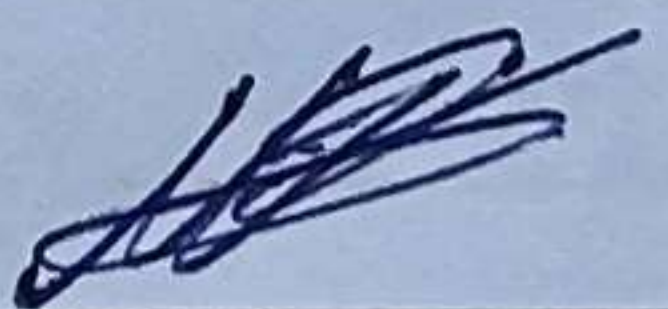

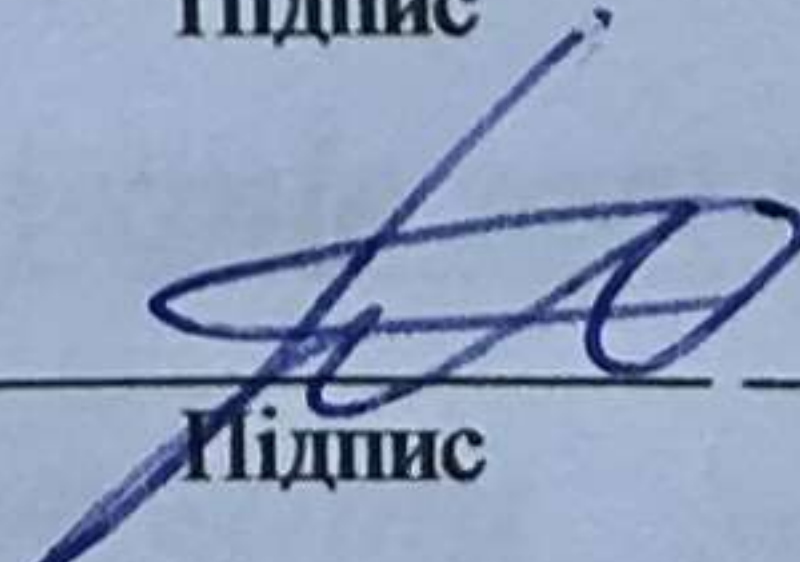
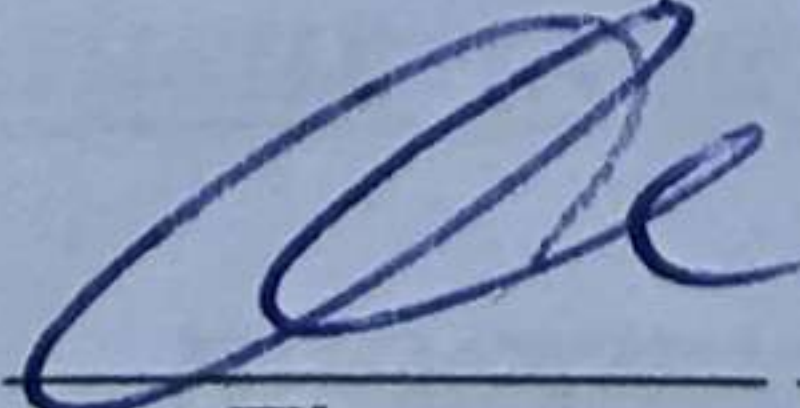


КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА БАКАЛАВРА

на тему Метод штучного інтелекту для автоматичної побудови можливих рецептів страв за зображеннями продуктів

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-21-2  Владислав МІЦУК
Група виконавця Підпис Ім'я, ПРІЗВИЩЕ
Керівник: д.т.н., зав. каф. КН  Олександр БАРМАК
Науковий ступінь, посада Підпис Ім'я, ПРІЗВИЩЕ
Нормоконтроль: к.т.н., доц. каф. КН  Руслан БАГРІЙ
Науковий ступінь, посада Підпис Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

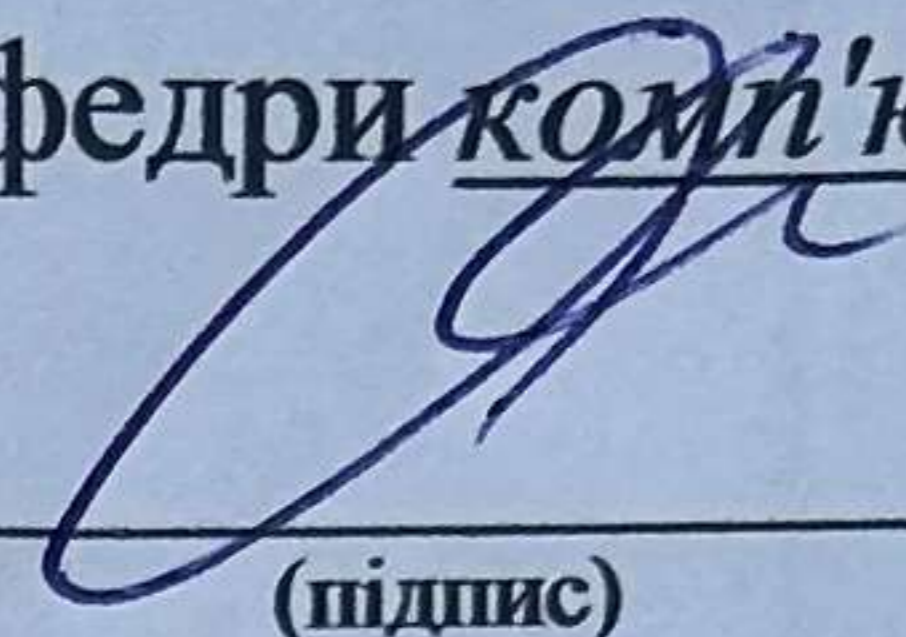
До захисту допускаю:
зав. кафедри КН, д.т.н., професор  Олександр БАРМАК
Підпис Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

09 06 2025 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

« 10 » 02 2025 року

ЗАВДАННЯ НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ БАКАЛАВРА

1. Тема кваліфікаційної роботи бакалавра: «Метод штучного інтелекту для автоматичної побудови можливих рецептів страв за зображеннями продуктів»

2. Завдання видано студенту Владиславу МІЦУКУ

(Ім'я, прізвище)

3. Керівник роботи завідувач кафедри КН Олександр БАРМАК

(посада, ім'я, прізвище)

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

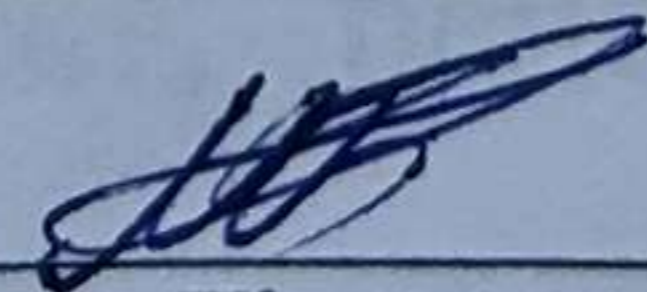
5. Дата видачі завдання студенту: « 10 » 02 2025 р.

