошкоджень та втрат у процесі транспортування має велике значення для економічної ефективності логістичних компаній. Впровадження надійних методів ідентифікації може значно зменшити витрати на компенсації за пошкоджені відправлення та підвищити загальну якість обслуговування.

Застосування методу виявлення пошкоджень пакування поштових відправлень з використанням нейронної мережі сприятиме **зменшенню впливу помилок внаслідок людського фактору, підвищенню продуктивності роботи пакувальників та менеджерів поштових операторів на пунктах різних рівнів логістики** за рахунок первинного автоматизованого аналізу цілісності пакувань.

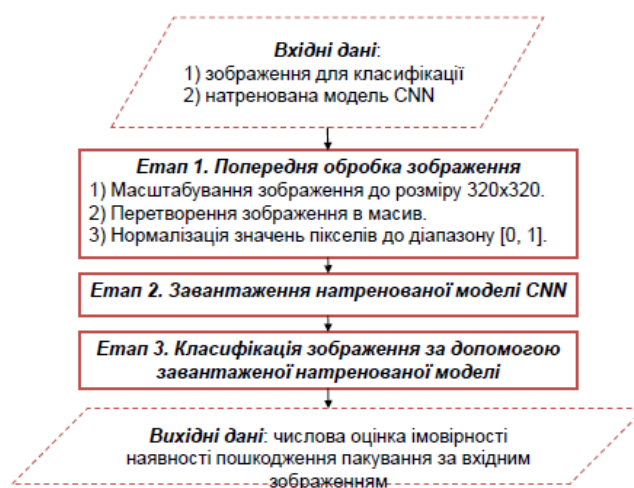
Мета і задачі роботи

Метою кваліфікаційної роботи є підвищення ефективності роботи з виявлення пошкоджень пакування за рахунок їх автоматизованого виявлення.

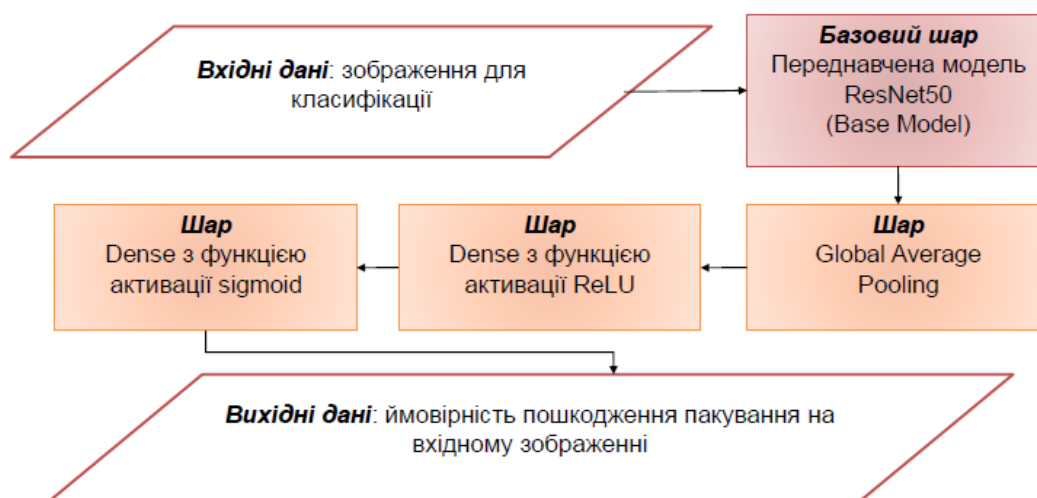
Для досягнення поставленої мети в рамках виконання кваліфікаційної роботи ставляться наступні завдання:

- провести дослідження предметної області для ідентифікації пошкоджень пакування габаритних поштових відправлень;
- розробити метод виявлення пошкоджень пакування поштових відправлень за зображенням;
- обрати архітектуру нейронної мережі;
- спроектувати структуру інформаційної системи на базі методу виявлення пошкоджень пакування поштових відправлень;
- виконати програмну реалізацію інформаційної системи для автоматизованого виявлення пошкоджень пакування поштових відправлень;
- провести тестування програмного забезпечення;
- виконати дослідження ефективності для розробленого методу.

