

Хмельницький національний університет
Факультет інформаційних технологій
Кафедра комп'ютерних наук

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА БАКАЛАВРА

на тему Метод ідентифікації вагових харчових товарів у роздрібній торгівлі
за аналізом зображень нейромережесевими засобами

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


Виконала: студент групи КН-21-2  Максим ПАТЛАНЬ
Група виконавця Підпис Ім'я, ПРІЗВИЩЕ
Керівник: к.т.н., доц. каф. КН  Олександр ПАСІЧНИК
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:  Олександр БАРМАК
Зав. кафедри КН, д.т.н., професор Підпис Ім'я, ПРІЗВИЩЕ
25 06 2025 р.

Хмельницький 2025

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
« 10 » 02 2025 року

ЗАВДАННЯ НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ БАКАЛАВРА

1. Тема кваліфікаційної роботи бакалавра: «Метод ідентифікації вагових харчових товарів у роздрібній торгівлі за аналізом зображень нейромережевими засобами»

2. Завдання видано студенту Максиму ПАТЛАНЮ
(ім'я, прізвище)

3. Керівник роботи доцент кафедри КН Олександр ПАСІЧНИК
(посада, ім'я, прізвище)

4. Затверджено наказом університету від « 7 » 02 2025 р. № 23


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

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

Метою кваліфікаційної роботи бакалавра є покращення ідентифікації вагових харчових товарів у роздрібній торгівлі за аналізом зображень нейромережевими засобами. Для досягнення цієї мети слід виконати такі задачі: провести аналіз методів ідентифікації вагових харчових товарів за аналізом зображень; проаналізувати можливості, переваги та недоліки нейромережових засобів для ідентифікації вагових харчових товарів в за аналізом зображень; спроектувати метод ідентифікації вагових харчових товарів за аналізом зображень нейромережевими засобами; виконати програмну реалізацію методу; виконати дослідження спроектованого 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	січень 2025	виконано
2	Ознайомлення з предметною областю, формулювання мети і задач дослідження, визначення об'єкта та предмета дослідження	лютий 2025	виконано
3	Проектування та розроблення методу вирішення завдання, загальної архітектури програмного забезпечення, інтерфейсу користувача, вибір засобів реалізації програмного забезпечення	березень 2025	виконано
4	Створення та тестування програмного забезпечення, дослідження ефективності, висновки з виконаної роботи	квітень 2025	виконано
5	Написання пояснювальної записки, урахування зауважень керівника, оформлення згідно з вимогами	травень 2025	виконано
6	Розробка презентаційних матеріалів та попередній захист кваліфікаційної роботи	травень 2025	виконано
7	Отримання відгуку керівника, рецензії, перевірка на плагіат, нормоконтроль	червень 2025	виконано
8	Підготовка до захисту та захист кваліфікаційної роботи	червень 2025	виконано

Виконавець: студент групи КН-21-2  Максим ПАТЛАНЬ
Група виконавця Підпис Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

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

Анотація

Тема кваліфікаційної роботи бакалавра: «Метод ідентифікації вагових харчових товарів у роздрібній торгівлі за аналізом зображень нейромережевими засобами»

Виконавець кваліфікаційної роботи бакалавра: студент групи КН-21-2 Максим ПАТЛАНЬ

Керівник кваліфікаційної роботи бакалавра: к.т.н., доцент кафедри КН Олександр ПАСІЧНИК


Кваліфікаційна робота бакалавра містить:

Пояснювальна записка				Кількість додатків
Сторінок	Рисунків	Таблиць	Джерел інформації	
48	16	3	45	2

Метою кваліфікаційної роботи бакалавра є покращення ідентифікації вагових харчових товарів у роздрібній торгівлі за аналізом зображень нейромережевими засобами.

Для досягнення зазначеної мети було проведено аналіз предметної області та огляд сучасних підходів до ідентифікації вагових харчових товарів у роздрібній торгівлі за аналізом зображень нейромережевими засобами. Спроектовано метод ідентифікації вагових харчових товарів у роздрібній торгівлі за аналізом зображень нейромережевими засобами, реалізований із використанням сучасних архітектур згорткових нейронних мереж. Наведено результати експериментальної перевірки спроектованого методу.

Ключові слова: вагові харчові продукти, згорткові нейронні мережі.

Виконавець: студент групи КН-21-2  Максим ПАТЛАНЬ
Група виконавця Підпис Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Зміст

Перелік скорочень	3
Вступ.....	4
Розділ 1 Характеристика предметної області: аналіз моделей, методів та реалізацій.....	6
1.1 Огляд теоретичних підходів ідентифікації вагових харчових товарів за аналізом зображень	6
1.2 Аналіз можливостей, переваг та недоліків нейромережових засобів для ідентифікації вагових харчових товарів за аналізом зображень	8
1.3 Аналіз інформаційного забезпечення предметної області	11
1.4 Мета та завдання кваліфікаційної роботи	14
Розділ 2 Проектування методу ідентифікації вагових харчових товарів у роздрібній торгівлі за аналізом зображень нейромережовими засобами.....	15
2.1 Загальна структура та основні компоненти методу	15
2.2 Архітектура нейронної мережі ResNet.....	16
2.3 Навчання нейронної мережі.....	19
2.4 Оціночний набір даних	22
2.5 Критерії оцінювання покращення ідентифікації вагових харчових товарів на основі аналізу зображень нейромережовими засобами	24
2.6 Висновки до розділу 2	26
Розділ 3 Експериментальне дослідження методу	28
3.1 Функціональне призначення та структура програмних складових	28
3.2 Засоби програмної реалізації методу та особливості реалізації	31
3.3 Тестування програмної реалізації методу та вимоги до розгортання	33
3.4 Експериментальне дослідження методу	35
3.4.1 Результати навчання нейромережової моделі.....	35
3.4.2 Результати тестування методу ідентифікації вагових харчових товарів на основі аналізу зображень нейромережовими засобами	38
3.5. Висновки до розділу 3	41
Загальні висновки.....	43
Перелік посилань.....	45
Додатки	

Перелік скорочень

Скорочення, термін, позначення	Пояснення
ІНМ	Інформаційний навчальний матеріал
ІТ	Інформаційні технології
КН	Комп'ютерні науки
НМ	Нейронна мережа
ПЗ	Пояснювальна записка
ПП	Програмний продукт
СКБД	Система керування базами даних
ТНМ	Тестовий навчальний матеріал
ХНУ	Хмельницький національний університет.
NLP	Natural Language Processing
SVM	Support Vector Machine
RNN	Recurrent Neural Network
BiLSTM	Bidirectional Long Short-Term Memory
API	Application Programming Interface
AI	Artificial Intelligence
ML.NET	Machine Learning .NET
DE	Disperce Evaluation
FCL	Framework Class Library
LSA	Latent Semantic Analysis
MS	Microsoft
MFC	Microsoft Foundation Class
TF	Term Frequency
TF-IDF	Term Frequency – Inverse Document Frequency

Вступ

Кваліфікаційна робота бакалавра призначена покращенню ідентифікації вагових харчових товарів у роздрібній торгівлі за аналізом зображень нейромережевими засобами. Спроектований метод використовує згорткові нейронні мережі для аналізу зображень та ідентифікації вагових харчових товарів.

Актуальність. У сучасному цифровому світі інтелектуальні інформаційні системи дедалі активніше впроваджуються в усі сфери людської діяльності, зокрема у сферу торгівлі. Зростаючі обсяги роздрібних продажів, збільшення асортименту товарів, необхідність швидкої обробки транзакцій, а також високі очікування з боку споживачів щодо якості обслуговування стимулюють розробку нових технологічних рішень для оптимізації процесів на всіх етапах життєвого циклу продукту. Одним із таких процесів є ідентифікація товару – дія, що передуює продажу, обліку, аналізу попиту та інших важливих операцій.

Особливо гостро проблема ідентифікації постає у випадку вагових харчових товарів, які, на відміну від штучних, часто не мають унікального маркування та не піддаються стандартному скануванню штрихкодів. Ідентифікація таких продуктів у роздрібній торгівлі зазвичай здійснюється за допомогою PLU-кодів або ж візуального розпізнавання з боку касира чи покупця, що робить процес повільним, суб'єктивним та схильним до помилок. Крім того, у терміналах самообслуговування саме ці товари викликають найбільше складнощів для користувача, знижуючи зручність і ефективність торгівлі.

З огляду на ці виклики, актуальним постає питання автоматизації ідентифікації вагових товарів без використання маркерів, що потребує застосування новітніх технологій комп'ютерного зору. Серед найбільш перспективних підходів – використання нейромережових методів, які демонструють високу точність у задачах класифікації зображень, адаптивність до умов зйомки та здатність до самоорганізованого навчання на основі даних. Використання глибоких згорткових нейронних мереж (CNN) дозволяє не лише

ідентифікувати тип товару за його візуальним представленням, а й адаптувати систему до нових зразків без повного перепрограмування.

У межах роздрібної торгівлі це відкриває нові можливості: підвищення точності розпізнавання, скорочення часу обслуговування, зменшення навантаження на персонал, мінімізація помилок у ціноутворенні, а також збір більш точних статистичних даних щодо попиту. Таким чином, ідентифікація вагових харчових товарів на основі аналізу зображень є не лише технічно можливою, а й економічно обґрунтованою. А впровадження нейромережевих підходів у цю сферу дозволяє підвищити ефективність торгових систем і зробити важливий крок у напрямі інтелектуалізації роздрібного бізнесу.

Об'єкт дослідження – процес ідентифікації вагових харчових товарів у роздрібній торгівлі.

Предмет дослідження – нейромережеві методи та технології для ідентифікації вагових харчових товарів за аналізом зображень.

Метою кваліфікаційної роботи бакалавра – є підвищення ефективності ідентифікації вагових харчових товарів на основі аналізу зображень із використанням нейромережевих засобів.

Завдання кваліфікаційної роботи бакалавра:

- провести аналіз методів ідентифікації вагових харчових товарів за аналізом зображень;
- провести аналіз можливостей, переваг та недоліків нейромережевих засобів для ідентифікації вагових харчових товарів в за аналізом зображень;
- спроектувати метод ідентифікації вагових харчових товарів за аналізом зображень нейромережевими засобами;
- виконати програмну реалізацію спроектованого методу;
- виконати дослідження спроектованого методу.

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

1.1 Огляд теоретичних підходів ідентифікації вагових харчових товарів за аналізом зображень

Ідентифікація вагових харчових товарів має довгу історію, що значною мірою базувалася на людському сприйнятті та досвіді, задовго до появи цифрових технологій [1]. В умовах традиційної торгівлі продавці та покупці використовувати сенсорний аналіз для розрізнення товарів, орієнтуючись на такі характеристики, як колір, форма, текстура та запах. Ця здатність була необхідним навиком, який передавався з покоління в покоління і забезпечував ефективну комерційну діяльність без потреби в додаткових технологічних засобах. Однак людське сприйняття має обмеження, оскільки воно залежить від індивідуального досвіду та може піддаватися суб'єктивним факторам, що призводить до похибок. Це стало мотивацією для розробки перших механізмів автоматизації ідентифікації товарів [2].

Одним із перших технологічних рішень, що сприяли автоматизації, стало впровадження штрихкодів та QR-кодів, які дозволили прискорити ідентифікацію упакованих товарів у роздрібній торгівлі [3]. Ця технологія значно покращила точність обліку товарів і спростила роботу касових систем, проте вагові продукти залишалися проблемною категорією. Фрукти, овочі, м'ясо, сири та інші вагові продукти не мають унікальних маркерів, що ускладнює їхню автоматичну ідентифікацію. Це створило значні труднощі у сфері автоматизації роздрібною торгівлі та змусило розробників шукати альтернативні методи розпізнавання.

Першими підходами до розпізнавання товарів були класичні методи комп'ютерного зору, що ґрунтувалися на аналізі кольору, форми та текстури зображень. Для ідентифікації об'єктів, зокрема фруктів, застосовувалися прості моделі машинного навчання, такі як опорні векторні машини (SVM) та дерева рішень [4]. Ці моделі дозволяли здійснювати базову класифікацію товарів за заздалегідь визначеними ознаками. Однак такий підхід мав низку обмежень. По-перше,

ефективність моделей залежала від якості ручного виділення дескрипторів, що потребувало значного часу та експертних знань. По-друге, класифікація була нестійкою до змін зовнішніх умов, таких як освітлення, кут зйомки або природні варіації зовнішнього вигляду продуктів. Це призводило до зниження точності розпізнавання в реальних умовах [5]. Складнощі у розпізнаванні продуктів були пов'язані не лише з технічними обмеженнями ранніх алгоритмів машинного навчання, а й зі схожістю між різними категоріями товарів. Наприклад, деякі продукти можуть мати майже однаковий колір, що ускладнює їхню класифікацію [6]. Так, продукти можуть мати однаковий розмір, але не відрізнятися за кольором, що ускладнює їхню класифікацію в умовах поганого освітлення або нестабільного фону. Наприклад, яблука сорту "Ред Делішес" та червоні груші мають близький колір і форму, однак належать до різних класів [7, 8].

Ще складніше розрізнити продукти, які мають не лише однаковий колір, а й подібну форму. Прикладом є томати різних сортів або овочі на кшталт картоплі та цибулі [9, 10].

У таких випадках системи, що базуються виключно на аналізі кольору або форми, часто демонструють низьку точність, адже не можуть вловити тонкі текстурні відмінності або інші складні візуальні патерни. Дослідження [11] показують, що спроби класифікувати продукти на основі обмеженого набору ознак (колір, форма) призводили до значної кількості хибнопозитивних результатів у класах з високою міжкласовою схожістю. У роботі [12] також наголошено, що навіть сучасні моделі стикаються з труднощами при розпізнаванні дуже схожих класів, де форма, розмір і колір перетинаються, а різниця полягає лише у дрібних деталях текстури.

Ці труднощі стимулювали розвиток більш складних алгоритмів, які могли враховувати складніші взаємозв'язки між ознаками товарів. Однією з ключових технологій, що забезпечила прорив у цій галузі, стало глибоке навчання. Згорткові нейронні мережі (CNN) дозволили автоматично навчатися характеристикам продуктів без потреби у ручному визначенні ознак [13]. Завдяки здатності

аналізувати просторові залежності, CNN могли розпізнавати складні візуальні шаблони та використовувати їх для підвищення точності класифікації.

Сучасні нейронні мережі навчилися класифікувати вагові продукти з високою точністю, використовуючи ієрархічне розпізнавання ознак. Завдяки великим наборам тренувальних даних та алгоритмам самонавчання, вони можуть визначати товари незалежно від ракурсу чи змін у зовнішньому середовищі. Одним із найважливіших досягнень у цій сфері стала можливість розпізнавання товарів на вагах терміналів самообслуговування, що дозволило значно зменшити кількість помилок та прискорити касові операції [14]. Такі системи використовують складні глибокі моделі для аналізу зображень продукту, що дозволяє надійно ідентифікувати його без необхідності ручного введення даних або сканування.

Враховуючи потребу у високій точності розпізнавання та адаптивності до змінних умов торгівлі, сучасні архітектури CNN продовжують удосконалюватися. Крім того, новітні розробки у сфері комп'ютерного зору дозволяють враховувати додаткові аспекти, такі як стадія дозрівання продукту, незначні дефекти або навіть внутрішню текстуру товару.