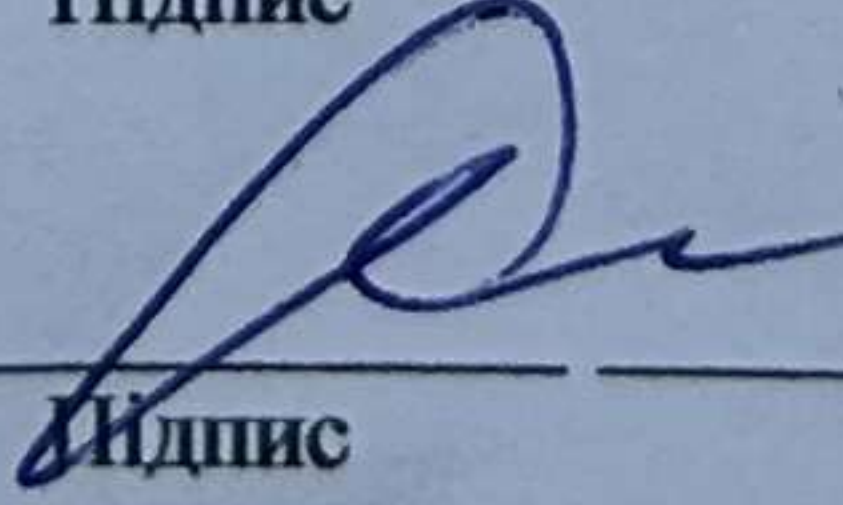
6. Зміст пояснювальної записки (перелік задач) та вихідні дані:

Мета роботи – допомога людині у виборі можливих рецептів страв, що можна приготувати за існуючим набором продуктів засобами глибокого навчання. При аналізі зображень необхідно враховувати характеристики розпізнаних продуктів, їхню сумісність у стравах та можливі варіації рецептів. Реалізація системи повинна передбачати проведення аналізу існуючих програмних рішень, розроблення методу визначення можливих рецептів страв за зображенням продуктів із використанням ІІІ, проектування структури ІС для автоматичного визначення рецептів, проектування структури БД для зберігання отриманої інформації, виконання програмної реалізації ІС, проведення валідації розробленої системи.

7. Календарний план виконання кваліфікаційної роботи бакалавра:

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

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

Керівник: д.т.н., зав. каф. КН  Олександр БАРМАК
Науковий ступінь, посада Підпис Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Анотація

Тема кваліфікаційної роботи бакалавра: «Метод штучного інтелекту для автоматичної побудови можливих рецептів страв за зображеннями продуктів»

Виконавець кваліфікаційної роботи бакалавра: студент групи КН-21-2 Владислав МІЦУК

Керівник кваліфікаційної роботи бакалавра: д.т.н., завідувач кафедри КН Олександр БАРМАК

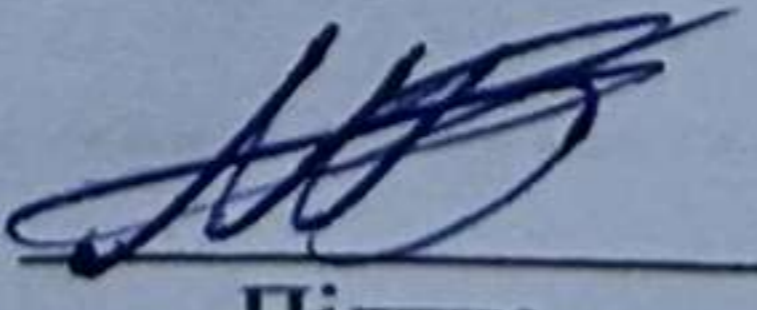
Кваліфікаційна робота бакалавра містить:

Пояснювальна записка				Кількість додатків
Сторінок	Рисунків	Таблиць	Джерел інформації	
52	27	2	42	2

Метою кваліфікаційної роботи бакалавра є допомога людині у виборі можливих рецептів страв, що можна приготувати за існуючим набором продуктів засобами глибокого навчання. У роботі розглянуто підхід до розробки методу штучного інтелекту для автоматичної побудови можливих рецептів страв за зображеннями продуктів. При аналізі зображень враховано характеристики продуктів та їх сумісність у стравах. Забезпечено виконання усіх необхідних для роботи методу функцій, а саме: автоматизоване розпізнавання інгредієнтів, пропонування варіантів страв на основі доступних продуктів та побудова покрокових рецептів з урахуванням кулінарних обмежень та наявних ресурсів.

Напрямами практичного використання розробленої інформаційної системи є автоматизоване визначення складу інгредієнтів страв, формування рецептів на основі наявних продуктів, а також рекомендації щодо їх використання.

Ключові слова: штучний інтелект, рецепт, розпізнавання продуктів, інформаційна система, кулінарія.

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

Зміст

Зміст.....	2
Перелік скорочень.....	3
Вступ.....	4
Розділ 1 Характеристика предметної області: аналіз моделей, методів та реалізацій.....	6
1.1 Аналіз інформаційних моделей.....	6
1.2 Огляд теоретичних підходів до розв’язку подібних задач	7
1.3 Аналіз існуючих програмних засобів та наукових рішень	11
1.4 Мета, задачі та вимоги до реалізації інформаційної системи	13
1.5 Висновки до розділу 1	14
Розділ 2 Метод та засіб побудови можливих рецептів страв за зображеннями продуктів	15
2.1 Метод побудови можливих рецептів страв	15
2.1.1 Ідея методу.....	15
2.1.2 Опис необхідного набору даних.....	16
2.1.3 Архітектура та навчання нейронної мережі.....	18
2.2 Особливості інтеграції запропонованого методу	21
2.2.1 Етапи роботи методу розпізнавання	21
2.2.2 Метрики оцінювання якості моделі	23
2.3 Проектування інформаційної системи.....	25
2.4 Засоби розробки інформаційної системи	28
2.5 Висновки до розділу 2	29
Розділ 3 Експериментальне дослідження методу	30
3.1 Опис застосування для проведення експериментів.....	30
3.1.1. Налаштування моделі	30
3.1.2. Практичне застосування методу	32
3.2 Результати досліджень	38
3.3 Висновки до розділу 3	46
Загальні висновки.....	47
Перелік посилань.....	49
Додатки	