Схема методу виявлення пошкоджень пакування поштових відправлень



Архітектура нейромережі ResNet50 для виявлення пошкоджень пакування поштових відправлень



Інформаційна структура системи виявлення пошкоджень пакування поштових відправлень



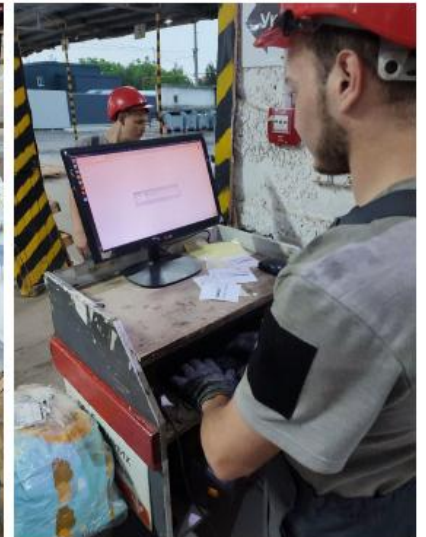
Вибір набору даних для виявлення пошкоджень поштових відправлень



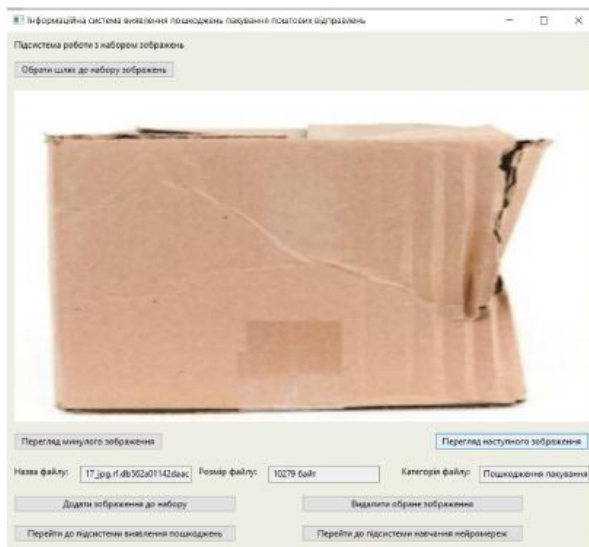
У рамках навчання неймережі, що є основою методу виявлення пошкоджень пакування поштових відправлень буде використано «Real Package V1 Image Dataset», що складається із 7047 зображень з пакуваннями

Приклади власноруч доданих зображень

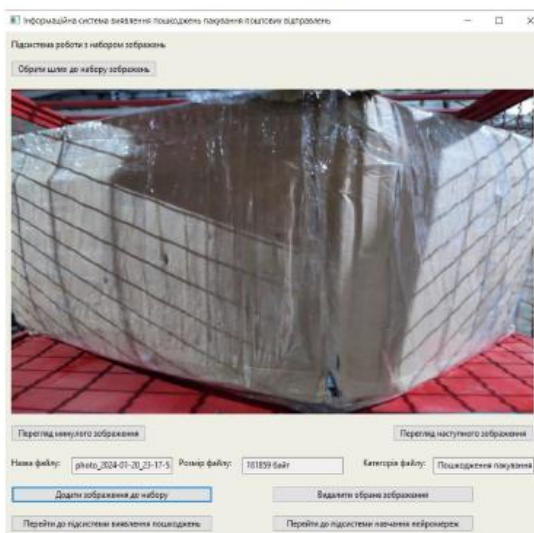
Вивчення автором роботи особливостей виявлення пошкоджень поштових відправлень



Перегляд зображень датасету



Додавання користувацького зображення до робочого набору




Виконання аналізу зображення з наявним пошкодженням пакування

Інформаційна система виявлення пошкоджень пакування поштових відправлень

Підсистема виявлення пошкоджень пакування поштових відправлень

Обрати зображення для аналізу

Зображення для аналізу:



Виконати аналіз зображення

Клас наявності пошкодження: Пошкодження виявлено

Відсоток ймовірності пошкодження: 87.75%


Виконання аналізу зображення з наявним пошкодженням пакування

Інформаційна система виявлення пошкоджень пакування поштових відправлень

Підсистема виявлення пошкоджень пакування поштових відправлень

Обрати зображення для аналізу

Зображення для аналізу:



Виконати аналіз зображення

Клас наявності пошкодження: Пошкодження виявлено

Відсоток ймовірності пошкодження: 83.78%

Дослідження ефективності методу виявлення пошкоджень пакування поштових відправлень

Для дослідження ефективності було виконано експеримент, де досліджувався вплив параметру кількості епох на коректність виявлення пошкоджень пакувань. Для наглядності та можливості оцінити результат навченої нейромережі було використано матрицю плутанини.