Отже, розвиток технологій автоматичної ідентифікації вагових харчових товарів пройшов складний шлях від ручного аналізу до застосування штучного інтелекту. Сучасні методи комп'ютерного зору дозволяють значно підвищити ефективність торгових систем, забезпечити точну ідентифікацію товарів та мінімізувати людський фактор у процесах прийняття рішень. У подальшому розвитку цієї технології ключовими напрямками залишаються покращення архітектури нейронних мереж, розширення можливостей адаптивного навчання та інтеграція мультимодальних систем для ще більш точної ідентифікації.

1.2 Аналіз можливостей, переваг та недоліків нейромережевих засобів для ідентифікації вагових харчових товарів за аналізом зображень

Використання штучного інтелекту та інформаційних технологій у роздрібній торгівлі має широке застосування і охоплює різноманітні завдання,

такі як автоматизація касових операцій, управління асортиментом, прогнозування попиту та вдосконалення процесів ідентифікації товарів. У контексті ідентифікації вагових харчових товарів особливе значення має розвиток методів комп'ютерного зору та машинного навчання. В умовах сучасних технологічних змін, необхідність точного розпізнавання таких товарів стає критично важливою для оптимізації роздрібних процесів і зменшення ручного втручання у торговельні операції.

Розвиток штучного інтелекту в останні роки значно покращив можливості автоматичного розпізнавання візуальних об'єктів, зокрема завдяки використанню різних типів нейронних мереж. Згорткові нейронні мережі (CNN) стали основним методом для аналізу зображень завдяки своїй здатності вивчати просторові залежності та складні візуальні ознаки. Їхня ефективність базується на використанні Згорткові шарів, що дозволяють автоматично виділяти текстури, краї, кольорові патерни та інші особливості продуктів. Завдяки глибокій структурі CNN мережі можуть поступово переходити від простих ознак до складних представлень, що дозволяє точно розпізнавати об'єкти, навіть якщо вони перебувають у складних умовах освітлення або позиціонування [15]. Впровадження CNN у системи роздрібної торгівлі значно покращило точність класифікації вагових товарів, що раніше було складним завданням для традиційних алгоритмічних методів.

Окрім CNN, існують інші архітектури нейронних мереж, які можуть бути застосовані у задачах розпізнавання вагових харчових товарів. Рекурентні нейронні мережі (RNN) більше спеціалізуються на обробці послідовностей даних, таких як текст або відеопотоки. У контексті розпізнавання продуктів вони можуть бути корисними для аналізу серій зображень, що змінюються у часі, наприклад, відстеження руху товарів на конвеєрі або аналіз відеоданих з камер самообслуговування [10]. Проте RNN менш ефективні у випадках статичних зображень, де просторові залежності відіграють ключову роль.

Генеративні змагальні мережі (GAN) знаходять застосування у генерації синтетичних зображень, що корисно для розширення датасетів у випадках нестачі

реальних зображень товарів. Це дозволяє створювати додаткові варіації візуальних даних, необхідних для навчання моделей розпізнавання [16]. Автокодувальники (Autoencoders), у свою чергу, можуть бути використані для стиснення даних, виявлення аномалій або для попереднього навчання ознак, що потім використовуються іншими класифікаторами [17]. Вони можуть допомогти у виявленні пошкоджених продуктів або нехарактерних зразків, що важливо для контролю якості у роздрібній торгівлі.

В останні роки значний інтерес викликають трансформери (Transformers), що спочатку були розроблені для задач обробки природної мови, але поступово знаходять застосування і у комп'ютерному зорі. Завдяки механізмам уваги вони можуть ефективно враховувати глобальні залежності між різними частинами зображення, що робить їх перспективними для точного аналізу складних та неоднорідних товарів [18]. Мультиmodalні нейронні мережі (Multimodal networks) також мають великий потенціал, оскільки вони інтегрують дані з різних джерел, наприклад, поєднують зображення з текстовими описами або сенсорними даними, такими як вага продукту, що дозволяє підвищити точність класифікації [19].

Хоча кожен з типів нейронних мереж пропонує власні унікальні можливості, більшість з них мають певні обмеження у застосуванні до задач розпізнавання вагових харчових товарів. Наприклад, RNN є оптимальними для послідовної обробки даних, але не забезпечують достатньої точності для статичних зображень продуктів [20]. GAN, хоча і корисні для генерації додаткових зображень, не виконують безпосередньої ідентифікації товарів [21]. Автокодувальники добре справляються із стисненням даних, але їхня ефективність у класифікації окремих продуктів є обмеженою [22]. Трансформери вимагають значних обчислювальних ресурсів, що ускладнює їхнє впровадження у реальні торгові системи [23]. Мультиmodalні мережі можуть потребувати додаткових даних, що не завжди доступні у торгових середовищах [24].

Незважаючи на ці обмеження, CNN залишаються найбільш ефективною архітектурою для ідентифікації вагових харчових товарів завдяки своїй здатності автоматично виділяти ключові ознаки та адаптуватися до змінних умов.

Використання вдосконалених версій CNN, таких як MobileNet, EfficientNet або ResNet, забезпечує оптимальне співвідношення точності та продуктивності, що робить їх придатними для застосування у реальних торгових середовищах [25]. Такі моделі дозволяють інтегрувати автоматичне розпізнавання товарів у POS-термінали, термінали самообслуговування та інші системи роздрібної торгівлі.

Отже, згорткові нейронні мережі є найбільш обґрунтованим і доцільним рішенням для ідентифікації вагових харчових товарів, тоді як інші підходи (наприклад, трансформери чи мультимодальні архітектури) можуть доповнити систему, основна увага в КРБ зосереджена саме на CNN.

1.3 Аналіз інформаційного забезпечення предметної області

Ідентифікація вагових харчових товарів за аналізом зображень стала одним із ключових напрямів розвитку технологій роздрібної торгівлі. Це пов'язано з необхідністю підвищення точності розпізнавання товарів, автоматизації обліку та мінімізації людського фактору у процесі продажу. Сучасні методи, що використовують машинне навчання та комп'ютерний зір, забезпечують значний прогрес у цій сфері, але водночас мають свої обмеження. У цьому розділі буде проведено аналіз існуючих програмних рішень, мобільних додатків та наукових досліджень, що стосуються ідентифікації вагових харчових товарів. Це дозволить визначити, які підходи наразі є найбільш ефективними, а які потребують подальшого вдосконалення.

Значний прогрес у галузі комп'ютерного зору та розпізнавання зображень спостерігається у сфері мобільних додатків, які використовують алгоритми штучного інтелекту для аналізу фото. Одним із найпопулярніших рішень є Google Lens [26], який здійснює візуальний пошук та розпізнавання об'єктів у реальному часі. Його ви можете спостерігати на рисунку 1.1.

Це потужний інструмент, що здатний ідентифікувати широкий спектр об'єктів, зокрема книги, рослини, архітектурні споруди та харчові продукти. Проте для вагових товарів його точність є обмеженою. До того ж, Google Lens не

враховує вагові характеристики товару, що робить його менш ефективним для комерційної торгівлі.



Рисунок 1.1 – Google Lens [27].

Іншим мобільним рішенням є PlantSnap [28] та PictureThis [29], які спеціалізуються на ідентифікації рослин за їхнім зовнішнім виглядом. Ці додатки використовують моделі комп'ютерного зору для аналізу текстури, форми та кольору листя, квітів та плодів. Їх ви можете спостерігати на рисунку 1.2.

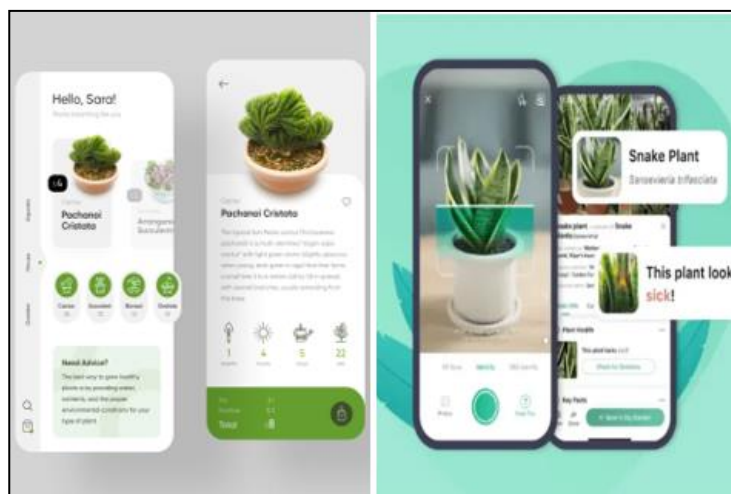


Рисунок 1.2 – PlantSnap та PictureThis [30, 31].

Вони можуть розпізнавати навіть дуже схожі види рослин, що є важливим у задачах розпізнавання вагових харчових товарів. Однак їхньою проблемою залишається залежність від освітлення, якості зображення та умов навколишнього

середовища. У торгових системах, де важлива швидкість обробки, такі моделі можуть давати неточні результати, оскільки не оптимізовані для розпізнавання комерційних продуктів.

Ще однією категорією мобільних додатків є платформи для аналізу харчування, такі як Foodvisor [32] та MyFitnessPal [33]. Вони дозволяють користувачам сфотографувати страву, після чого система автоматично розпізнає інгредієнти та надає інформацію про харчову цінність. Їх приклад зображено на рисунку 1.3.



Рисунок 1.3 – Foodvisor та MyFitnessPa [34, 35].

Ці алгоритми можуть частково розпізнавати окремі продукти, але їхня точність для вагових товарів є низькою, оскільки моделі орієнтовані на аналіз готових страв. Крім того, вони працюють в основному з простими категоріями, такими як «яблуко» чи «куряче м'ясо», без можливості точного визначення сорту чи якісних характеристик продукту.

Незважаючи на значний прогрес у сфері розпізнавання вагових товарів, багато існуючих рішень мають критичні обмеження. Основними проблемами є складність розрізнення схожих продуктів, залежність від високої якості зображення та необхідність обчислювальних потужностей. Висока вартість

впровадження технологій також залишається бар'єром для широкого використання в малих роздрібних магазинах.

Проведений аналіз показує, що найбільш перспективним напрямком є використання згорткових нейронних мереж для автоматичного розпізнавання товарів у торгових процесах. Архітектури, такі як MobileNet та ResNet, забезпечують високу продуктивність при мінімальних витратах обчислювальних ресурсів, що робить їх оптимальними для роздрібної торгівлі. У межах роботи доцільно зосередитись на розробці системи розпізнавання вагових товарів для мобільних телефонів.

1.4 Мета та завдання кваліфікаційної роботи

Кваліфікаційна робота бакалавра призначена покращенню ідентифікації вагових харчових товарів у роздрібній торгівлі за аналізом зображень нейромережевими засобами.

Для досягнення поставленої мети у рамках дослідження необхідно вирішення наступних завдань:

Завдання кваліфікаційної роботи бакалавра:

- провести аналіз методів ідентифікації вагових харчових товарів за аналізом зображень;
- провести аналіз можливостей, переваг та недоліків нейромережових засобів для ідентифікації вагових харчових товарів в за аналізом зображень;
- спроектувати метод ідентифікації вагових харчових товарів за аналізом зображень нейромережевими засобами;
- виконати програмну реалізацію спроектованого методу;
- виконати дослідження спроектованого методу

Розділ 2 Проєктування методу ідентифікації вагових харчових товарів у роздрібній торгівлі за аналізом зображень нейромережевими засобами

2.1 Загальна структура та основні компоненти методу

Запропонований метод спрямований на вирішення завдання ідентифікації вагових харчових товарів у роздрібній торгівлі на основі аналізу зображень. Основна ідея полягає у використанні згорткових нейронних мереж для автоматичного розпізнавання продукту за його візуальним представленням, без необхідності ручного введення або сканування штрихкоду.

Процес роботи методу включає кілька послідовних кроків. Першим кроком є отримання зображення товару, зробленого за допомогою камери, вбудованої в торгове обладнання або мобільний пристрій. Далі зображення проходить попередню обробку, яка включає масштабування до фіксованого розміру, нормалізацію піксельних значень, покращення якості, а також застосування технік аугментації. Це забезпечує стабільність роботи моделі за різних умов зйомки, таких як зміна освітлення, ракурсу або фону. Після цього підготовлене зображення передається до згорткової нейронної мережі, яка витягує з нього ключові візуальні ознаки. Ці ознаки аналізуються класифікатором, що видає ймовірнісну оцінку належності зображення до одного з наперед визначених класів. Результатом є назва харчового продукту, яка може бути використана в подальших етапах торгового процесу, зокрема для обліку, цінування або друку етикетки.

Для реалізації методу в межах кваліфікаційної роботи бакалавра використано глибоку згорткову нейронну мережу типу ResNet (Residual Neural Network), що забезпечує ефективну обробку зображень і виділення ознак різного рівня складності. Схема, що відображає загальну послідовність роботи методу, наведена на рисунку 2.1.

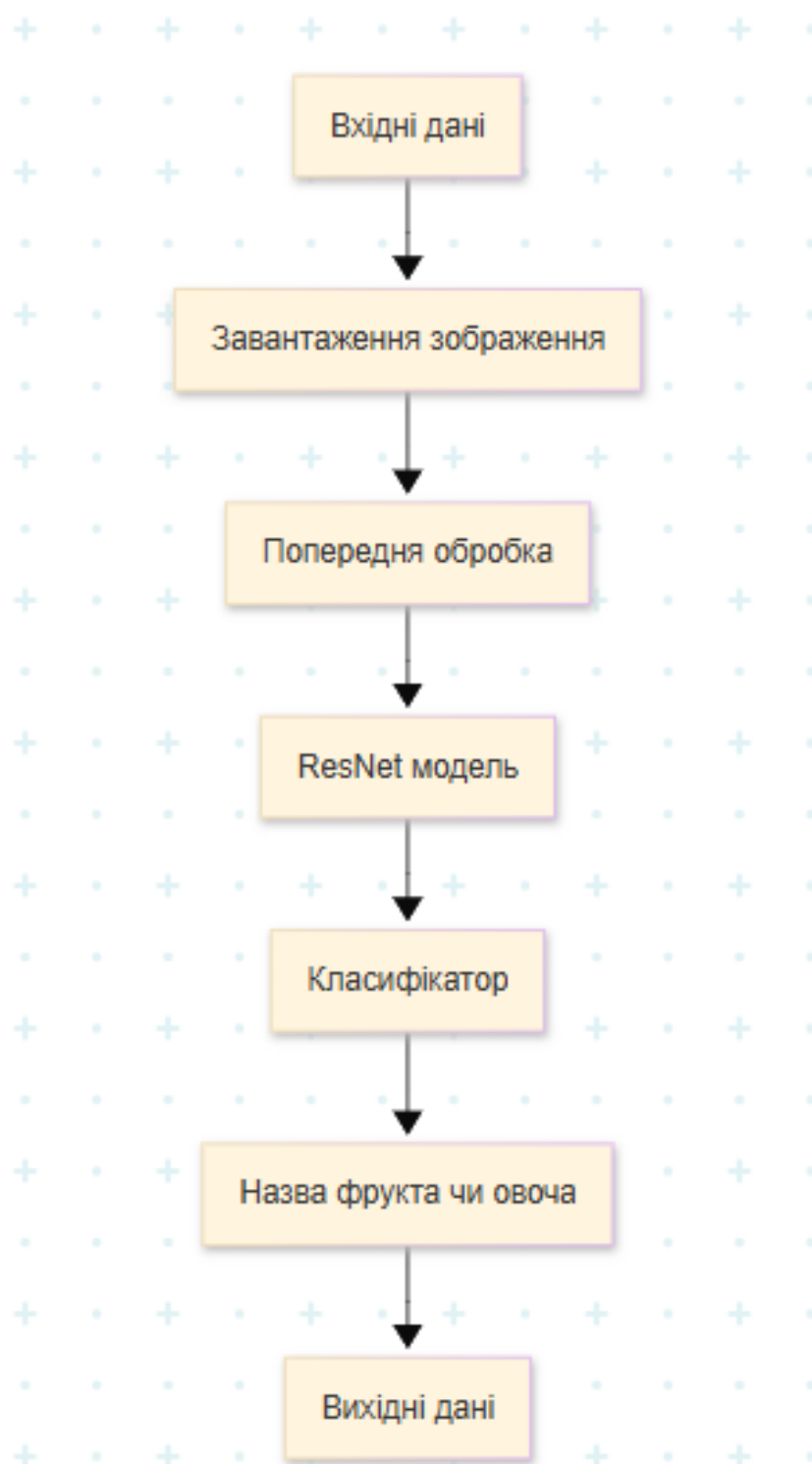


Рисунок 2.1 – Схема роботи методу

2.2 Архітектура нейронної мережі ResNet

Основою методу є згортова нейронна мережа ResNet, що використовується для ідентифікації вагових харчових товарів. На рисунку 2.2

зображено блок-схему архітектури, яка складається з таких основних компонентів: початкового згорткового шару з великим ядром, серії залишкових блоків, операцій зменшення розмірності через пулінг, глобального усереднення та фінального класифікатора.