Перелік скорочень

Скорочення, термін, позначення	Пояснення
БД	База даних
ІС	Інформаційна система
ІТ	Інформаційні технології
КРБ	Кваліфікаційна робота бакалавра
КН	Комп'ютерні науки
НМ	Нейронна мережа
ПЗ	Програмне забезпечення
ПП	Програмний продукт
СКБД	Система керування базами даних
ТНМ	Тестовий навчальний матеріал
YOLO	You Only Look Once

Вступ

Актуальність. Розвиток та активне використання штучного інтелекту (ШІ) в багатьох сферах людської діяльності відкриває нові можливості для автоматизації різних процесів. В тому числі, у сфері кулінарії, ШІ може забезпечити автоматизацію процесу підбору та створення рецептів. Кожен набір продуктів, наявний у користувача, може бути основою для приготування різноманітних страв. Аналіз зображень продуктів дозволить системі визначати їх склад та запропонувати відповідні рецепти, що сприятиме оптимізації процесу приготування страв. Проблема автоматичної побудови рецептів стає особливо актуальною в чинних потребах суспільства у зручних, інноваційних та ефективних інструментах для щоденного життя [1]. В умовах постійної зайнятості та обмеженого часу, користувачі шукатимуть рішення, що дозволяють швидко визначити, які страви можна приготувати з наявних у них продуктів. Застосування методів та засобів ШІ в даній сфері відкриває нові можливості для полегшення побутових процесів, що призведе до ефективності використання продуктів, підвищення обізнаності щодо здорового харчування, а також персоналізації кулінарного досвіду. Саме тому, дослідження даної теми є важливим у сучасних реаліях.

Об'єкт дослідження – процес аналізу зображення набору продуктів для прогнозування варіацій страв, які можливо отримати за наявним набором засобами глибокого навчання.

Предмет дослідження – методи штучного інтелекту для аналізу зображень та генерації тексту.

Мета кваліфікаційної роботи бакалавра – допомога людині у виборі можливих рецептів страв, що можна приготувати за існуючим набором продуктів засобами глибокого навчання.

Завдання кваліфікаційної роботи бакалавра. Для досягнення поставленої мети, сформовано наступні завдання:

- 1) провести аналіз існуючих теоретичних та програмних рішень, що використовуються для автоматичного визначення рецептів страв за зображенням набору продуктів;
- 2) розробити метод визначення можливих рецептів страв за зображенням продуктів із застосуванням технологій ШІ, зокрема методів комп'ютерного зору та машинного навчання;
- 3) спроектувати структуру інформаційної системи (ІС), що реалізовуватиме запропонований метод, а також структуру бази даних (БД) для зберігання та обробки отриманих результатів;
- 4) виконати програмну реалізацію ІС для автоматичного визначення рецептів за зображенням продуктів;
- 5) провести валідацію розробленої системи шляхом тестування її основних функціональних можливостей, включаючи модулі обробки зображень, логіки формування рецептів.

Практичне значення роботи полягає в розробці програмного рішення, яке здатне автоматично будувати рецепти страв на основі зображень продуктів, що може відкрити широкі можливості для застосування як у побуті, так і в професійній діяльності. Такий підхід дозволить користувачам швидко визначати потенційні варіанти щодо приготування їжі, оптимізуючи використання продуктів та заощаджуючи час на планування. Особливо актуальним це є для людей з обмеженим часом та тих, хто не має глибоких кулінарних знань, але прагне встановити різноманітне та збалансоване харчування. Для підвищення зручності, реалізований метод може бути інтегрований у вигляді мобільного або веб додатку, що підвищить процес взаємодії з кінцевим користувачем.

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

1.1 Аналіз інформаційних моделей

Автоматична побудова можливих рецептів страв за зображенням продуктів є задачею, що охоплює різні методи комп'ютерного зору, ШІ та аналізу даних. У процесі побудови та виконання задачі, важливу роль відіграють інформаційні моделі, що задаватимуть основу всієї системи [2]. Дані моделі будуть визначати, як відбуватиметься взаємодія частин системи між собою та які взаємозв'язки між ними будуть представлені. Ефективна інформаційна модель забезпечить не лише точне розпізнавання зображень, але й формування логічних та обґрунтованих висновків на основі отриманої інформації. Різні моделі можуть забезпечити дієве вирішення структурованості, обробки та аналізу згідно своєї специфікації [3].

Одним із підходів до представлення даних, є онтологічна модель [4], що використовує формальну структуру для опису, наприклад, продуктів, їх властивостей та можливих комбінацій у стравах. Завдяки онтологіям можна чітко визначити взаємозв'язки між різними категоріями продуктів, включаючи способи використання. Це дозволить створювати логічні й осмислені рецепти.

Ще одним можливим варіантом є графова модель [5], у якій продукти представлятимуться як вершини, а можливі зв'язки між ними у стравах як ребра графа. Такий підхід дозволить аналізувати популярні комбінації інгредієнтів, знаходити найбільш використовувані сполучення та прогнозувати нові рецепти на основі топологічних зав'язків у графі.

Проте окремий та найбільш пріоритетним є напрямок нейромережевих моделей [6], що використовуються для аналізу великих масивів даних та прогнозування можливих комбінацій продуктів. Нейронні мережі здатні виявляти приховані закономірності у отриманих даних, що дасть змогу автоматично створювати нові рецепти, базуючись на наявній інформації та перевагах користувачів.

Можливість розпізнавання продуктів на фото є ключовим етапом у процесі автоматичного формування рецептів, тому у вирішенні поставленої задачі важливу роль відіграватимуть методи комп'ютерного зору. До таких, відносяться згорткові нейронні мережі (CNN) [7], що мають змогу ефективно розпізнавати та класифікувати об'єкти на фото. Використання попередньо навчених моделей дозволить досягти високої точності у визначенні окремих продуктів. Окрім класифікації, важливим аспектом є детектування продуктів, що дозволить визначити їх розташування та кількість у кадрі [8].

Після завершення розпізнавання фото, над отриманими даними повинен відбутися аналіз, на основі якого буде даний висновок. За побудову висновку відповідатиме використання мовних моделей [9]. Такі моделі можуть аналізувати список розпізнаних продуктів та пропонувати рецепти, що базуються на логічних комбінаціях інгредієнтів [10].