Значення	Кількість епох		
	10	15	20
Істинно-позитивні	232	241	240
Істинно-негативні	220	240	241
Хибно-позитивні	18	9	10
Хибно-негативні	20	10	9



10 епох показали трохи гірші результати, ніж 15 та 20. З експерименту видно, що 10 епох недостатньо для донавчання нейромережі для задачі виявлення пошкоджень пакувань поштових відправлень за фотозображенням.

Висновки

Метою кваліфікаційної роботи бакалавра було поставлено підвищення ефективності роботи з виявлення пошкоджень пакування за рахунок їх автоматизованого виявлення. Мета була досягнута шляхом розробки методу виявлення пошкоджень пакування поштових відправлень з використанням нейронної мережі, а також відповідної програмної реалізації.

Для ідентифікації пошкоджень пакування поштових відправлень було використано нейронну мережу CNN, на основі попередньо-навченої моделі ResNet, яка стійка до проблеми затухаючого градієнта.

Для розробки інформаційної системи було використано мову програмування Python, а також спеціалізовані програмні розширення для навчання нейронної мережі, а саме бібліотеку Tensorflow для інтеграції нейромережі до застосунку та бібліотеку wxPython для створення користувацького інтерфейсу.

Розроблена система призначена для операторів поштових відділень з метою контролю наявності пошкоджень поштових відправлень. Напрямами практичного використання розробленої інформаційної системи визначено автоматизоване виявлення пошкоджень пакувань поштових відправлень.

З проведеного дослідження ефективності розробленого методу виявлення пошкоджень пакування поштових відправлень видно, що метод має високу ефективність для виконання автоматизованого виявлення пошкоджень пакувань. В ході дослідження ефективності показано, що ефективна кількість епох навчання є від 15, а 10-и епох може бути недостатньо для високого показника коректної класифікації.

Застосування методу виявлення пошкоджень пакування поштових відправлень з використанням нейронної мережі сприятиме зменшенню впливу помилок внаслідок людського фактору, підвищенню продуктивності роботи пакувальників та менеджерів поштових операторів на пунктах різних рівнів логістики за рахунок первинного автоматизованого аналізу цілісності пакувань.

Ім'я користувача:
Кафедра КН

ID перевірки:
1016366362

Дата перевірки:
16.06.2024 23:58:22 EEST

Тип перевірки:
Doc vs Internet + Library

Дата звіту:
17.06.2024 00:01:54 EEST

ID користувача:
100005671

Назва документа: КН-20-2 Куфлевський_ЗАПИСКА

Кількість сторінок: 68 Кількість слів: 9908 Кількість символів: 83252 Розмір файлу: 2.78 MB ID файлу: 1016172609

Виявлено модифікації тексту (можуть впливати на відсоток схожості)

12.3% Схожість

Найбільша схожість: 4.86% з джерелом з Бібліотеки (ID файлу: 1016172605)

8.04% Джерела з Інтернету

533

Сторінка 70

8.43% Джерела з Бібліотеки

122

Сторінка 73

0% Цитат

Вилучення цитат вимкнене

Вилучення списку бібліографічних посилань вимкнене

0% Вилучень

Немає вилучених джерел

Модифікації

Виявлено модифікації тексту. Детальна інформація доступна в онлайн-звіті.

Замінені символи

3

Підозріле форматування

15
сторінок

Anti-Plagiarism v-15.257

Максимальне співпадіння з одним документом 2.0%

Словники перевірки: en_US, ru_RU, ua_UA. Помилки в документах: 10%

ID: 130864 Назва: КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА БАКАЛАВРА на тему Метод виявлення пошкоджень пакування поштових відправлень з використанням нейронної мережі Додано в БД: 2024-06-16 Автора: Євген КУФЛЕВСЬКИЙ Керівники: Валерія КЛІМЕНКО Консультанти: Опоненти:	Документ		Сумарний збіг по Базі Даних	
	Символи	Лексеми	Символи	Лексеми
	64910	951	3629 (6%)	55 (6%)

Джерело плагіату

ID	Опис	Наявність плагіату в документі	
		Символи	Лексеми

**РІШЕННЯ ЕКСПЕРНОЇ КОМІСІЇ КАФЕДРИ КОМП'ЮТЕРНИХ НАУК
ПРО ДОПУСК КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ РОБОТИ ДО ЗАХИСТУ**

Підтверджуємо ознайомлення з результатом звіту подібності щодо роботи, генерованого системою виявлення текстових збігів/ідентичності/схожості:

Назва: Метод виявлення пошкоджень пакування поштових відправлень з використанням нейронної мережі

Автор: студент групи КН-20-2 Євген Куфлевський

Спеціальність: 122 – Комп'ютерні науки

Освітня програма: освітньо-професійна

Науковий керівник: викладач кафедри КН Валерія Кліменко

Після аналізу звіту подібності зроблено такий висновок:

№	Висновок	Позначка про відповідність
1	Запозичення, виявлені в роботі, є законними і не є плагіатом. Робота приймається до захисту.	<i>відповідає</i>
2	Виявлені запозичення не є плагіатом, розміщені в розділах, які не описують безпосередньо авторське дослідження, але кількість цитат перевищує обсяг, виправданий поставленою метою роботи. Робота приймається до захисту, але має бути відкоригована. Відкоригований варіант має бути поданий на кафедру за 2 дні до захисту, разом із заявою щодо самостійності виконання письмової роботи та ідентичності друкованої та електронної версії роботи	
3	Виявлені запозичення не є плагіатом, але частково розміщені в розділах, які описують безпосередньо авторське дослідження, а кількість цитат перевищує обсяг, виправданий поставленою метою роботи. В зв'язку з цим мета роботи та поставлені завдання не були досягнені. Робота може бути допущена до захисту (наступного року) після того як буде відкоригована та допрацьована і успішно пройде повторну перевірку на академічний плагіат.	
4	Робота містить навмисні текстові спотворення, передбачувані спроби укриття запозичень або інші прояви академічного плагіату. Робота містить фабрикацію або фальсифікацію даних. Робота не допускається до захисту.	

Підтвердження:

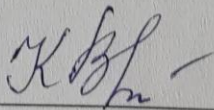
Запозичення, виявлені в роботі Євгена Куфлевського, не є плагіатом, оскільки: запозичення розміщені в розділі огляду існуючих підходів, не описують безпосередньо авторську роботу і не стосуються її результатів; усі запозичення фрагментарні; до запозичень входять фрагменти програмного коду, що не мають авторства і містять поширені конструкції; серед запозичень знаходяться загальновідомі терміни, скорочення.

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

- за системою Anti-Plagiarism: 2%;

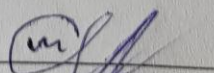
- за системою Unichек: 12.3 %

Керівник роботи



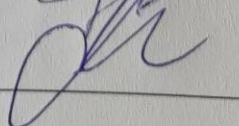
Валерія КЛІМЕНКО

Гарант ОП



Олександр МАЗУРЕЦЬ

Завідувач кафедри КН



Олександр БАРМАК



ВІДГУК НАУКОВОГО КЕРІВНИКА на кваліфікаційну роботу бакалавра

студента *гр. КН-20-2 Куфлевського Євгена Анатолійовича*

за темою Метод виявлення пошкоджень пакування поштових відправлень з використанням нейронної мережі

1. Актуальність теми

Виявлення пошкоджень у пакуванні поштових відправлень за допомогою нейронних мереж стає все більш актуальним у зв'язку з ростом обсягів електронної комерції. Це дозволяє автоматизувати процес виявлення пошкоджень, зменшуючи залучення людського фактору і витрати, тим самим підвищуючи точність і надійність. Такий підхід сприяє підвищенню довіри споживачів і зменшенню збитків для логістичних компаній. Розробка такого методу є актуальною задачею комп'ютерних наук.

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

За стандартом, а саме описом предметної області, об'єктами вивчення та діяльності є математичні, інформаційні, імітаційні моделі реальних явищ, об'єктів, систем і процесів та методи і технології отримання, зберігання, обробки, передачі та використання інформації. Метою кваліфікаційної роботи бакалавра є підвищення ефективності роботи з виявлення пошкоджень пакування за рахунок їх автоматизованого виявлення. Мета була досягнута шляхом розробки методу виявлення пошкоджень пакування поштових відправлень з використанням нейронної мережі, а також відповідної програмної реалізації. При вирішенні поставленої задачі використано математичні моделі, методи та алгоритми розв'язання теоретичних і прикладних задач, що виникають при розробці інформаційних технологій. Тому результати виконання кваліфікаційної роботи бакалавра відповідають стандарту бакалавра спеціальності 122 – Комп'ютерні науки.

3. Професійні та особистісні якості бакалавра

Під час написання кваліфікаційної роботи бакалавра, Куфлевський Євген Анатолійович виявив себе висококваліфікованим спеціалістом та відповідальним студентом. Він систематично виконував всі етапи дослідження вчасно і з високою якістю. Його здібності і компетентність у процесі написання пояснювальної записки і

розробки прикладного програмного забезпечення демонструють глибокі знання і результативність у галузі комп'ютерних наук, що відповідає вимогам для успішного завершення навчання.