Початкова стадія приймає на вхід кольорове зображення стандартного розміру. Воно спочатку потрапляє в згортковий модуль із розширеним рецептивним полем, що дозволяє мережі захоплювати базові ознаки (контури, текстури) на великій ділянці кадру. Далі застосовується операція макс-пулінгу, яка зменшує просторові розміри карти ознак, залишаючи ключові відповіді згортки. Такий підхід дає змогу знизити обчислювальні витрати на наступних етапах і поступово формувати більш “грубий” огляд візуального простору.

Основна “глибина” мережі складається із кількох груп залишкових блоків. Кожний блок поєднує послідовність невеликих згорткових шарів із внутрішнім ядром, через які проходить потік ознак, а потім результат підсумовується з початковим сигналом блоку (залишкове з’єднання). Це забезпечує прямий шлях для градієнта під час навчання та дозволяє створювати дуже глибоку мережу без проблем із загасанням сигналу. У межах кожної групи кількість таких блоків може збільшуватися, а в початкових блоках додатково використовується крок у згортках або пулінгу для подальшого зменшення просторових розмірів.

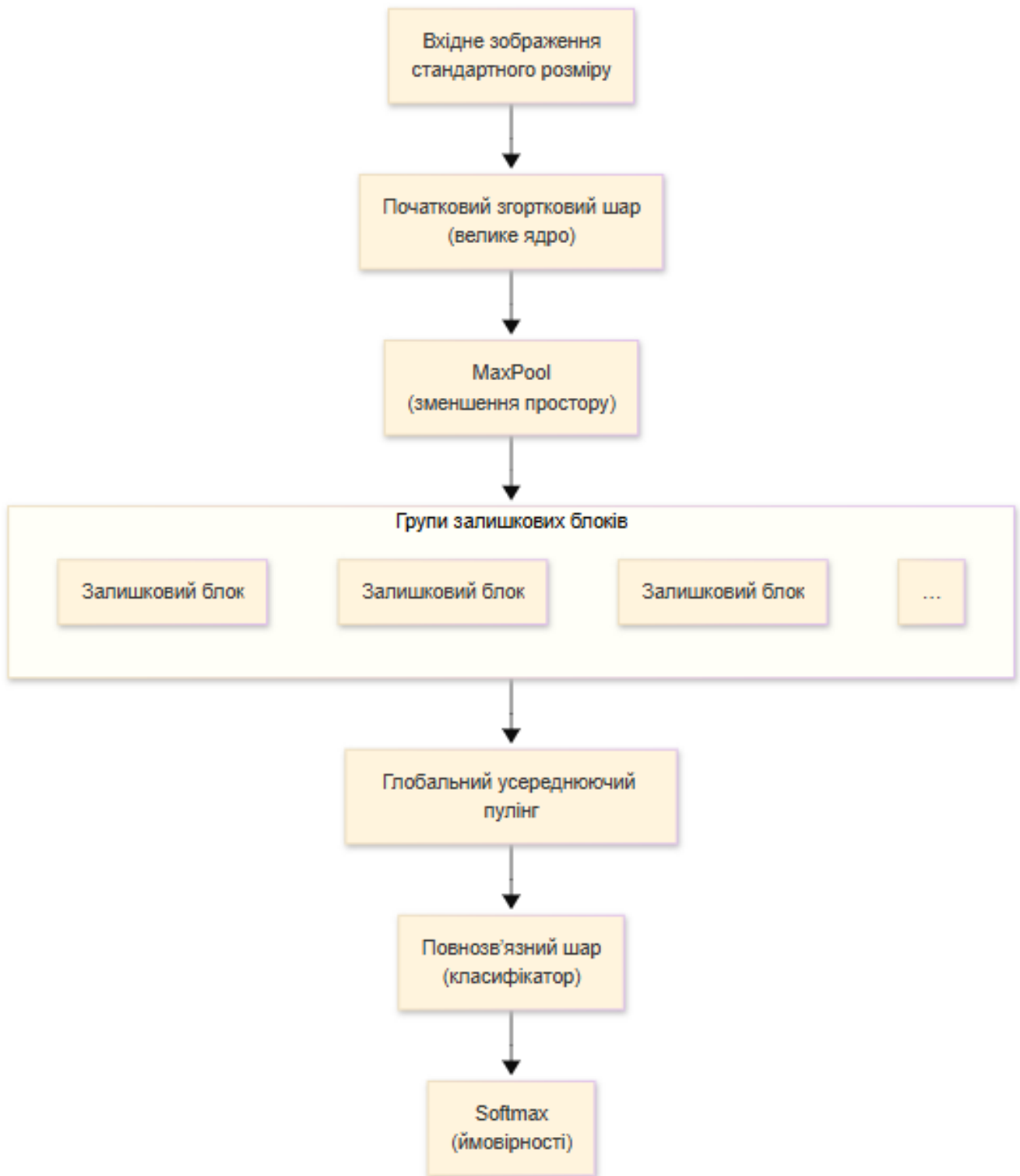


Рисунок 2.2 – Схема архітектури нейромережі ResNet

Після останньої серії залишкових блоків застосовується глобальний усереднюючий пулінг: замість традиційного збереження просторової карти зі значеннями за шириною й висотою, ця операція обчислює середнє по кожному каналу, зводячи об'ємну карту ознак до вектору ознак. Це дозволяє мережі

враховувати інформацію з усього зображення й отримати компактне представлення. Отриманий вектор передається в повнозв'язний шар, який генерує вихідні оцінки для кожного із передбачених класів і завершує роботу функцією Softmax, що перетворює ці оцінки на ймовірності.

Така архітектура забезпечує баланс між глибиною моделі й можливістю ефективного навчання на візуальних даних, дозволяючи виділяти складні ознаки харчових продуктів у різних умовах зйомки.

2.3 Навчання нейронної мережі

Процес навчання нейронної мережі ResNet є складним і багатограним, спираючись на кілька ключових принципів, які забезпечують її ефективність і здатність працювати з глибокими архітектурами.

Залишкові зв'язки є основою архітектури ResNet і дозволяють уникнути проблеми зникнення градієнта, яка часто виникає в згорткових нейронних мережах. У традиційних мережах кожен шар намагається вивчити повне відображення вхідних даних на вихідні, що може ускладнювати навчання через накопичення помилок у градієнтах. У ResNet же кожен шар учить залишок, тобто різницю між входом і бажаним виходом. Це досягається через пропускні зв'язки, які передають вхідні дані напряму до наступних шарів, обходячи проміжні обчислення. Такий підхід не тільки полегшує проходження градієнтів через мережу, але й дозволяє створювати значно глибші архітектури, наприклад, ResNet-50 або ResNet-152, без втрати стабільності навчання. Пропускні зв'язки також зменшують ризик перевантаження мережі непотрібною інформацією, оскільки шари можуть просто передавати вхідні дані далі, якщо додаткові обчислення не потрібні.

Навчання ResNet відбувається за допомогою зворотного поширення помилки, яке є фундаментальним механізмом для всіх нейронних мереж. На кожній ітерації мережа отримує вхідні дані, обробляє їх через усі шари і порівнює отриманий результат із правильними відповідями за допомогою функції втрат,

наприклад, крос-ентропії для задач класифікації або середньоквадратичної помилки для регресії. Різниця між передбаченням і реальним значенням визначає величину помилки. Далі обчислюються градієнти цієї помилки відносно всіх ваг мережі за правилом ланцюжка, що дозволяє зрозуміти, як зміна кожної ваги впливає на загальну помилку. Ці градієнти передаються назад через мережу, від вихідного шару до вхідного, що й дало назву методу. Процес повторюється для кожного батчу даних, поступово вдосконалюючи модель. У ResNet зворотне поширення особливо ефективно завдяки залишковим зв'язкам, які забезпечують стабільний потік градієнтів навіть у глибоких шарах.

Оновлення ваг мережі здійснюється за допомогою методів оптимізації, найпоширенішим з яких є стохастичний градієнтний спуск. Цей метод використовує обчислені градієнти для коригування ваг у напрямку, що зменшує функцію втрат. На кожному кроці ваги змінюються пропорційно до градієнтів, а величина цих змін регулюється параметром швидкості навчання. Занадто велика швидкість навчання може призвести до нестабільності або пропуску оптимального рішення, тоді як занадто мала уповільнює процес. У практиці часто застосовуються модифікації градієнтного спуску, такі як Adam або RMSprop, які враховують момент і адаптивно підлаштовують швидкість навчання для кожного параметра. У ResNet оптимізація також може включати регуляризацію, наприклад, L2-регуляризацію або dropout, щоб запобігти перенавчанню, особливо при роботі з невеликими наборами даних.

Трансферне навчання є ще одним важливим аспектом використання ResNet, особливо в задачах із обмеженими даними. Мережа часто ініціалізується з вагами, попередньо навченими на великому датасеті, такому як ImageNet, який містить мільйони зображень і тисячі класів. Ці ваги вже вміють розпізнавати базові ознаки, такі як краї, текстури чи форми, що робить їх універсальними для багатьох задач. Під час трансферного навчання нижні шари, які відповідають за ці базові ознаки, зазвичай заморожуються, тобто їх ваги не змінюються, а верхні шари донавчаються для конкретної задачі, наприклад, класифікації медичних зображень або розпізнавання об'єктів у відео. Такий підхід значно скорочує час

навчання і потребу в обчислювальних ресурсах, а також дозволяє досягати високої точності навіть на невеликих наборах даних.

Для візуального зображення цих принципів нижче наведено рисунок 2.3, який ілюструє процес навчання ResNet:

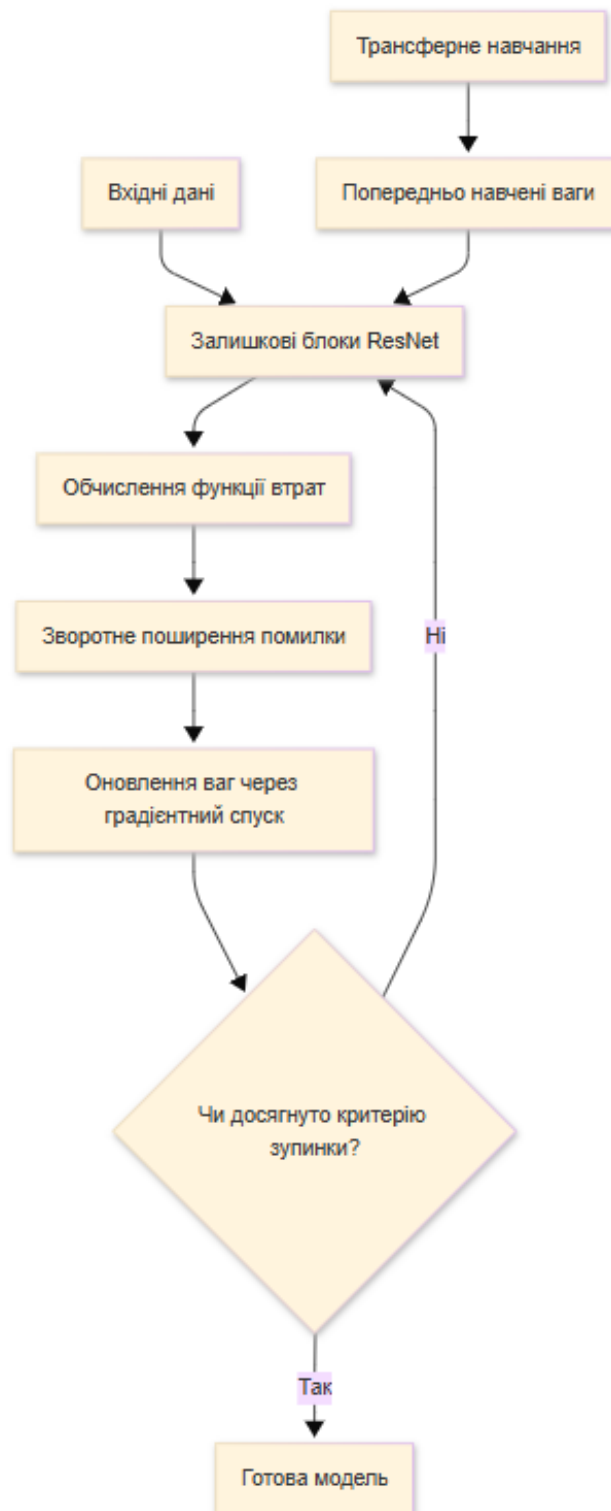


Рисунок 2.3 – Процес навчання ResNet

Ця схема показує, як вхідні дані проходять через залишкові блоки ResNet, після чого обчислюється функція втрат. Далі відбувається зворотне поширення помилки для визначення градієнтів, а ваги оновлюються методом градієнтного спуску. Процес повторюється, доки не буде досягнуто критерію зупинки, наприклад, достатньої точності або максимальної кількості епох. Додатково показано використання попередньо навчених ваг у рамках трансферного навчання, що підключаються до залишкових блоків для прискорення адаптації моделі.

2.4 Оціночний набір даних

У процесі реалізації методу ідентифікації вагових харчових продуктів використовувалися два відкриті датасети: Fruit-360 Dataset [36] та Vegetable Images Dataset [37]. Перший з них, Fruit-360, містить зображення понад 80 класів фруктів. Всі приклади виконані в контрольованих умовах: об'єкти знімалися на однорідному білому фоні з однаковим освітленням, що забезпечує високу якість та однорідність даних. Кожен клас представлений сотнями зображень, що дозволяє охопити широкий спектр варіацій одного продукту. Цей набір добре підходить для тренування моделі в умовах чистого фону та мінімальної кількості перешкод.