Отже, в результаті проведеного аналізу, за основу може бути взята нейромережева модель. Дана модель дозволить ефективно обробляти зображення продуктів та, на основі отриманої інформації, в подальшому підтягувати відповідні рецепти страв. Для реалізації системи, параметрами моделі виступатимуть: зображення продуктів (вхідні дані), набір класів харчових продуктів, список можливих інгредієнтів та алгоритм побудови рецепту (вихідний результат). Застосування нейромережевого підходу дозволить реалізувати систему, здатну автоматично будувати кулінарні рецепти відповідно до наявних ресурсів у користувача.

1.2 Огляд теоретичних підходів до розв'язку подібних задач

Розробка методу ШІ для автоматичної побудови можливих рецептів страв за зображеннями продуктів потребуватиме поєднання засобів комп'ютерного зору, обробки природної мови та машинного навчання. Для розв'язання подібних проблем існують різні теоретичні підходи, що визначають, як оброблятися вхідна інформація, яким чином здійснюється аналіз зображень продуктів та як на їх

основі формуються висновки (рецепт). Важливим аспектом є ефективність розпізнавання продуктів, що зображені на фото, побудова взаємозв'язків між ними та адаптація отриманих даних до реальних процесів.

Один із можливих теоретичних підходів описується у статті [11], що присвячена застосуванню ІІІ для автоматичного визначення інгредієнтів на зображеннях та подальшому формуванню можливих рецептів. Автор розглядає процес вирішення задачі через поєднання комп'ютерного зору та систем рекомендацій, що взаємодіють з БД. Основний підхід полягає у використанні нейронних мереж, зокрема CNN, для розпізнавання інгредієнтів на зображеннях.

Для успішного виконання завдання потребується наявність якісно підготовленого набору даних, що містить достатню кількість зображень продуктів харчування, представлених у різних умовах освітлення, ракурсах та варіаціях. Прикладами таких датасетів є ресурси, наведені у джерелах [12], [13], [14].

Авторами статті був запропонований алгоритм (рисунок 1.1) за яким користувач завантажує зображення інгредієнтів, після чого система приймає дані та передає їх для аналізу. Зображення обробляється, ідентифікуючи наявні продукти, а отримана інформація порівнюється з базою можливих рецептів. На основі виявлених інгредієнтів відбувається підбір найбільш відповідних страв. Можливі варіанти надсилаються назад до застосунку, де користувач отримує список рекомендованих рецептів.

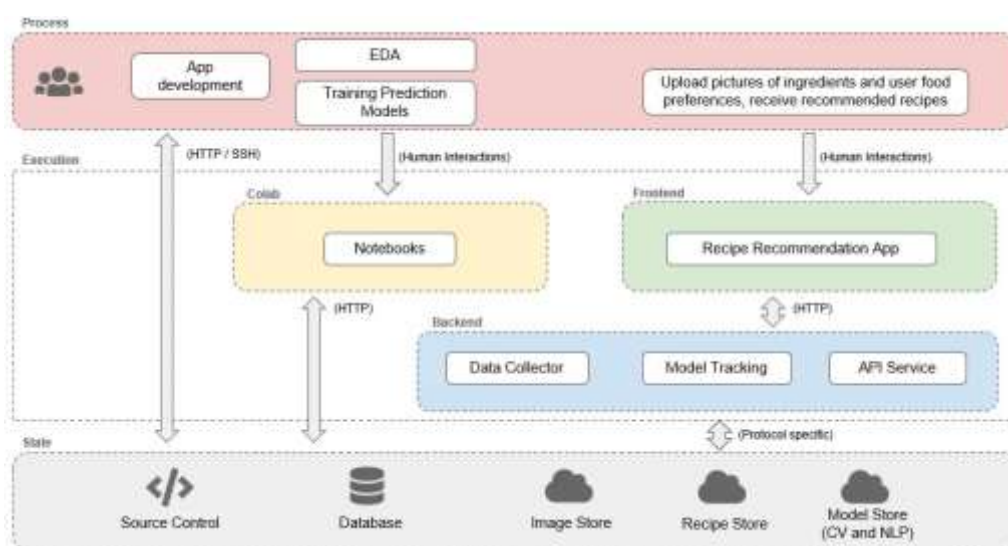


Рисунок 1.1 – Архітектура взаємодії ІС [11]

Серед переваг запропонованого підходу є його адаптивність, де система не лише знаходить існуючі рецепти, а й може рекомендувати нові комбінації на основі навченої моделі.

У статті [15] запропонована система, що за допомогою моделі YOLOv7 та Vision Transformer, може розпізнавати інгредієнти на фото та генерувати рецепти за допомогою налаштованої мовної моделі GPT-2.

Спочатку модель YOLOv7 здійснює детекцію та розпізнавання об'єктів на зображенні, після чого результати передаються до моделі GPT-2, що формує індивідуальні рецепти на основі виявлених інгредієнтів або введеного текстового запиту користувача. У реалізації особливу увагу було приділено створенню датасету для донавчання моделей (зображення інгредієнтів для YOLOv7 та приклади рецептів для GPT-2).

В іншій статті [16] описується підхід у розробці моделі ШІ, що генерує рецепти на основі зображень доступних інгредієнтів. Дослідники створили підхід, що поєднує моделі розпізнавання об'єктів на зображеннях із великою мовною моделлю GPT-4 від OpenAI [17]. Етапи використаного модульного ШІ на основі поєднання аналізу зображень із розумінням мови зображені на рисунку 1.2.

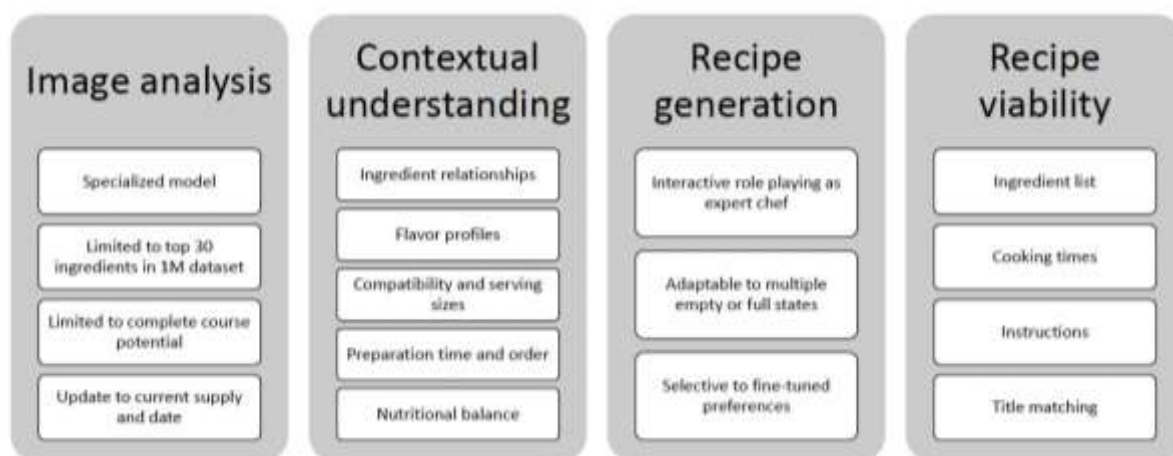


Рисунок 1.2 – Етапи модульного ШІ [16]