4. Ступінь самостійності під час виконання кваліфікаційної роботи

Одержані в роботі результати є наслідком особистої діяльності студента, який самостійно виконував всі поставлені задачі.

5. Ступінь оволодіння методами дослідження

При реалізації кваліфікаційної роботи показав достатній рівень компетентностей та володіння необхідними інструментами та обладнанням, методами, методиками та технологіями предметної області комп'ютерних наук.

6. Повнота та якість розкриття теми роботи

Тема дослідження в достатній мірі обґрунтована та детально розкрита, що свідчить про глибоке розуміння автором контексту і значущості обраної проблеми. У роботі проведено аналіз актуальності теми на основі огляду існуючих досліджень та підходів, що підтверджує актуальність і важливість проведення такого дослідження в сучасних умовах. Завдання, поставлені в роботі, чітко сформульовані і досягнуті в процесі дослідження.

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

Структура роботи та послідовність викладення логічні та відповідають поставленій меті. Викладення матеріалу послідовне, аргументоване, літературно грамотне.

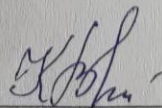
8. Можливість практичного застосування кваліфікаційної роботи бакалавра, окремих її частин

Розроблений у роботі метод та його програмна реалізація може бути використана у поштових відділеннях з метою контролю наявності пошкоджень поштових відправлень.

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 «задовільно».

Керівник



викладач каф. КН Валерія КЛІМЕНКО



РЕЦЕНЗІЯ

на кваліфікаційну роботу бакалавра

студента гр. КН-20-2 Куфлевського Євгена Анатолійовича

за темою: Метод виявлення пошкоджень пакування поштових відправлень з використанням нейронної мережі

1. Актуальність обраної теми

Тема виявлення пошкоджень пакування поштових відправлень за допомогою нейронної мережі є актуальною через зростання обсягів електронної комерції та потребу в забезпеченні якості доставлених товарів. Використання нейронних мереж дозволяє автоматизувати та підвищити точність виявлення пошкоджень, зменшуючи людський фактор та витрати. Це сприяє підвищенню довіри клієнтів та зменшенню збитків для логістичних компаній.

2. Повнота розкриття мети та завдань роботи

У цій кваліфікаційній роботі бакалавра мета та завдання були повністю розкриті. Автор детально описав процес розробки та програмної реалізації методу виявлення пошкоджень пакування поштових відправлень з використанням нейронної мережі. В роботі подано достатній рівень деталізації та науковий підхід, що дозволяє чітко зрозуміти її суть та значення.

3. Зміст кожного розділу роботи

Кожен розділ бакалаврської роботи містить інформацію, що стосується теми, від теоретичних аспектів аналізу пакування поштових відправлень до практичної реалізації методу та опису інформаційної системи. Чітка структура і зв'язок між розділами сприяють розумінню послідовності дослідження та реалізації проєкту.

4. Оцінка розробленої інформаційної системи, її практична цінність

Розроблена інформаційна система для виявлення пошкоджень пакування поштових відправлень з використанням нейронної мережі демонструє високі значення результатів та має достатню оцінку потенціалу застосування та практичну цінність. Реалізоване програмне забезпечення демонструє достатньо високу точність та швидкість виявлення пошкоджень пакування поштових відправлень, що може бути корисним для економічної ефективності логістичних компаній

5. Якість оформлення кваліфікаційної роботи бакалавра

Оформлення бакалаврської роботи включає всі потрібні елементи, такі як розділи, таблиці, графіки, а також посилання на джерела. Робота має чітку структуру, дотримується наукового стилю та правильну організацію тексту, що забезпечує легке сприйняття і точну оцінку.

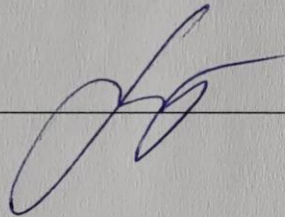
6. Недоліки кваліфікаційної роботи бакалавра

Хоча кваліфікаційна робота бакалавра демонструє достатній потенціал та практичне досягнення, можна відзначити деякі недоліки. Наприклад, не наведено обмежень на використання запропонованого способу. В переліку скорочень елементи не відсортовані за алфавітом. Є несуттєві граматичні та синтаксичні помилки у тексті пояснювальної записки. Дослідження виконувались лише для 10, 15 і 20 епох навчання нейронної мережі, що не дозволяє отримати повне уявлення про ефективність алгоритму при інших параметрах, оскільки відсутня інформація про інші можливі конфігурації навчання.

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 може бути допущена до захисту. Рекомендована оцінка «задовільно».

Рецензент



Говоруценко Т. О.