Vegetable Images Dataset, у свою чергу, містить зображення овочів приблизно 20 класів і має інший характер. Тут зображення отримані в менш контрольованих умовах, з різноманітними фонами, різними ракурсами та джерелами освітлення. Такі особливості роблять набір більш репрезентативним для реальних умов використання, де зображення можуть мати складне оточення, змінне освітлення та шуми.

Таким чином, комбінація цих двох джерел дозволяє моделі одночасно навчатися на стандартизованих прикладах і адаптуватися до реалістичних сценаріїв, тому для навчального середовища обидва датасети були об'єднані в один узгоджений набір.

Структуру підготовки датасету проілюстровано на рисунку 2.4.

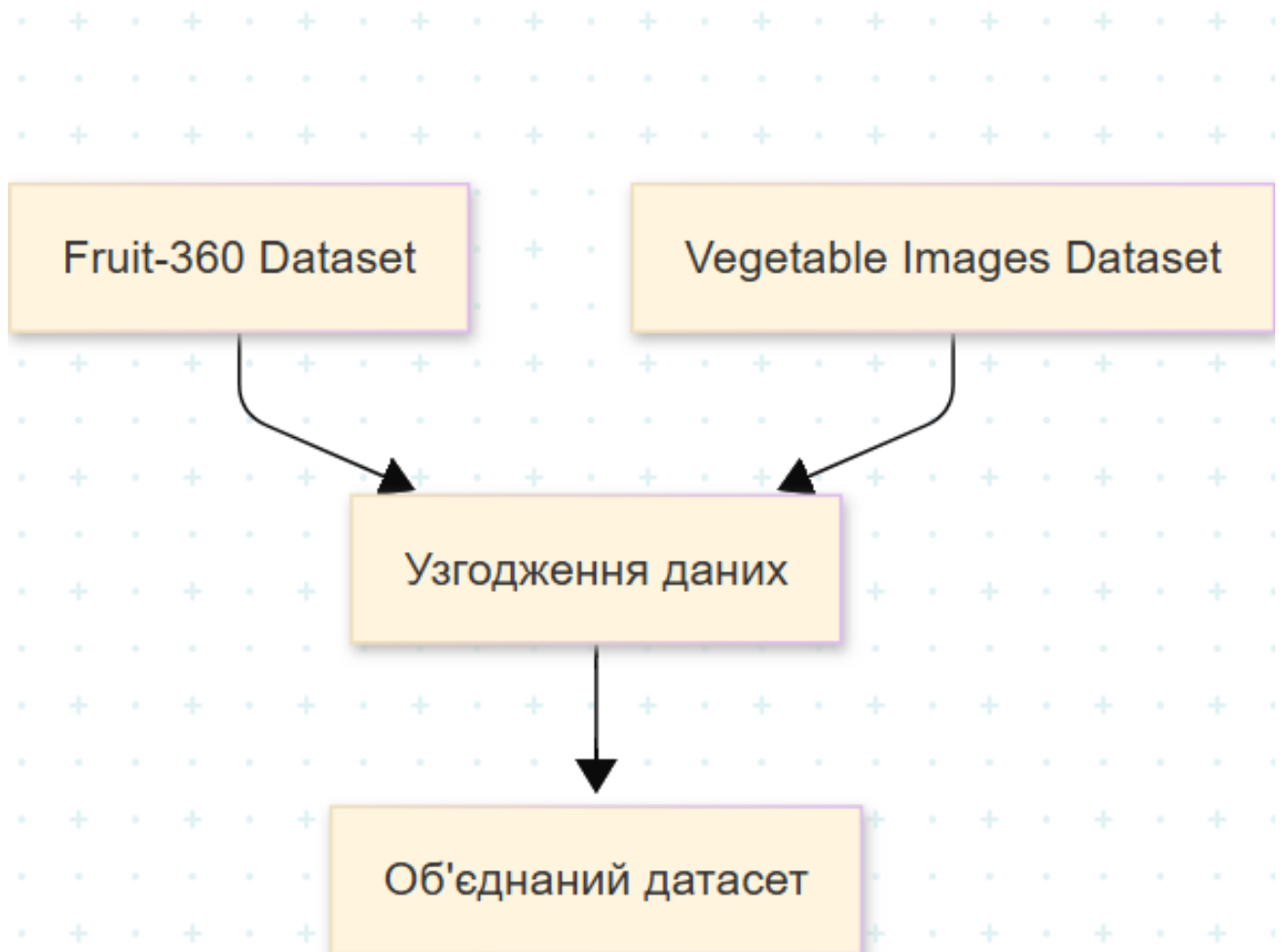


Рисунок 2.4 – Структура підготовки узгодженого датасету

Під час об'єднання було приведено до спільного формату назви класів, уніфіковано структуру зберігання зображень, а всі файли зображень змінено до єдиного розміру 224×224 пікселів, відповідно до вимог моделі ResNet. Також було виконано нормалізацію значень пікселів, що забезпечує стабільність навчання та прискорює збіжність моделі. Об'єднаний датасет був побудований таким чином, щоб охоплювати повний спектр вагових харчових продуктів, які можуть зустрічатися в торговельному середовищі, і дозволити моделі розпізнавати як типові, так і менш стандартні приклади.

Після завершення етапу узгодження даних об'єднаний датасет було розділено на дві частини. Близько 70% прикладів було віднесено до навчальної вибірки, яка використовувалася безпосередньо для побудови моделі на основі

оптимізації ваг згідно з функцією втрат. Решта 30% складала валідаційну вибірку, яка дозволяла відстежувати якість узагальнення моделі, тобто її здатність давати коректні результати на прикладах, що не використовувалися в процесі тренування. Такий підхід є типовим у задачах глибокого навчання, оскільки дає змогу своєчасно виявляти ознаки перенавчання та забезпечує об'єктивність процесу побудови моделі.

2.5 Критерії оцінювання покращення ідентифікації вагових харчових товарів на основі аналізу зображень нейромережевими засобами

Для всебічної оцінки ефективності розробленої системи ідентифікації вагових харчових товарів було застосовано набір стандартних кількісних показників, які широко використовуються у багатокласовій класифікації. Використання цих метрик дозволяє детально проаналізувати як загальну продуктивність моделі, так і специфіку різних типів помилок, що має особливе значення при роботі з продуктами, де невірна класифікація може спричинити фінансові чи логістичні проблеми. Усі оцінки базувалися на узгодженому датасеті, описаному у розділі 2.4, який забезпечує якісне і збалансоване представлення класів. Основним індикатором роботи моделі є показник точності класифікації (accuracy), який визначається як відношення кількості вірно класифікованих зразків (як позитивних, так і негативних) до загальної кількості передбачень. Математично це виражається формулою:

$$\text{Accuracy} = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN}, \quad (2.1)$$

де TP позначає кількість істинно позитивних, TN – істинно негативних, FP – хибнопозитивних, а FN – хибнонегативних результатів. Хоча accuracy є загальноприйнятою метрикою, у випадках дисбалансу класів або високої схожості між категоріями її значення може бути недостатнім для виявлення проблемних аспектів класифікації [38]. Для більш тонкого аналізу результатів

застосовують метрику точності передбачення (precision), що характеризує частку коректних позитивних передбачень серед усіх випадків, які модель класифікувала як певний клас. Ця метрика розраховується за формулою:

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP+FP} \quad (2.2)$$

Precision є особливо важливою у контексті зменшення помилкових позитивних класифікацій, що у сфері ідентифікації харчових товарів може запобігти неправомірній заміні одного продукту іншим, що є критичним для забезпечення точності операцій у роздрібній торгівлі [38].

Натомість, показник повноти (recall) відображає здатність моделі виявляти всі належні об'єкти конкретного класу, вимірюючи відношення кількості коректно класифікованих позитивних зразків до загальної кількості фактичних позитивних випадків:

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP+FN} \quad (2.3)$$

Дана метрика набуває особливої ваги у ситуаціях, де важливо уникнути пропусків, наприклад, коли необхідно розпізнати всі варіанти представлення товару, навіть за умов шуму, нестандартного освітлення чи часткової закритості [38].

Оскільки precision і recall часто знаходяться у взаємній залежності, для отримання збалансованої оцінки цих параметрів застосовується F1-міра – гармонійне середнє між точністю та повнотою, яке розраховується за формулою:

$$F1 = 2 * \frac{\text{Precision} \cdot \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \quad (2.4)$$

F1-міра дозволяє об'єднати унікальні властивості precision та recall, надаючи змогу оцінити збалансованість між здатністю не пропускати релевантні об'єкти та уникати помилкових спрацьовувань. У багатокласових сценаріях цю метрику застосовують для кожного класу окремо з подальшим усередненням або у вигляді агрегованого показника з урахуванням ваг класів [38].

Під час навчання моделі, яка базується на архітектурі ResNet, використовувалася функція втрат категоріальної крос-ентропії, що характеризує розбіжність між реальними і прогнозованими класами і має вигляд:

$$L = - \sum_{i=1}^c y_i * \log (\hat{y}^i) \quad (2.5)$$

де C — це загальна кількість класів, y_i — істинна бінарна мітка для класу i (тобто 1, якщо зразок належить цьому класу, і 0 — якщо не належить), а \hat{y}^i з шапочкою — це прогнозована ймовірність для цього класу. Мінімізація цієї функції втрат дозволяє зменшити розбіжність між реальними та передбаченими значеннями, що безпосередньо покращує точність класифікації та забезпечує чіткіше розмежування між класами [38].

Загалом, застосування вказаних метрик і функції втрат формує всебічну систему оцінювання, яка враховує не лише загальну продуктивність моделі, а й її поведінку щодо різних типів помилок. Це є фундаментом для практичного застосування системи у сфері ідентифікації вагових харчових товарів, де точність і надійність розпізнавання безпосередньо впливають на ефективність торговельних процесів і економічні показники. Такий підхід також створює основу для подальшого вдосконалення моделей та їх адаптації під конкретні умови експлуатації.

2.6 Висновки до розділу 2

Спроктовано метод ідентифікації вагових харчових товарів у роздрібній торгівлі за аналізом зображень нейромережевими засобами.

Зокрема визначено загальну архітектуру та основні складові методу на основі згорткової нейронної мережі ResNet.

Методологічною основою слугувала глибока архітектура ResNet, яка дозволяє витягувати релевантні візуальні ознаки з високим рівнем абстракції завдяки залишковим зв'язкам. Уточнена архітектура була адаптована до задачі багатокласової класифікації, з використанням глобального усереднення, регуляризаційних механізмів та фінального шару з Softmax-активацією. Реалізовано підхід трансферного навчання на основі попередньо натренованих ваг ImageNet, що дало змогу скоротити час навчання та підвищити загальну стабільність моделі.

Модель донавчена для роботи з спеціалізованими наборами даних із використанням узагальненого узгодженого набору даних з використанням відкритих датасетів Froot360 та Vegetables image.

Для оцінки ефективності спроектованого методу запропоновано набір критеріїв а саме accuracy, precision, recall, F1-міра.

Розділ 3 Експериментальне дослідження методу

3.1 Функціональне призначення та структура програмних складових

Метод ідентифікації вагових харчових товарів у роздрібній торгівлі за зображень неймережевими засобами програмно реалізований як desktop-application, з урахуванням практичного застосування, де важливим елементом є зручність для користувача. Концепція інтерфейсу користувача відіграє ключову роль у цьому процесі, забезпечуючи простий і інтуїтивно зрозумілий спосіб взаємодії з системою. Інтерфейс призначений для операторів кас у роздрібній торгівлі або інших кінцевих користувачів, дозволяючи їм завантажувати зображення продуктів із файлової системи (рисунок 3.1).

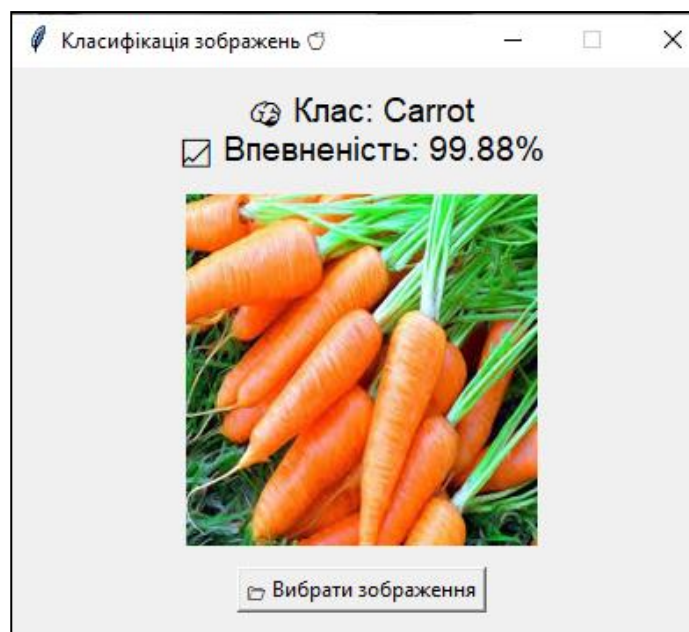


Рисунок 3.1 – Вигляд інтерфейсу користувача

Після завантаження зображення система миттєво обробляє його й видає результат у вигляді текстової інформації, що вказує на клас продукту, наприклад, «морква» з імовірністю 99,88%. Дизайн інтерфейсу передбачає мінімалістичний підхід із чіткими елементами: областю для завантаження зображення, відображенням результату та кнопкою для повторного завантаження. Такий

підхід робить систему доступною для використання без спеціальної технічної підготовки, що є важливим для її інтеграції в реальні умови.

Для реалізації цього методу логічна структура проекту відображається у файловій системі, яка організує всі необхідні компоненти в чітко визначені директорії та файли. Загальний вигляд файлової структури проекту подано на рисунку 3.3.

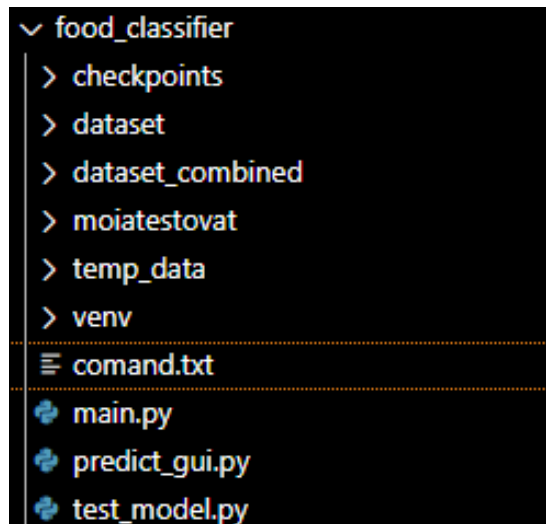


Рисунок 3.2 – Структура проекту

Коренева директорія проекту, названа «`food_classifier`», містить кілька ключових папок і файлів. Папка «`dataset_combined`» зберігає підготовлений набір даних для навчання та валідації, структурований у підпапки за класами продуктів. Директорія «`checkpoints`» використовується для збереження проміжних моделей після кожної епохи навчання, що дозволяє відновлювати процес у разі потреби. Окремі папки, такі як «`moiatestovat`», «`temp_data`» та «`dataset`», слугують для експериментів і тимчасового зберігання даних. У кореневій директорії також розташовані основні скрипти: «`main.py`» для запуску основного процесу, «`predict_gui.py`» для роботи з інтерфейсом, «`test_model.py`» для тестування моделі. Ця організація забезпечує логічне розмежування функцій і полегшує управління проектом.