Основна ідея полягала в тому, щоб за фотографією вмісту холодильника аналізувати зображення, ідентифікуючи наявні продукти. Отриманий список інгредієнтів передається мовній моделі, що генерує детальний рецепт, включаючи

назву страви, пропорції інгредієнти та покрокові інструкції з приготування. Для оцінки ефективності моделі було протестовано на понад 2 000 зображеннях відкритих холодильників із різними наборами продуктів.

У статті [18] було запропоновано та реалізовано систему у вигляді вебдодатку, у якому обробка зображень здійснюється з використанням комп'ютерного зору на базі ResNet-50. Після ідентифікації інгредієнтів зображення зіставляється з датасетом Recipe1M [12], що дозволяє сформувати релевантний рецепт. Інструкції до страви генеруються за допомогою мовної моделі, а чат-сервіс, побудований на основі OpenAI GPT-3, надає користувачеві консультації з харчування та здоров'я.

В ще одній статті [19] описується функціональність AI-платформ для генерації кулінарних рецептів на основі ШІ. Основна увага приділяється тому, як системи можуть аналізувати введені користувачем інгредієнти та дієтичні вподобання для створення персоналізованих рецептів. Було акцентовано увагу на застосуванні генеративного ШІ, мовних моделей та рекомендаційних алгоритмів, що дозволять формувати покрокові інструкції, списки покупок та візуалізації страв. Автори описують використання NLP і генеративних моделей для створення покрокових рецептів, а також функціонал, що дозволяє адаптувати страви до дієтичних обмежень. Платформи також можуть генерувати списки покупок та підказки з приготування.

Отже, ґрунтуючись на спеціалізації та можливостях моделей ШІ, що використовувалися для розв'язання задач з автоматичної побудови можливих рецептів страв за зображенням продуктів, можна зробити висновок, що модель CNN найкраще підходить для вирішення подібної задачі. Зважаючи на направленість CNN-подібних нейромереж [20], вибір даної моделі дозволить ефективно вирішити частину ІС, що відповідає за розпізнавання продуктів на фото. На основі даної моделі можна запропонувати алгоритм, що передбачає завантаження зображення користувачем, після чого відбуватиметься ініціювання системою обробки та ідентифікації продуктів на фото. Отримана інформація зіставлятиметься з базою рецептів, і на основі розпізнаних інгредієнтів

формуватиметься найбільш відповідний рецепт страви, який повернеться користувачу.

1.3 Аналіз існуючих програмних засобів та наукових рішень

На сьогодні існує велика кількість програмних продуктів (ПП), що застосовують ШІ та різні нейромережеві моделі в них. В число таких продуктів входять і програми, що дозволяють будувати можливі рецепти страв, на основі наявних інгредієнтів [21].

Одним із таких ПП є мобільний застосунок ChefApp [22], що розроблений мобільною компанією ACApplications, LLC [23] та призначений для створення рецептів на основі доступних інгредієнтів. Його основною функцією є використання ШІ для аналізу введених або розпізнаних продуктів на фото та автоматичної генерації відповідних рецептів (рисунок 1.3).



Рисунок 1.3 – Використання камери телефона для розпізнавання продуктів програмою ChefApp [24]

Переваги програми ChefApp є:

- персоналізована генерація рецептів на основі наявних у користувача інгредієнтів;
- підтримка різних дієтичних обмежень;
- рекомендації щодо покращення страв за допомогою додаткових інгредієнтів;

До недоліків можна віднести:

- можливі обмеження у варіантах запропонованих рецептів порівняно з професійними кулінарними платформами.

Ще одним прикладом є програма Recipe Builder - Empty Fridge [25], що розроблена компанією Riafy Technologies [26]. Програма використовує ШІ для автоматичної генерації рецептів відповідно до наявних інгредієнтів (рисунок 1.4). Застосунок орієнтований як на досвідчених кухарів, так і на новачків, пропонуючи широкий вибір рецептів із різних кухонь світу.

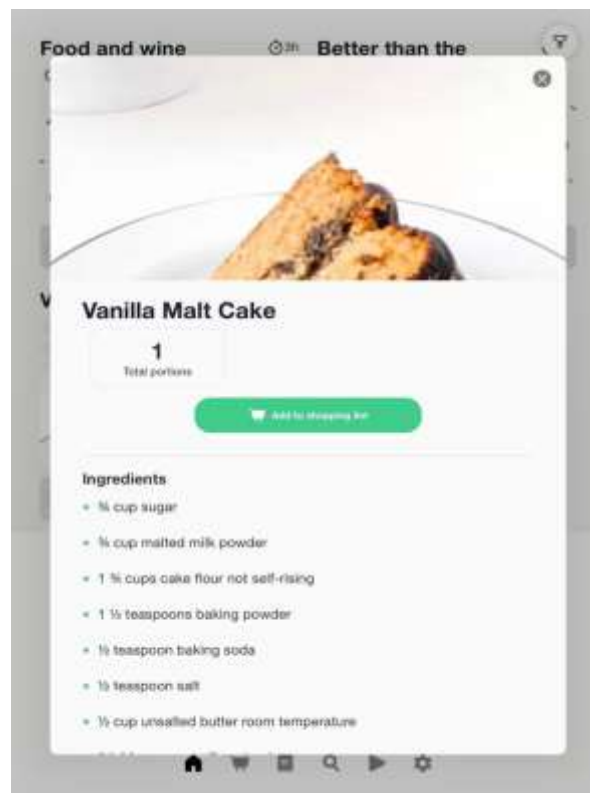


Рисунок 1.4 – Отримання списку інгредієнтів для рецепта ванільного пирога програмою Recipe Builder [27]

Перевагами Recipe Builder є:

- персоналізована генерація рецептів з урахуванням дієтичних вподобань користувача;

- доступ до детальної інформації про харчову цінність страв;

- підтримка офлайн-доступу до збережених рецептів.

До недоліків можна віднести:

- залежність точності рекомендацій від коректності введених інгредієнтів або продуктів;

- обмежений набір функцій у безкоштовній версії.