Взаємодія між модулями проекту відображає послідовність етапів, що забезпечують функціонування методу. Центральним елементом є модуль

«main.py», який координує процес навчання моделі, використовуючи підготовлені дані з «dataset_combined» і зберігаючи результати в «checkpoints». Цей модуль формує архітектуру нейронної мережі ResNet50, налаштовує параметри навчання та управляє двоетапним процесом: спочатку тренує класифікаційну голову із замороженими шарами базової моделі, а потім виконує донавчання останніх 100 шарів. Модуль «predict_gui.py» взаємодіє з «main.py» і «utils.py», завантажуючи попередньо навчену модель для обробки зображень, поданих через інтерфейс, і виводить результат користувачу. Модуль «test_model.py» використовує дані з «checkpoints» для оцінки моделі на тестовому наборі, а «utils.py» забезпечує допоміжні функції, такі як масштабування та нормалізація зображень. Ця взаємодія відображена на рисунку 3.3.

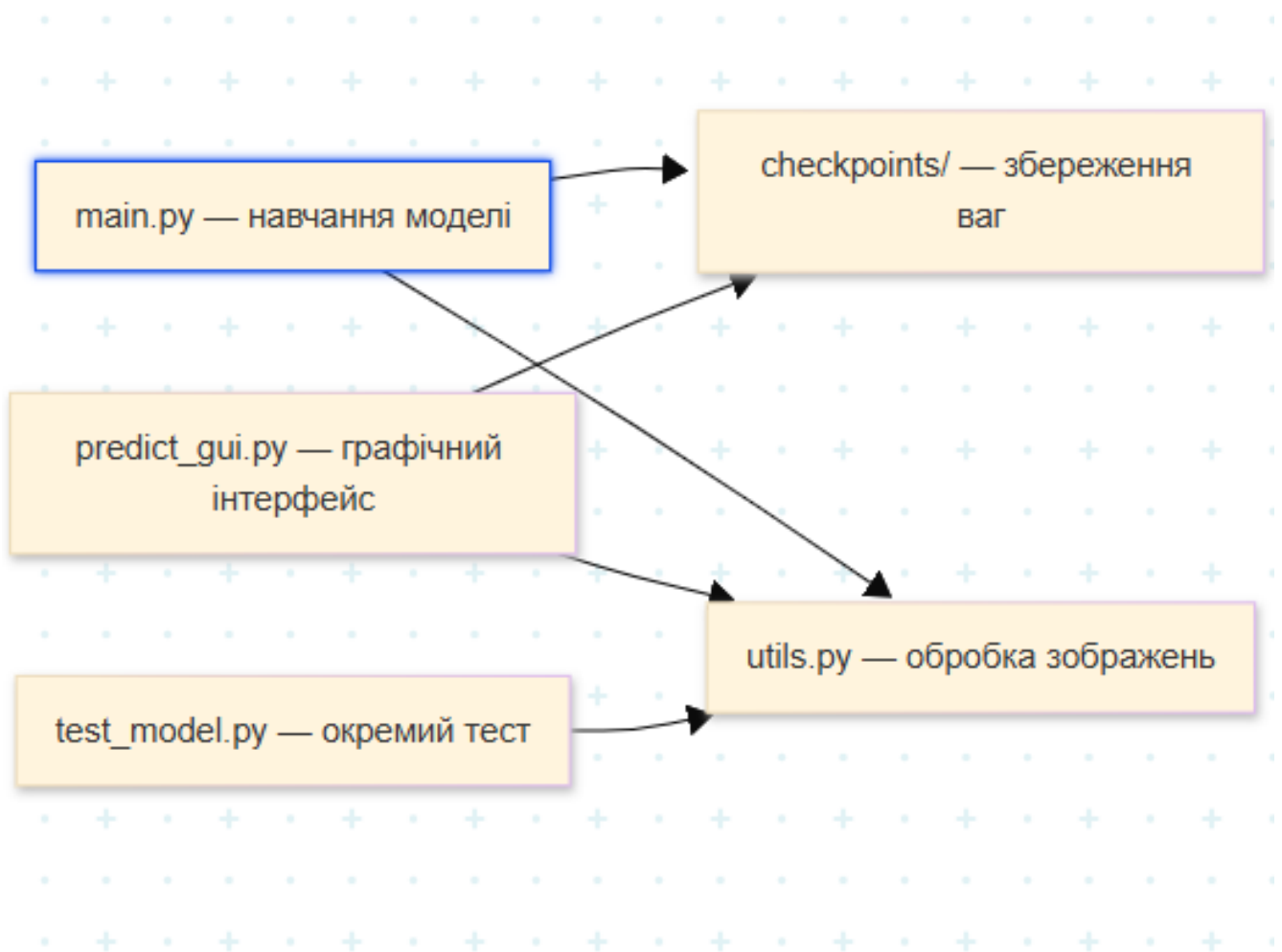


Рисунок 3.3 – Структура взаємозв'язку модулів проєкту

Модуль «main.py» використовує дані та зберігає моделі, а «predict_gui.py» і «test_model.py» опираються на ці результати та допоміжні функції «utils.py» для забезпечення роботи системи.

3.2 Засоби програмної реалізації методу та особливості реалізації

Для програмної реалізації методу використано мову програмування Python версії 3.10, яка застосована як основа для створення системи. Робота проводилася в середовищі розробки Visual Studio Code, яке забезпечило інструменти для написання, тестування та налагодження коду. Для ізоляції залежностей і забезпечення роботи на різних пристроях використано віртуальне середовище venv. Проєкт адаптовано для роботи на операційній системі Windows 10, а всі обчислення виконувалися локально на центральному процесорі (CPU) без використання графічних процесорів (GPU) чи зовнішніх хмарних сервісів. Такий підхід передбачає функціонування системи з використанням доступного обладнання.

У програмній реалізації методу задіяно ряд бібліотек і фреймворків, які підтримують різні аспекти роботи системи. Основною бібліотекою для створення та навчання моделі є TensorFlow версії 2.14, яка використовується для побудови архітектури та управління процесом навчання. Для спрощення створення моделей застосовано Keras, інтегрований у TensorFlow. Бібліотека NumPy застосована для роботи з масивами даних, а Matplotlib – для побудови графіків. Бібліотека Pillow (PIL) задіяна для роботи з зображеннями, а Tkinter – для створення інтерфейсу. Також бібліотеки os і shutil використовуються для роботи з файловою системою.

Процес реалізації включає управління залежностями через файл requirements.txt, який генерується в межах віртуального середовища. Цей файл містить перелік усіх необхідних бібліотек, що дозволяє відтворити робоче середовище на іншому комп'ютері за допомогою команди `pip install -r`

requirements.txt. Використання локального виконання на CPU передбачає роботу системи з наявним обладнанням без додаткових налаштувань.

Загалом, реалізація методу базується на комбінації зазначених інструментів, які разом забезпечують повний цикл роботи з даними. Цей набір створює основу для подальшого дослідження продуктивності системи. У наступному розділі буде детально розглянуто, як ці інструменти застосовані в межах окремих компонентів методу, що дозволить оцінити їхню роль у контексті поставлених цілей.

У межах реалізації методу ідентифікації вагових харчових товарів за зображеннями було проведено тестування програмної частини системи, що охоплювало ключові модулі та сценарії використання в умовах реального середовища. Метою тестування було перевірити коректність функціонування, взаємодію компонентів, автономність роботи без підключення до мережі, а також оцінити вимоги до розгортання системи на новому пристрої.

Програмне забезпечення запускалося на персональному комп'ютері з операційною системою Windows 10, без використання графічного прискорювача. Проєкт було розгорнуто у віртуальному середовищі `venv` на базі Python 3.10, що забезпечило ізоляцію залежностей. Усі необхідні пакети встановлювались через файл `requirements.txt`.

Під час перевірки модуля `main.py` було підтверджено, що модель ResNet50 успішно ініціалізується, правильно адаптується до поточної кількості класів та проходить процес навчання з подальшим збереженням результатів у вигляді графіків і зважених параметрів. Система продемонструвала стабільне виконання сценаріїв збереження, повторного запуску й оновлення моделі.

Інтерфейс користувача, реалізований у модулі `predict_gui.py`, був протестований у середовищі з графічним інтерфейсом. Після запуску програма дозволяла обрати зображення для класифікації. Процес завершувався виведенням передбаченого класу. Всі основні дії інтерфейсу — відкриття зображень, ініціалізація моделі, відображення результату —

виконувалися без помилок. Система коректно працювала з новими зображеннями, не включеними до складу навчального датасету.

Також було перевірено роботу допоміжного модуля `utils.py`, який відповідає за підготовку вхідних зображень, включаючи зміну розміру та конвертацію у формат, придатний для подачі в модель. Його працездатність підтверджено при обробці файлів з різними розширеннями та властивостями.

Для автоматизованого тестування передбачено використання модуля `test_model.py`, який дозволяє запускати модель без взаємодії з користувачем. Цей модуль успішно пройшов перевірку — модель завантажувалась, зображення оброблялись, і результати класифікації зберігались для подальшого аналізу.

З метою перевірки можливості розгортання системи на іншому пристрої з «чистим» середовищем було виконано інсталяцію проєкту на новому комп'ютері. Для запуску виявилось достатньо встановити Python, створити віртуальне середовище, встановити залежності з файлу `requirements.txt` та скопіювати основні директорії: `checkpoints` з навченою моделлю, структуру датасету та файл з мапою класів. Жодні додаткові конфігурації або доступ до зовнішніх сервісів не були потрібні, що підтвердило можливість автономного розгортання.

У результаті тестування встановлено, що всі компоненти програмної реалізації функціонують узгоджено, демонструють стабільність під час роботи та забезпечують користувача повноцінним інструментом для класифікації зображень. Система не потребує спеціального апаратного забезпечення, може працювати офлайн та бути адаптованою до різних умов розгортання без суттєвих змін у структурі.

3.3 Тестування програмної реалізації методу та вимоги до розгортання

У рамках тестування програмної реалізації методу ідентифікації вагових харчових товарів за аналізом зображень було проведено перевірку

компонентів з метою оцінювання їхньої коректності, стабільності та придатності до використання. Тестування здійснювалось у локальному середовищі на персональному комп'ютері з операційною системою Windows 10. Для запуску використовувалось віртуальне середовище Venv на базі Python 3.10, що дозволило ізолювати проєкт та уникнути конфліктів із зовнішніми бібліотеками. Усі залежності встановлювалися через файл requirements.txt.

Функціонування системи перевірялось виключно на центральному процесорі (CPU), без використання GPU або доступу до Інтернету, що дозволяло оцінити автономність і придатність до розгортання в умовах обмежених технічних ресурсів.

Особливу увагу приділено модулю main.py, відповідальному за побудову та навчання моделі ResNet50. Було підтверджено, що модель коректно ініціалізується, підключає попередньо навчені ваги ImageNet, адаптується до кількості класів у узгодженому датасеті (див. п. 2.4), а також проходить повний цикл навчання у два етапи.

Перевірка модуля predict_gui.py, який реалізує графічний інтерфейс користувача, продемонструвала стабільну роботу: після запуску відкривається вікно, у якому можна завантажити зображення товару. Після обробки, що включає масштабування та нормалізацію, модель надає результат класифікації у зручному для користувача форматі. Система була протестована на декількох десятках зображень із незалежної вибірки, які не входили до навчального процесу, зокрема – яблука, банани, буряк, морква, томати тощо. Навіть у складних випадках (тіні, повороти, різкий фон) модель демонструвала впевнене розпізнавання, що свідчить про її стійкість до змін умов.

Додатково було перевірено модуль utils.py, який відповідає за підготовку зображень для подачі в модель. Було підтверджено коректне масштабування до 224×224 пікселів, обробку зображень у форматах JPG/PNG та збереження відповідності між структурою даних та передбачуваними класами. Модуль test_model.py, який дозволяє проводити тестування без

графічного інтерфейсу, також продемонстрував стабільну роботу, дозволяючи автоматизувати процес оцінювання.

Окремим етапом стало розгортання проєкту на іншому пристрої з «чистим» середовищем. Для запуску системи було достатньо встановити Python 3.10, створити віртуальне середовище, активувати його, встановити залежності через requirements.txt та скопіювати ключові компоненти: директорію checkpoints із навченою моделлю, підготовлений датасет, а також файл класів. Після цього система була готова до роботи без жодних додаткових налаштувань або підключення до Інтернету.

Таким чином, тестування підтвердило функціональну повноцінність та автономність програмної реалізації методу. Усі модулі працювали узгоджено, інтерфейс виявився інтуїтивно зрозумілим, а система показала себе як така, що може бути швидко розгорнута у реальних умовах без втрати стабільності чи точності класифікації.

3.4 Експериментальне дослідження методу

При дослідженні методу ідентифікації вагових харчових товарів у роздрібній торгівлі використовувався узгоджений датасет сформований шляхом об'єднання двох відкритих джерел зображень – Fruit-360 та Vegetable Images Dataset (див. п. 2.4). Після об'єднання дані було приведено до єдиного формату, після чого проведено поділ на дві вибірки – 70% усіх зображень було віднесено до навчальної вибірки, а решта 30% до валідаційної.

3.4.1 Результати навчання нейромережевої моделі

На початковому етапі тестування методу ідентифікації вагових харчових товарів у роздрібній торгівлі за аналізом зображень нейромережевими засобами відбувалося навчання нейромережі. У процесі навчання також здійснювався моніторинг динаміки зміни функції втрат та

точності на кожній епісі. Це дозволило переконатись у поступовому покращенні показників та уникненні перенавчання. Графіки, що демонструють відповідну динаміку, наведені на рисунках 3.4 (accuracy) та 3.5 (loss).

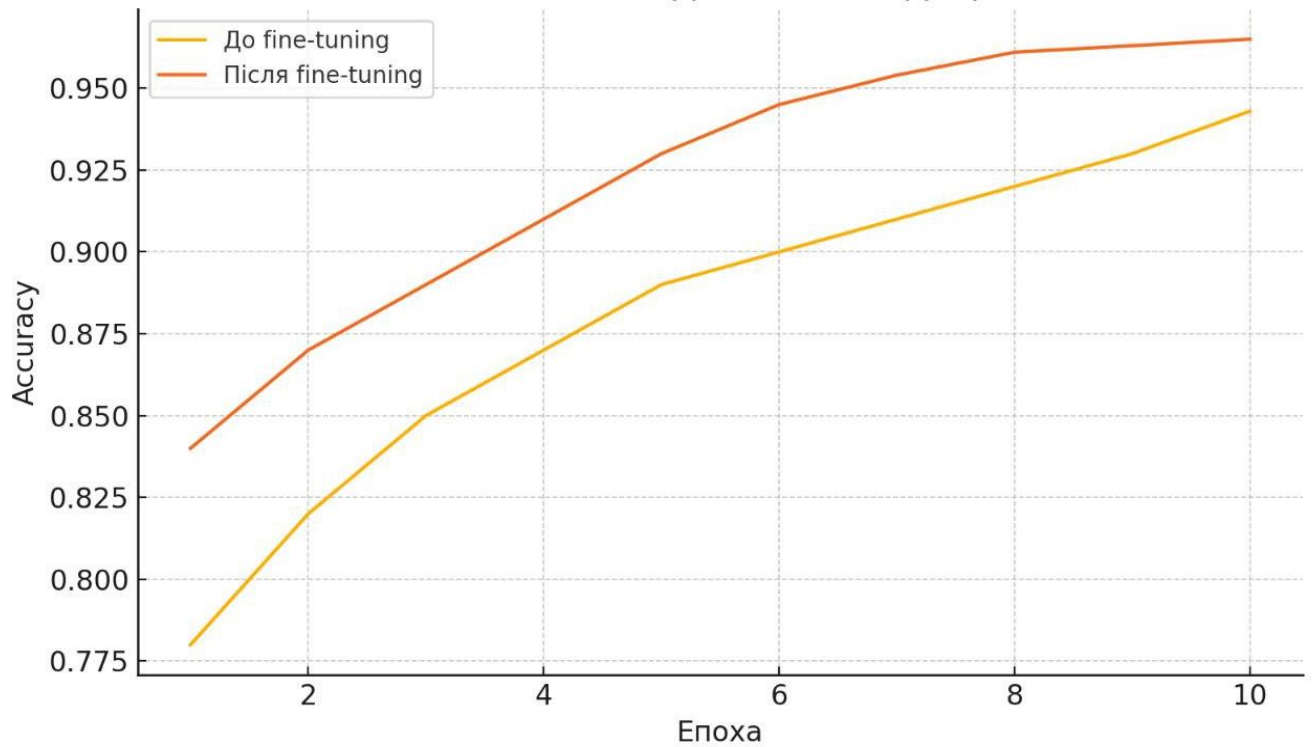


Рисунок 3.4 – Графік зміни accuracy

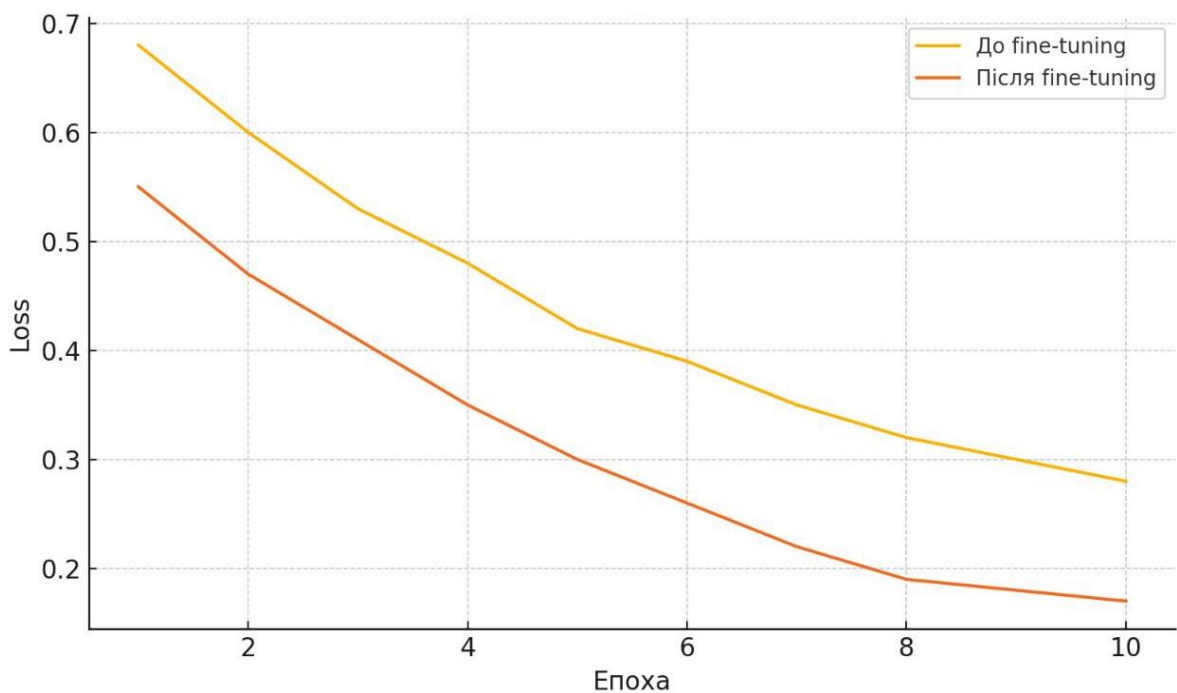


Рисунок 3.5 – Графік зміни loss

Вони відображають стабільну роботу алгоритму протягом усього циклу навчання.

Для оцінки процесу ідентифікації вагових харчових продуктів спроектованим методом на основі архітектури ResNet50, призначеної для класифікації вагових харчових товарів за зображенням, було проведено аналіз її продуктивності на навчальній та валідаційній вибірках. У процесі оцінювання враховувались стандартні метрики багатокласової класифікації: точність (accuracy), точність передбачення (precision), повнота (recall) та F1-міра. Ці показники дозволяють не лише кількісно оцінити рівень класифікації, але й виявити баланс між здатністю моделі розпізнавати об'єкти та уникати хибних спрацьовувань. Навчальна вибірка застосовувалась для безпосереднього налаштування ваг моделі, тоді як валідаційна використовувалась виключно для контролю узагальнюючої здатності без впливу на сам процес навчання. Результати, наведені у таблиці 3.1, свідчать про високу ефективність обраного підходу.

Таблиця 3.1 – Метрики для навчальної та валідаційної вибірок

Метрика	Навчальна вибірка, %	Валідаційна вибірка, %
Accuracy	99,50	98,60
Precision	99,30	98,30
Recall	99,20	98,00
F1-міра	99,25	98,15

Зокрема, на навчальній вибірці модель досягла точності 99,50%, а також відповідних значень precision – 99,30%, recall – 99,20% і F1-міри – 99,25%. На

валідаційній вибірці, яка є критичним індикатором здатності моделі до узагальнення, показники дещо нижчі, проте залишаються на високому рівні: accuracy – 98,60%, precision – 98,30%, recall – 98,00%, а F1-мера – 98,15%. Це свідчить про відсутність перенавчання моделі та її здатність стабільно класифікувати нові зображення, що не входили до процесу навчання.

Графічна візуалізація метрик представлена на рисунку 3.6, де наведено порівняльну діаграму точності, precision, recall та F1-мери для навчальної та валідаційної вибірок.

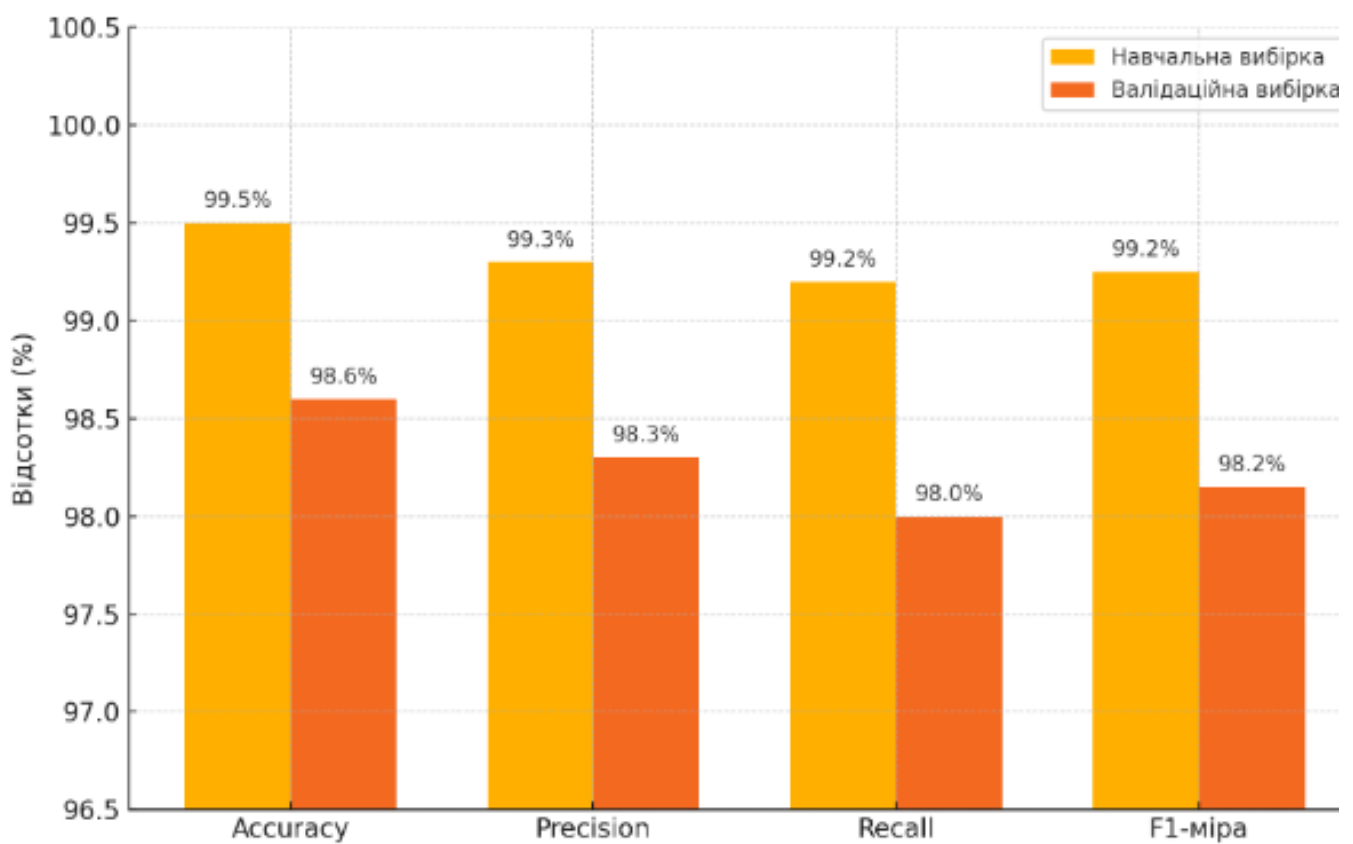


Рисунок 3.6 – Графічна візуалізація метрик

3.4.2 Результати тестування методу ідентифікації вагових харчових товарів на основі аналізу зображень нейромережевими засобами

Для незалежної оцінки запропонованого методу було проведено тестування на незалежній перевіірчній вибірці, що включала 74 зображення,

відібрані з відкритих джерел, зокрема фотобанків та відкритих наборів зображень [39-43]. Ця вибірка охоплювала 15 класів харчових продуктів, які відрізнялися не лише за зовнішніми характеристиками, а й умовами зйомки: змінне освітлення, наявність фону, варіативні кути огляду, нечітка фокусна глибина тощо.

Результати тестування методу на незалежній вибірці представлені в таблиці 3.2 та на рисунку 3.7.

Таблиця 3.2 – Результати тестування моделі на незалежній вибірці

Метрика	Значення
Accuracy	95,9 %
Precision	94,0 %
Recall	93,0 %
F1-міра	93,5 %

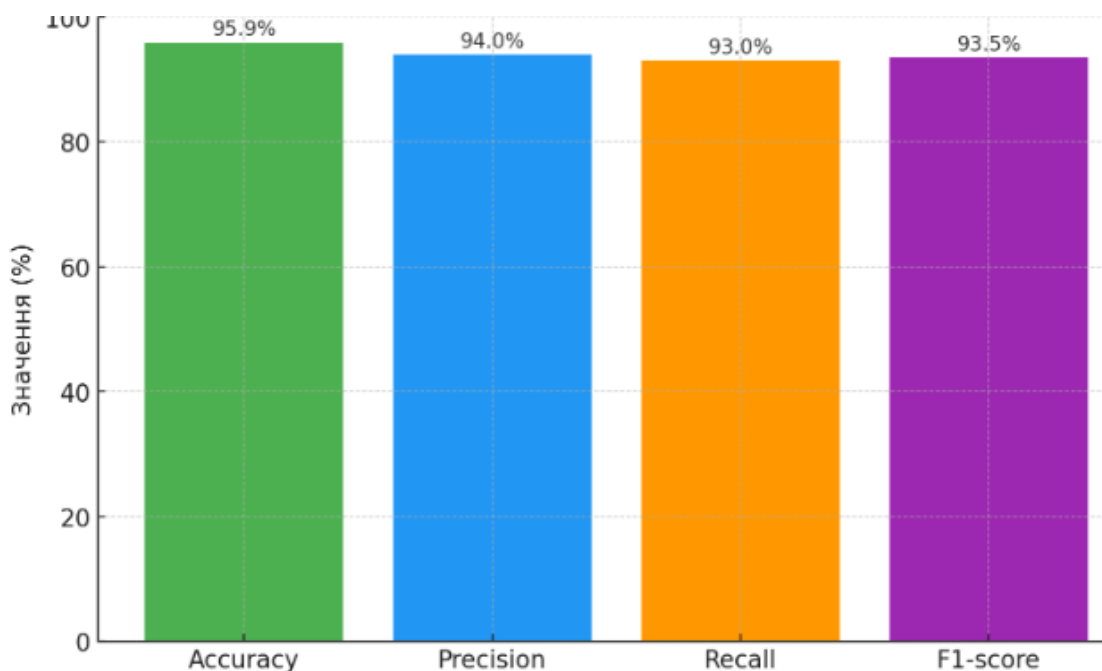


Рисунок 3.7 – Результати тестування моделі на незалежній вибірці

Для незалежної вибірки accuracy становила 95.9 %, precision – 0,940, recall – 0,930, F1 – 0,935.

Для оцінювання ефективності спроектованого методу було здійснено порівняння з результатами інших досліджень [44, 45], що використовували архітектуру ResNet50.

Таблиця 3.3 – Порівняння показників ефективності

Метод дослідження	Accuracy, %	Precision	Recall	F1- міра
Rathod A., Raut R., Hinge M., Classification of fruits and vegetables using ResNet model [44]	95,83	0,93	0,92	0,920
Illeperuma G., Sonnadara D., A study on fruit classification using CNN [45]	95,57	0,92	0,91	0,910
Спроектований метод	95,90	0,94	0,93	0,935

На рисунку 3.8, 3.9 представлено результати досліджень [44, 45] за метриками оцінювання (Accuracy, Precision, Recall, F1-міра).