Отже, аналіз досліджених програмних засобів показав, що сучасні кулінарні застосування, засновані на ШІ, здатні значно полегшити процес підбору та створення рецептів. Проте, попри значні переваги, включаючи інтеграцію алгоритмів аналізу інгредієнтів, пропозицію творчих варіантів приготування страв і детальні покрокові інструкції, існуючі рішення мають певні обмеження. Зокрема, точність розпізнавання та формування рецептів залежить як від якості введених даних, так і від ефективності використаної моделі ШІ.

1.4 Мета, задачі та вимоги до реалізації інформаційної системи

Отже, за результатами проведеного аналізу, метою роботи є допомога людині у виборі можливих рецептів страв, які можна приготувати за існуючим набором продуктів. Для досягнення поставленої мети, сформовані наступні завдання:

- 1) провести аналіз існуючих теоретичних та програмних рішень, що використовуються для автоматичного визначення рецептів страв за зображенням набору продуктів;
- 2) розробити метод визначення можливих рецептів страв за зображенням продуктів із застосуванням технологій ШІ, зокрема методів комп'ютерного зору та машинного навчання;

- 3) спроектувати структуру інформаційної системи (ІС), що реалізовуватиме запропонований метод, а також структуру бази даних (БД) для зберігання та обробки отриманих результатів;
- 4) виконати програмну реалізацію ІС для автоматичного визначення рецептів за зображенням продуктів;
- 5) провести валідацію розробленої системи шляхом тестування її основних функціональних можливостей, включаючи модулі обробки зображень, логіки формування рецептів.

При розробці ІС обов'язково слід використати одну із існуючих моделей для розпізнавання зображень із сімейства You Only Look Once (YOLO) [28] та виконати її тонке налаштування (fine-tuning [29]) для адаптації до завдання з розпізнавання продуктів. Використання згаданої нейронної моделі також передбачає необхідність застосування бібліотеки Ultralytics [30], що спростить навчання, тестування та розгортання моделей для комп'ютерного зору.

1.5 Висновки до розділу 1

Отже, розробка методу ШІ для автоматичної побудови можливих рецептів страв за зображеннями продуктів вимагає комплексного підходу, що поєднує вибір оптимальної інформаційної моделі, застосування сучасних методів комп'ютерного зору та генеративних алгоритмів. Аналіз існуючих рішень показав, що нейронні мережі типу CNN є ефективними та придатними для розпізнавання фотозображень. Разом з тим, використання однієї із моделей сімейства YOLO з доналаштуванням та підключенням бібліотеки Ultralytics, забезпечить високу точність роботи системи.

Однак, ефективність таких рішень значною мірою залежить від якості вхідних даних, що потребуватиме ретельного підходу до підготовки та обробки. Впровадження розглянутих технологій дозволить створити систему, здатну не лише точно ідентифікувати продукти на фотозображеннях, а й генерувати релевантні рецепти, що адаптовані до потреб користувачів.

Розділ 2 Метод та засіб побудови можливих рецептів страв за зображеннями продуктів

2.1 Метод побудови можливих рецептів страв

2.1.1 Ідея методу

В межах дослідження методу ШІ для автоматичної побудови можливих рецептів страв за зображеннями продуктів, використовуватиметься поєднання методів комп'ютерного зору (забезпечуватиме виявлення, відстежування та визначення об'єктів), ШІ та аналізу структур рецептів.

Основна ідея полягає у використанні множини зображень в якості вхідних даних, над якими проводиться обробка, шляхом проведення розпізнавання за допомогою попередньо навченої та налаштованої НМ, після чого відбуватиметься формування списку вірогідних рецептів, що можуть бути приготовані з виявлених на зображеннях інгредієнтів (рисунок 2.1).



Рисунок 2.1 – Схема функціонування методу автоматичного визначення рецептів

Процес обробки даних можна розділити на чотири основних кроків:

1. Попередня обробка зображення.

Завантажене користувачем зображення, проходить попередню обробку, яка включатиме зміну розміру, нормалізацію та, за необхідності, сегментацію. Це дозволить підготувати вхідні дані до обробки НМ, що дозволить підвищити точність класифікації.

2. Класифікація об'єктів нейромережею.

Підготовлене зображення подається на вхід до моделі НМ, що класифікуватиме об'єкти на зображенні та визначатиме перелік розпізнаних продуктів. На даному етапі реалізовуватиметься модель, що здатна виявляти кілька об'єктів (багатоміткова класифікація [31]), оскільки на одному зображенні можуть знаходитись одночасно декілька інгредієнтів.

3. Формування списку продуктів.

Розпізнані об'єкти на зображенні будуть заноситися до окремого списку, в який будуть зараховуватися тільки продукти, за що відповідатиме відповідний скрипт в застосунку.

4. Отримання рецептів

Сформований список, порівнюватиметься з вмістом підключеного набору даних, в якому знаходитимуться рецепти страв. В залежності від наявних продуктів, буде порівнюватися кількість збігів за полем інгредієнтів, після чого почнеться підбір найбільш відповідних рецептів страв. Результатом буде список страв, що можна приготувати з наявних у списку продуктів.

Даний підхід дозволить спростити процес формування вихідних результатів, мінімізує потребу у введенні текстових запитів та може використовуватися в області практичного застосування. Також метод передбачає можливість розширення функціоналу, шляхом додавання функцій рекомендацій на основі дієтичних обмежень або особистих вподобань користувача.

2.1.2 Опис необхідного набору даних

Для реалізації методу автоматичної побудови можливих рецептів страв за зображеннями продуктів потрібно використати певні набори даних, що міститимуть зображення продуктів (для доналаштування моделі НМ) та рецепти страв (для БД, що міститиме рецепти страв та необхідні для них інгредієнти).

В ролі першого набору даних виступатиме сукупність інформації, що складається з колекції зображень інгредієнтів [32], яка буде структурованою відповідно до вимог моделі, для донавчання.

Дана структура включає:

- набір даних для навчання: `train`;
- набір даних для валідації: `val`.

Кожне зображення супроводжується анотацією у форматі, сумісному з вимогами моделі: координати об'єктів подані як нормалізовані значення класу, центру об'єкта та розміру в межах зображення. Завдяки наявності відповідного набору даних передбачається використання `fine-tuning`, тобто донавчання попередньо натренованої моделі НМ під специфічні класи інгредієнтів, що наявні у наборі.