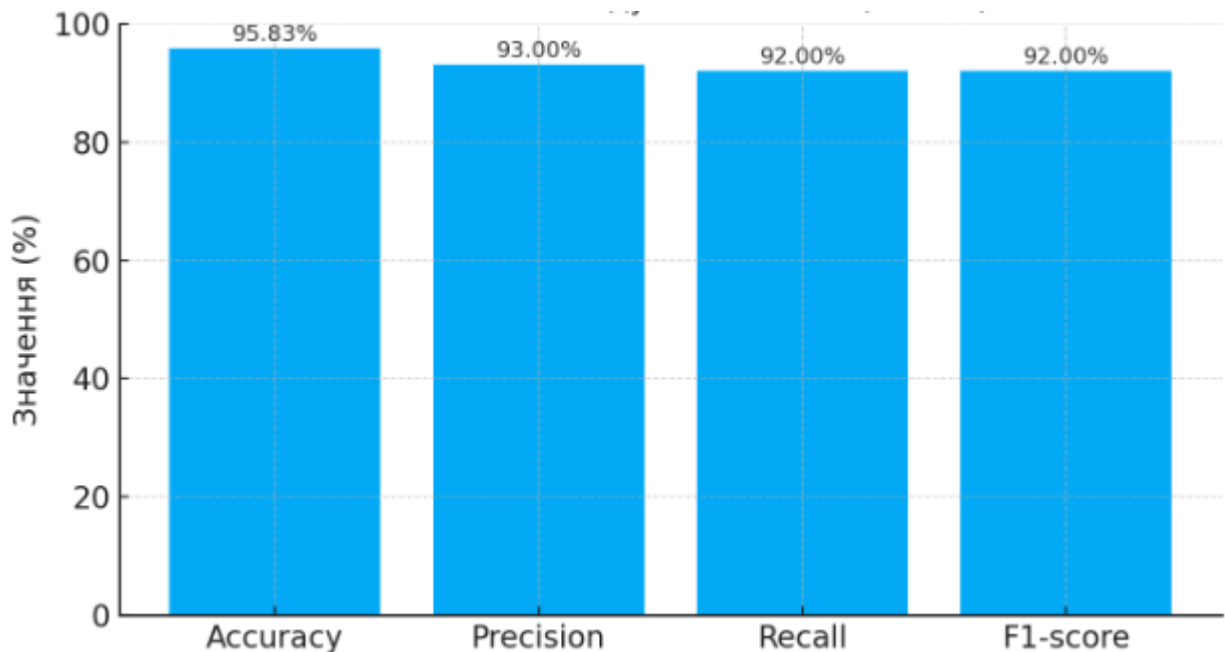


Рисунок 3.8 – Результати тестування в дослідженні Rathod [44].

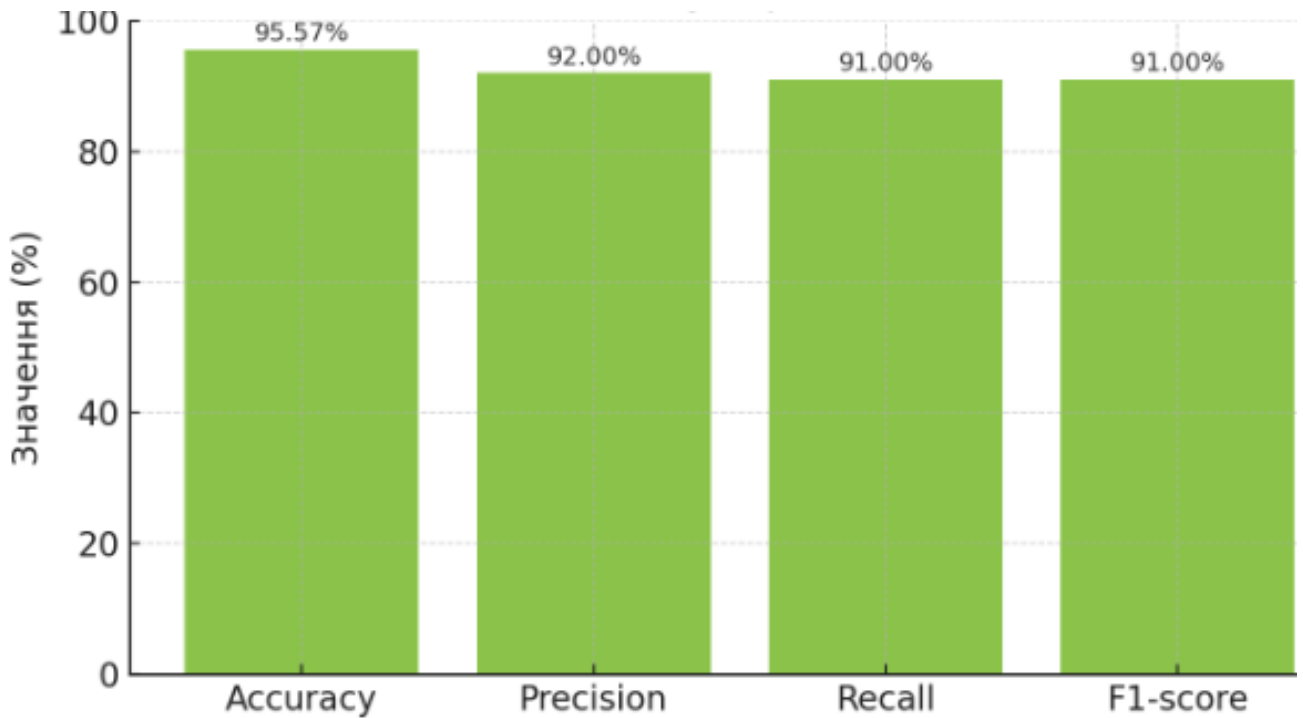


Рисунок 3.9 – Результати тестування Illerema [45].

У дослідженні [44] ассурасу становила 95,83 %, precision – 0,93, recall – 0,92, F1-міра – 0,920. У дослідженні [45] ассурасу становила 95,57 % , precision – 0,92, recall – 0,91, F1-міра – 0,910. Для спроектованого методу ассурасу становила 95,90%, precision – 0,94, recall – 0,93, F1-міра – 0,935.

Таким чином, для спроектованого методу у порівнянні з дослідженням [44] збільшення ассурасу становило 0,07 %, precision – 0,01, recall – 0,01, F1-міра – 0,015. У порівнянні з дослідженням [45] збільшення ассурасу становило 0,33 %, precision – 0,02, recall – 0,02, F1-міра – 0,025.

Результати тестування свідчать про покращення ідентифікації вагових харчових товарів у спроектованого методу в порівнянні з попередніми дослідженнями.

3.5. Висновки до розділу 3

Виконано програмну реалізацію методу ідентифікації вагових харчових товарів у роздрібній торгівлі за аналізом зображень нейромережевими засобами. Програмна реалізація виконана як desktop applicatoin на мові

програмування python у середовищі розробки Visual studio code, з використанням бібліотек глибокого навчання tensorflow та Keras, інструментів для побудови графічного інтерфейсу та зображень.

Для навчання та валідації нейромережевої моделі використовувався узагальнений узгоджений датасет, що ґрунтувався на froot360 та Vegetables. На навчальній вибірці модель досягла точності 99,50%, а також відповідних значень precision – 99,30%, recall – 99,20% і F1-міри – 99,25%. На валідаційній вибірці, яка є критичним індикатором здатності моделі до узагальнення, показники дещо нижчі, проте залишаються на високому рівні: accuracy – 98,60%, precision – 98,30%, recall – 98,00%, а F1-мера – 98,15%. Це свідчить про відсутність перенавчання моделі та її здатність стабільно класифікувати нові зображення, що не входили до процесу навчання.

Для незалежної оцінки запропонованого методу було проведено тестування на незалежній перевіірчній вибірці, що включала 74 зображення, відібрані з відкритих джерел, зокрема фотобанків та відкритих наборів зображень. Для незалежної вибірки accuracy становила 95.9 %, precision – 0,940, recall – 0,930, F1 – 0,935.

Для оцінювання ефективності спроектованого методу було здійснено порівняння з результатами інших досліджень. В інших дослідженнях accuracy становило 95,83 % та 95,57%, precision – 0,93 та 0,92, recall – 0,92 та 0,91, F1-міра – 0,920 та 0,910. Для спроектованого методу accuracy становила 95,90%, precision – 0,94, recall – 0,93, F1-міра – 0,935. Таким чином, для спроектованого методу у порівнянні з іншими дослідженнями збільшення accuracy становило 0,07 % та 0,33%, precision – 0,01 та 0,02, recall – 0,01 та 0,02, F1-міра – 0,015 та 0,025.

Результати тестування свідчать про покращення ефективності спроектованого методу у порівнянні з попередніми дослідженнями.

Загальні висновки

Кваліфікаційна робота бакалавра спрямована на підвищення ефективності ідентифікації вагових харчових товарів на основі аналізу зображень із використанням нейромережевими засобами.

Метою кваліфікаційної роботи бакалавра було визначено підвищення ефективності ідентифікації вагових харчових товарів на основі аналізу зображень із використанням нейромережевими засобами, для чого було спроектованого відповідний метод та виконано його експериментальне тестування. В результаті виконання кваліфікаційної роботи бакалавра було досягнуто мету, для чого було розв'язано такі задачі:

- проведено аналіз методів ідентифікації вагових харчових товарів за аналізом зображень;
- проведено аналіз можливостей, переваг та недоліків нейромережових засобів для ідентифікації вагових харчових товарів в за аналізом зображень;
- спроектувано метод ідентифікації вагових харчових товарів за аналізом зображень нейромережевими засобами;
- виконано програмну реалізацію спроектованого методу;
- виконано дослідження спроектованого методу.

Спроектовано метод ідентифікації вагових харчових товарів у роздрібній торгівлі за аналізом зображень нейромережевими засобами. Зокрема визначено загальну архітектуру та основні складові методу на основі згорткової нейронної мережі ResNet.

Модель донавчена для роботи з спеціалізованими наборами даних із використанням узагальненого узгодженого набору даних з використанням відкритих датасетів Froot360 та Vegetables image.

Для оцінки ефективності спроектованого методу запропоновано набір критеріїв а саме accuracy, precision, recall, F1-міра.

Виконано програмну реалізацію методу ідентифікації вагових харчових товарів у роздрібній торгівлі за аналізом зображень нейромережевими

засобами. Програмна реалізація виконана як desktop applicatoin на мові програмування Python у середовищі розробки Visual studio code, з використанням бібліотек глибиного навчання tensorflow та Keras, інструментів для побудови графічного інтерфейсу та зображень.

Для навчання та валідації нейромережевої моделі використовувався узагальнений узгоджений датасет, що ґрунтувався на froot360 та Vegetables. На навчальній вибірці модель досягла точності 99,50%, а також відповідних значень precision – 99,30%, recall – 99,20% і F1-міри – 99,25%. На валідаційній вибірці, яка є критичним індикатором здатності моделі до узагальнення, показники дещо нижчі, проте залишаються на високому рівні: ассурасу – 98,60%, precision – 98,30%, recall – 98,00%, а F1-мера – 98,15%. Це свідчить про відсутність перенавчання моделі та її здатність стабільно класифікувати нові зображення, що не входили до процесу навчання.

Для незалежної оцінки запропонованого методу було проведено тестування на незалежній перевіірчній вибірці, що включала 74 зображення, відібрані з відкритих джерел, зокрема фотобанків та відкритих наборів зображень. Для незалежної вибірки ассурасу становила 95.9 %, precision – 0,940, recall – 0,930, F1 – 0,935.

Для оцінювання ефективності спроектованого методу було здійснено порівняння з результатами інших досліджень. В інших дослідженнях ассурасу становило 95,83 % та 95,57%, precision – 0,93 та 0,92, recall – 0,92 та 0,91, F1-міра – 0,920 та 0,910. Для спроектованого методу ассурасу становила 95,90%, precision – 0,94, recall – 0,93, F1-міра – 0,935. Таким чином, для спроектованого методу у порівнянні з іншими дослідженнями збільшення ассурасу становило 0,07 % та 0,33%, precision – 0,01 та 0,02, recall – 0,01 та 0,02, F1-міра – 0,015 та 0,025.

Результати тестування свідчать про покращення ефективності спроектованого методу у порівнянні з попередніми дослідженнями.

Перелік посилань

1. Nacimiento M O, Ombredane A C, de Oliveira Л д Л Descriptive sensory tests for evaluating *Coffea arabica* : systematic review / *Coffee Science* – 2024 – Т 19 – e192204 – DOI: <https://doi.org/10.25186/v19i.2204>
2. Plant Species Identification Using Deep Learning: a Review / *Frontiers in Plant Science* – 2022 – Article ID 787527 – DOI: <https://doi.org/10.3389/fpls.2022.787527>
3. Real-time Fruit and Vegetable Recognition System Based on Deep Learning / *IEEE Xplore* – 2021 – DOI: <https://doi.org/10.1109/ICICCS51141.2021.9432222>
4. Chavdarov A B On the mathematical modeling of continuum mechanics : стаття / *Journal of Mechanics of Continua and Mathematical Sciences* – 2021 – Special Issue 10(1) – DOI: <https://doi.org/10.26782/jmcms.spl.10/2020.06.00048>
5. Gonzalez R C, Woods R E Digital Image Processing монографія / Springer – 2022 – URL: <https://link.springer.com/book/10.1007/978-3-030-97779-1>
6. Alpaydin E Introduction to Machine Learning монографія / MIT Press – 2024 – URL: <https://mitpress.mit.edu/9780262047805/introduction-to-machine-learning/>
7. Pear DS – URL: https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Pear_DS.jpg
8. Red Delicious URL: https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Red_Delicious.jpg
9. Tomato JE – URL: https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Tomato_je.jpg
10. Cherry Fruit on White Background – URL: https://upload.wikimedia.org/wikipedia/commons/4/45/Cherry_fruit_on_white_background.jpg
11. Szeliski R Computer Vision: Algorithms and Applications монографія / Springer – 2022 – URL: <https://link.springer.com/book/10.1007/978-3-030-74070-0>
12. Goodfellow I, Bengio Y, Courville A Deep Learning монографія / Springer – 2024 – URL: <https://link.springer.com/book/10.1007/978-3-030-97779-1>
13. A Comprehensive Survey on Deep Learning for Time Series Classification стаття / *IEEE Xplore* – 2021 – DOI: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3063953>

14. Wang F, Liu Y, Tan H, et al Generative Adversarial Networks: A Comprehensive Survey *стаття* / *Neural Networks* – 2021 – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.neunet.2021.01.007>
15. Nazare T, et al Autoencoders: Applications, Challenges, and Future Directions *стаття* / *Engineering Applications of Artificial Intelligence* – 2023 – T 118 – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2023.105719>
16. Khan S, Naseer M, Hayat M, et al Vision Transformers: A Survey *стаття* / *ACM Computing Surveys* – 2022 – DOI: <https://doi.org/10.1145/3505244>
17. Norouzzadeh M, Nguyen A, Park C, et al Multimodal Deep Learning for Food Image Analysis: A Survey *стаття* / *IEEE Access* – 2022 – T 10 – C 105030–105051 – DOI: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3211736>
18. Alhudhaif A, Al-Hudhali M, Alhazmi O, et al Deep Learning for Robust Fruit and Vegetable Recognition *стаття* / *IEEE Access* – 2021 – T 9 – C 80644–80659 – DOI: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3085604>
19. Srinivas K, Nandhini R Automatic Feature Extraction and Classification of Fruits and Vegetables Using Deep Learning *стаття* / *International Journal of Engineering Research & Technology (IJERT)* – 2021 – DOI: <https://doi.org/10.17577/IJERTV10IS110123>
20. Shrestha B, Sinha R Transfer Learning for Food Classification: A Comparative Study *стаття* / *International Journal of Advanced Computer Science and Applications (IJACSA)* – 2022 – DOI: <https://doi.org/10.14569/IJACSA.2022.0130666>
21. Google Cloud Vision AI – URL: <https://cloud.google.com/vision>
22. Amazon Rekognition – URL: <https://aws.amazon.com/rekognition/>
23. Clarifai Visual AI Platform – URL: <https://www.clarifai.com/>
24. Food Image Recognition via Deep Learning *стаття* / *Applied Sciences* – 2023 – T 10, № 1 – C 146 – DOI: <https://doi.org/10.3390/app10010146>
25. Challenges in Deep Learning for Food Image Analysis *стаття* / *IEEE Xplore* – 2021 – URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/9404289>
26. Edge AI in Retail: A Review – URL: <https://objectbox.io/why-edge-ai-is-crucial-for-retail-and-pos-systems-in-2025/>

27. Google Lens URL: <https://9meters.com/wp-content/uploads/google-lens.webp>
28. A Survey on Deep Learning for Food Recognition and Nutrition Analysis
стаття / *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*
(IJACSA) – 2022 – DOI: <https://doi.org/10.14569/IJACSA.2022.0130665>
29. Hype Cycle for AI in Retail 2023 URL:
<https://www.gartner.com/en/articles/hype-cycle-for-ai-in-retail-2023>
30. Apple and Pear URL:
https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Apple_and_pear.jpg
31. Graphic Art Example URL:
<https://cdn.dribbble.com/userupload/24886117/file/original-ac2917be374db5f5757d8d1842d02e09.jpg>
32. Tomato JE URL:
https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Tomato_je.jpg
33. PictureThis AI URL: <https://easywithai.com/storage/2024/08/PictureThis-AI-1024x555.webp>
34. Foodvisor Photo Scene Mixed Salad – URL: https://techcrunch.com/wp-content/uploads/2023/05/FOODVISOR_PHOTO_SCENE_MIXED_SALAD.jpg
35. MyFitnessPal Food Image URL:
<https://imag.malavida.com/mvimbig/download-fs/myfitnesspal-24505-6.jpg>
36. Fruits-360 [Data set] URL:
<https://www.kaggle.com/datasets/moltean/fruits>
37. Vegetable Images [Data set] URL:
<https://www.kaggle.com/datasets/rajatrc1706/vegetable-images>
38. A comprehensive review on performance evaluation metrics in machine learning for classification tasks стаття / *Materials Today: Proceedings* – 2023 – Т 87 – С 409–417 – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.matpr.2023.06.313>
39. Цікаві новини – UkrMedia URL:
https://ukr.media/static/ba/aimg/2/4/4/244330_1.jpg

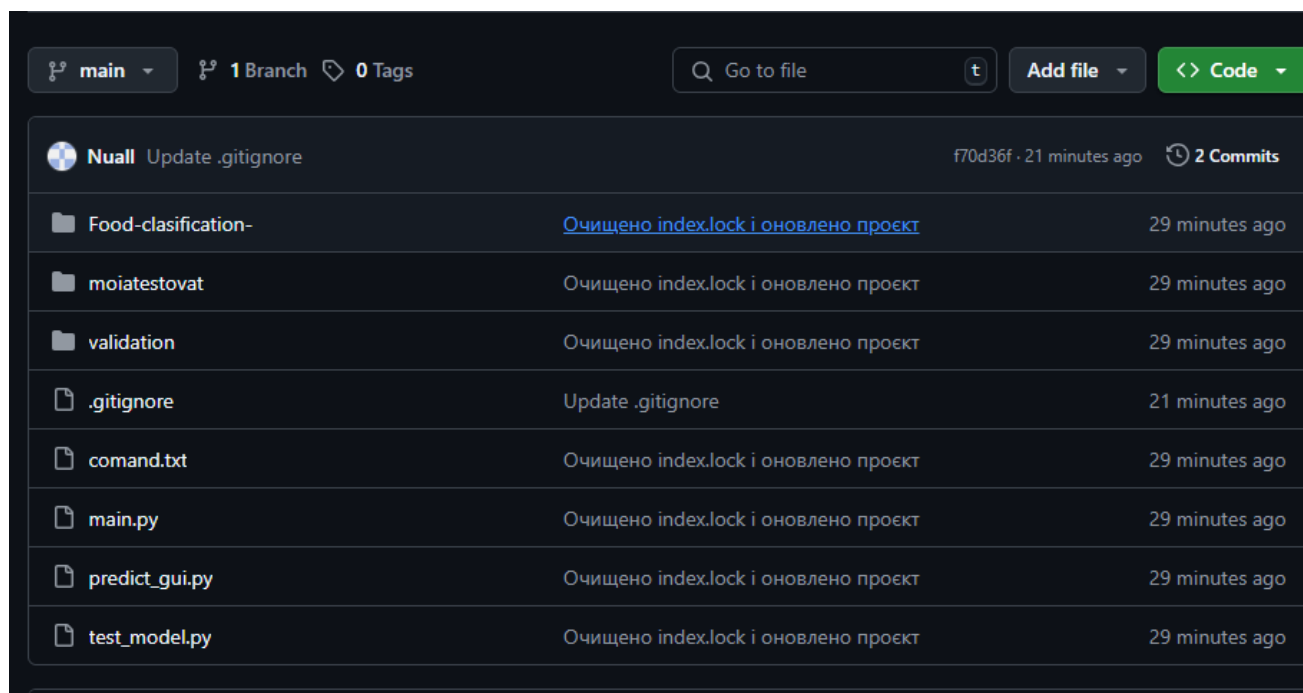
40. URL: <https://encrypted-tbn0.gstatic.com/images?q=tbn:ANd9GcSPGf-1yjDWIqNeIsSBXh1bWD-5DUUMiqNkuhqAFYTDHzqvmFXT>
41. URL: <https://images.silpo.ua/v2/products/744x744/webp/56e2d9af-bf6d-4f29-b490-45c7a0b2ca29.png>
42. Європейська Кухня з Іриною Чорній URL: https://irynaskitchen.com/wp-content/uploads/2018/07/376404_1.jpg
43. URL: https://encrypted-tbn3.gstatic.com/images?q=tbn:ANd9GcSp6cUNyb0sWCfAHXBt5ild-V-_ul9t2PMFGm0bWD6gjQ44YXAr
44. Classification of Fruits and Vegetables Using ResNet Model. *International Journal of Scientific Research in Engineering and Management* – 2022 – DOI: <https://doi.org/10.55041/IJSREM14084>
45. A Study on Fruit Classification Using Convolutional Neural Network. *ResearchGate* – 2024 – DOI: <https://doi.org/10.13140/RG.2.2.12345.67890>

ДОДАТКИ

Додаток А

Програмний код

Посилання на GitHub репозиторій: <https://github.com/Nuall/Food-classification->



Папки в репозиторії:

- .git – службова папка Git, містить усі метадані репозиторію
- checkpoints – використовується для збереження контрольних точок моделей або обробки.
- Food-clasification- – основна директорія проєкту або частина, містить моделі, скрипти, конфіги.
- moiatestovat – папка для фотографій на яких перевірялась навчена модель.
- validation – дані для валідації моделі.
- venv – віртуальне середовище Python, містить усі встановлені залежності проєкту.

Решту папок було додано в файл .gitignore так як кожен файл з цієї папки перевищує мінімальний поріг завантажуваного файлу в GitHub.

Додаток Б

Презентаційні матеріали

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА БАКАЛАВРА

Метод ідентифікації вагових харчових товарів у роздрібній торгівлі за аналізом зображень нейромережевими засобами

Виконав: студент групи КН-21-2 Патлань Максим
Керівник: Олександр ПАСІЧНИК

Актуальність теми

У сучасному цифровому світі інтелектуальні інформаційні системи дедалі активніше впроваджуються в усі сфери людської діяльності, зокрема у сферу торгівлі. Зростаючі обсяги роздрібних продажів, збільшення асортименту товарів, необхідність швидкої обробки транзакцій, а також високі очікування з боку споживачів щодо якості обслуговування стимулюють розробку нових технологічних рішень для оптимізації процесів на всіх етапах життєвого циклу продукту. Одним із таких процесів є ідентифікація товару — дія, що передуює продажу, обліку, аналізу попиту та інших важливих операцій.

Особливо гостро проблема ідентифікації постає у випадку вагових харчових товарів, які, на відміну від штучних, часто не мають унікального маркування та не піддаються стандартному скануванню штрихкодів. Ідентифікація таких продуктів у роздрібній торгівлі зазвичай здійснюється за допомогою PLU-кодів або ж візуального розпізнавання з боку касира чи покупця, що робить процес повільним, суб'єктивним та схильним до помилок.

Дякую за увагу

Wed Jun 25 10:46:32 EEST 2025, Петровський Сергій Степанович, Хмельницький національний університет, ХНУ

Anti-Plagiarism (UA) v-15.281 Educational**The maximum coincidence with one document 4.0%**Dictionaries check: en_US, ru_RU, ua_UA. **Errors in the documents: 13%**

ID: 247693 Title: КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА БАКАЛАВРА на тему Метод ідентифікації вагових харчових товарів у роздрібній торгівлі за аналізом зображень нейромережевими засобами Added in a DB: 2025-06-25 Authors: Максим ПАТЛАНЬ Heads: Олександр ПАСІЧНИК Consultants: Opponents:	Document		Sum coincidence on the DB	
	Symbols	Lexemes	Symbols	Lexemes
	61292	867	3710 (6%)	54 (6%)

Plagiarism sources

ID	Description	Plagiarism presence in the document	
		Symbols	Lexemes

Протокол аналізу звіту подібності науковим керівником

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

Автор: Максим ПАТЛАНЬ

Співавтор:

Назва: КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА БАКАЛАВРА на тему Метод ідентифікації вагових харчових товарів у роздрібній торгівлі за аналізом зображень нейромережевими засобами

Науковий керівник: Олександр ПАСІЧНИК, к.т.н., доцент

Підрозділ: Кафедра комп'ютерних наук

Коефіцієнт подібності 1: 10.6%

Коефіцієнт подібності 2: 2%

Мікропробіли: 0

Заміна букв: 3

Інтервали: 0

Білі знаки: 96

Дата створення звіту: 2025-06-25 10:14:27.0

Після аналізу Звіту подібності констатую наступне:

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

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

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

Обґрунтування:

2025-06-25

Дата

експерт *Іра Петровська Р.Р.*

РІШЕННЯ ЕКСПЕРТНОЇ КОМІСІЇ КАФЕДРИ КОМП'ЮТЕРНИХ НАУК

ПРО ДОПУСК КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ РОБОТИ ДО ЗАХИСТУ

Назва кваліфікаційної роботи Метод ідентифікації вагових харчових товарів у роздрібній торгівлі за аналізом зображень нейромережевими засобами

Автор студент групи КН-21-2 Максим Патлянь

Освітня програма Комп'ютерні науки

Рівень вищої освіти перший (бакалаврський)

Спеціальність 122 – Комп'ютерні науки

Науковий керівник: к.т.н., доц. каф. комп'ютерних наук Олександр Пасічник

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

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

Підтвердження:

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

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

- за системою Anti-Plagiarism: 4%;

- за системою StrikePlagiarism КПІ: 10,56%,.

25.06.2025

Завідувач кафедри



Олександр БАРМАК

Гарант освітньої програми



Олександр МАЗУРЕЦЬ

Керівник кваліфікаційної роботи



Олександр ПАСІЧНИК



ХМЕЛЬНИЦЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
МОН УКРАЇНИ

Кафедра комп'ютерних наук



ВІДГУК НАУКОВОГО КЕРІВНИКА на кваліфікаційну роботу бакалавра

студента *гр. КН-21-2 Максима Патланя*

за темою *Метод ідентифікації вагових харчових товарів у роздрібній торгівлі за аналізом зображень нейромережевими засобами*

1. Актуальність теми

У сучасному цифровому світі інтелектуальні інформаційні системи дедалі активніше впроваджуються в усі сфери людської діяльності, зокрема у сферу торгівлі. Зростаючі обсяги роздрібних продажів, збільшення асортименту товарів, необхідність швидкої обробки транзакцій, а також високі очікування з боку споживачів щодо якості обслуговування стимулюють розробку нових технологічних рішень для оптимізації процесів на всіх етапах життєвого циклу продукту. Одним із таких процесів є ідентифікація товару – дія, що передує продажу, обліку, аналізу попиту та інших важливих операцій.

Особливо гостро проблема ідентифікації постає у випадку вагових харчових товарів, які, на відміну від штучних, часто не мають унікального маркування та не піддаються стандартному скануванню штрихкодів. Ідентифікація таких продуктів у роздрібній торгівлі зазвичай здійснюється за допомогою PLU-кодів або ж візуального розпізнавання з боку касира чи покупця, що робить процес повільним, суб'єктивним та схильним до помилок. Крім того, у терміналах самообслуговування саме ці товари викликають найбільше складнощів для користувача, знижуючи зручність і ефективність торгівлі.

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. Кваліфікаційна робота бакалавра призначена покращенню ідентифікації вагових харчових товарів у роздрібній торгівлі за аналізом зображень нейромережевими засобами. Спроектований метод використовує згорткові нейронні мережі для налізу зображень та ідентифікації вагових харчових товарів.

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

При виконанні кваліфікаційної роботи бакалавра Максим Патлань проявив себе кваліфікованим фахівцем, виявив достатні для одержання успішного результату компетентності.

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 роботи в повній мірі обґрунтована й розкрита, проведено аналіз актуальності та відомих досліджень в межах обраної теми, поставлені завдання, які у роботі виконані, та виконано експериментальне тестування спроектованого метода.

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

Спроектований метод та його програмна реалізація може бути використаний у сфері торгівлі.

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



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



ХМЕЛЬНИЦЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
МОН УКРАЇНИ

Кафедра комп'ютерних наук



РЕЦЕНЗІЯ

на кваліфікаційну роботу бакалавра

студента *гр. КН-21-2 Патляня Максима*

за темою: Метод ідентифікації вагових харчових товарів у роздрібній торгівлі за аналізом зображень нейромережевими засобами

1. Актуальність обраної теми

Гострою проблемою ідентифікації постає у випадку вагових харчових товарів, які, на відміну від штучних, часто не мають унікального маркування та не піддаються стандартному скануванню штрихкодів. Ідентифікація таких продуктів у роздрібній торгівлі зазвичай здійснюється за допомогою PLU-кодів або ж візуального розпізнавання з боку касира чи покупця, що робить процес повільним, суб'єктивним та схильним до помилок. Крім того, у терміналах самообслуговування саме ці товари викликають найбільше складнощів для користувача, знижуючи зручність і ефективність торгівлі. Актуальним постає питання автоматизації ідентифікації вагових товарів без використання маркерів, що потребує застосування новітніх технологій комп'ютерного зору. Серед найбільш перспективних підходів – використання нейромережових методів, а саме використання глибоких згорткових нейронних мереж (CNN) дозволяє не лише ідентифікувати тип товару за його візуальним представленням, а й адаптувати систему до нових зразків без повного перепрограмування.

2. Повнота розкриття мети та завдань роботи

Мета роботи розкрита повністю, всі завдання виконані.

3. Зміст кожного розділу роботи

В першому розділі виконано аналіз сучасних підходів до вирішення завдань предметної області та сучасного стан. Визначено мету роботи та виконано постановку завдань. В другому розділі спроектовано метод ідентифікації вагових харчових товарів у роздрібній торгівлі за аналізом зображень нейромережевими засобами. Визначено критерії оцінки точності. В третьому розділі виконано експериментальне тестування методу.

4. Оцінка розробленого методу та його практична цінність

Розроблений метод може бути використаний у сфері торгівлі.

5. Якість оформлення кваліфікаційної роботи бакалавра

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

6. Недоліки кваліфікаційної роботи бакалавра

В роботі використано кілька критеріїв для оцінки точності, але не зазначено чи є цей перелік вичерпним.

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 _____

Т. Говорушко