Для формування БД, що міститиме набір рецептів потрібно використати відповідну упорядковану сукупність даних [33]. Такий набір даних повинен бути представлений у вигляді CSV-файлу з наступними полями:

- `title`: назва страви;
- `ingredients`: список інгредієнтів (у вигляді рядка JSON-масиву);
- `directions`: покрокова інструкція приготування;
- `link`: посилання на джерело рецепту;
- `source`: назва джерела;
- `NER`: стандартизований список, що може бути використаний для побудови пошукового індексу.

Формат подання інгредієнтів дозволить попередньо обробити та стандартизувати дані для подальшого використання в системі рекомендацій. Окремо слід зазначити, що значення поля `NER` уже відображає підготовлену до обробки форму, що суттєво полегшить інтеграцію з результатами НМ.

Датасети, що відповідатимуть зазначеним наборам даних можуть бути використаними для реалізації методу автоматичної побудови можливих рецептів страв за зображеннями продуктів. Текстовий набір рецептів та набір зображень інгредієнтів забезпечать навчання та функціонування двох основних частин

системи, а саме виявлення інгредієнтів на зображеннях та формування списку можливих рецептів.

2.1.3 Архітектура та навчання нейронної мережі

В програмному застосунку, що буде створений в процесі практичної реалізації методу побудови можливих рецептів страв за зображеннями продуктів, буде реалізовано низку функцій та можливостей, що дозволитимуть автоматизувати процес підбору рецепту в залежності від наявних у користувача продуктів.

Для реалізації розпізнавання продуктів на зображенні в рамках обраного методу передбачається використання YOLOv11, що спеціалізується на задачах з виявлення об'єктів у реальному часі. На відміну від інших моделей класифікації, YOLOv11 підходить до завдання розпізнавання як до єдиної регресійної задачі, що напряду передбачає координати об'єктів та їхні класи. Це дозволяє мережі досягати ефективності обробки та забезпечує достатню точність при наявності багатьох об'єктів на одному зображенні [34]. Архітектура YOLOv11 зображена на рисунку 2.2.

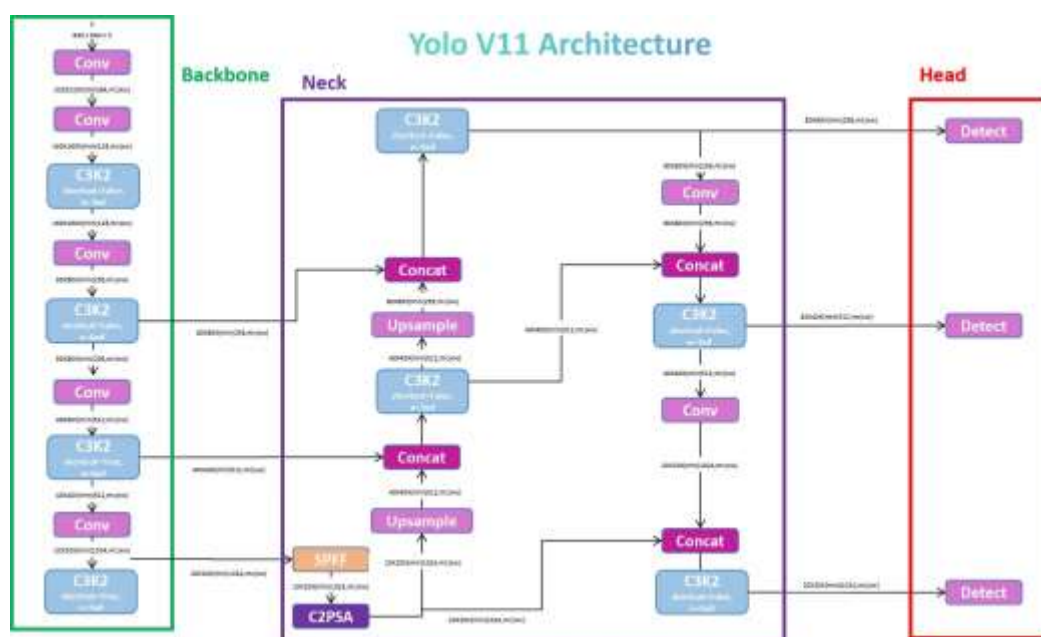


Рисунок 2.2 – Архітектура YOLOv11 [34]

Архітектура YOLO складається з трьох основних компонентів:

– Backbone (Хребет): Використовується для витягування ознак з вхідного зображення. YOLOv11 впроваджує новий блок C3k2 (Cross Stage Partial з ядром відповідного розміру), що покращує ефективність витягування ознак та зменшує кількість параметрів моделі. Дана частина включає згортковий блок та bottleneck-шар, схеми яких зображено на рисунку 2.3.

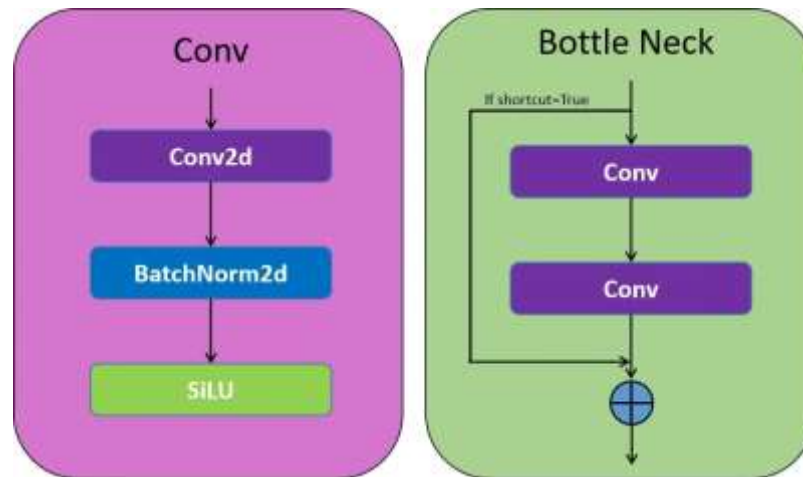


Рисунок 2.3 – Схема згорткового блоку та bottleneck-шару [34]

Згортковий блок (Convolutional Block) є складовою CNN, яка відповідає за вилучення ознак зображень. Шар нормалізації пакету (Batch Normalization) незалежно нормалізує мініпакет даних по всіх спостереженнях для кожного каналу. В свою чергу згортковий блок складається зі згорткового шару та шару нормалізації пакету перед передачею даних до активаційної функції SiLU. [35]

Bottleneck-шар (Bottle Neck) містить два блоки згортки послідовно з функцією конкатенації (результат з'єднання двох сутностей). Якщо параметр shortcut має значення true, вхідні дані об'єднуються з вихідними даними другого блоку згортки. Якщо значення false, пропускається лише вихідні дані другого блоку. Ця структура в основному використовується в таких блоках, як C3K2 та SPPF, підвищуючи ефективність та покращуючи навчання.[35]

– Neck (Шия): Використовується для агрегації ознак з різних рівнів. В даній частині застосовується SPPF (Spatial Pyramid Pooling Fast), що дозволяє моделі краще розпізнавати об'єкти різного розміру та інтегровано блок C2PSA

(Convolutional block with Parallel Spatial Attention), який покращує увагу моделі на важливі частини зображення, що особливо корисно при розпізнаванні дрібних об'єктів.

– Head (Голова): Відповідає за використання багатомасштабної прогнозуючої частини для виявлення об'єктів різних розмірів. В частині голови видаються поля виявлення для трьох різних масштабів (низький, середній, високий), використовуючи карти ознак, згенеровані хребтом та шиєю.

Для коректного та ефективного функціонування НМ згідно розробки методу ШІ для автоматичної побудови можливих рецептів страв за зображеннями продуктів, потрібно отримати натреновану модель НМ. Для оптимізації використання ресурсів, можна знайти вже натреновану модель YOLOv11 та провести fine-tuning (тонке налаштування). Схема послідовності етапів донавчання YOLOv11 та отримання готової моделі зображена на рисунку 2.4.

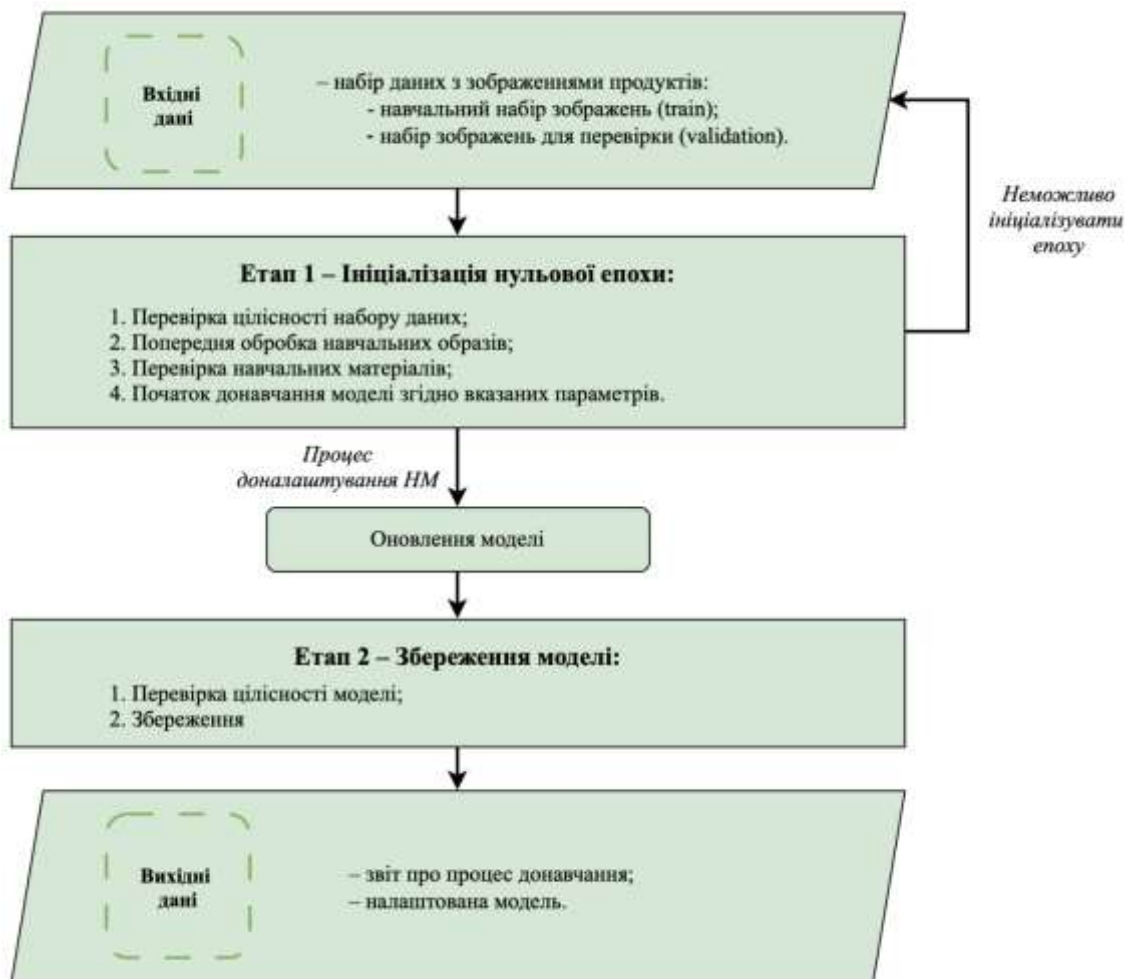


Рисунок 2.4 – Схема процесу донавчання нейронної мережі YOLOv11

У вхідні дані входить сформований датасет з зображеннями продуктів. Сам датасет складається з двох частин, в які входить навчальний набір зображень (train) та набір зображень для перевірки (validation).

Метою першого етапу є ініціалізація процесу доналаштування НМ на основі підключеного набору даних. На першому етапі послідовності, ініціалізується нульова епоха, що передбачає підключення набору даних до НМ та перевірку повноти відомостей, в тому числі перевірку на цілісність та сумісність даних. Далі проводиться попередня обробка завантажених даних. Якщо всі умови виконані, ініціалізується процес доналаштування моделі.

На другому етапі, запускається перевірка цілісності донавченої моделі та відбувається процес збереження.

Після проходження всіх етапів, користувач отримує вихідні дані у вигляді готової моделі та відповідного звіту про процес навчання.

Отже, для коректного функціонування програми, згідно методу ШІ для автоматичної побудови можливих рецептів страв за зображеннями продуктів, потрібно реалізувати низку необхідних функцій та методів, що передбачаються обраним методом та архітектурою НМ. Для успішної реалізації практичної частини потрібно дослідити аспекти архітектури обраної НМ та, за необхідності, провести навчання або доналаштування моделі НМ.

2.2 Особливості інтеграції запропонованого методу

2.2.1 Етапи роботи методу розпізнавання

Отримавши налаштовану модель, можна приступити до реалізації методу розпізнавання продуктів на зображенні. Такий метод передбачає послідовність дій, що повинна включати наявність вхідних даних, послідовність етапів розпізнавання та формування вихідних даних. Схема методу розпізнавання зображена на рисунку 2.5.

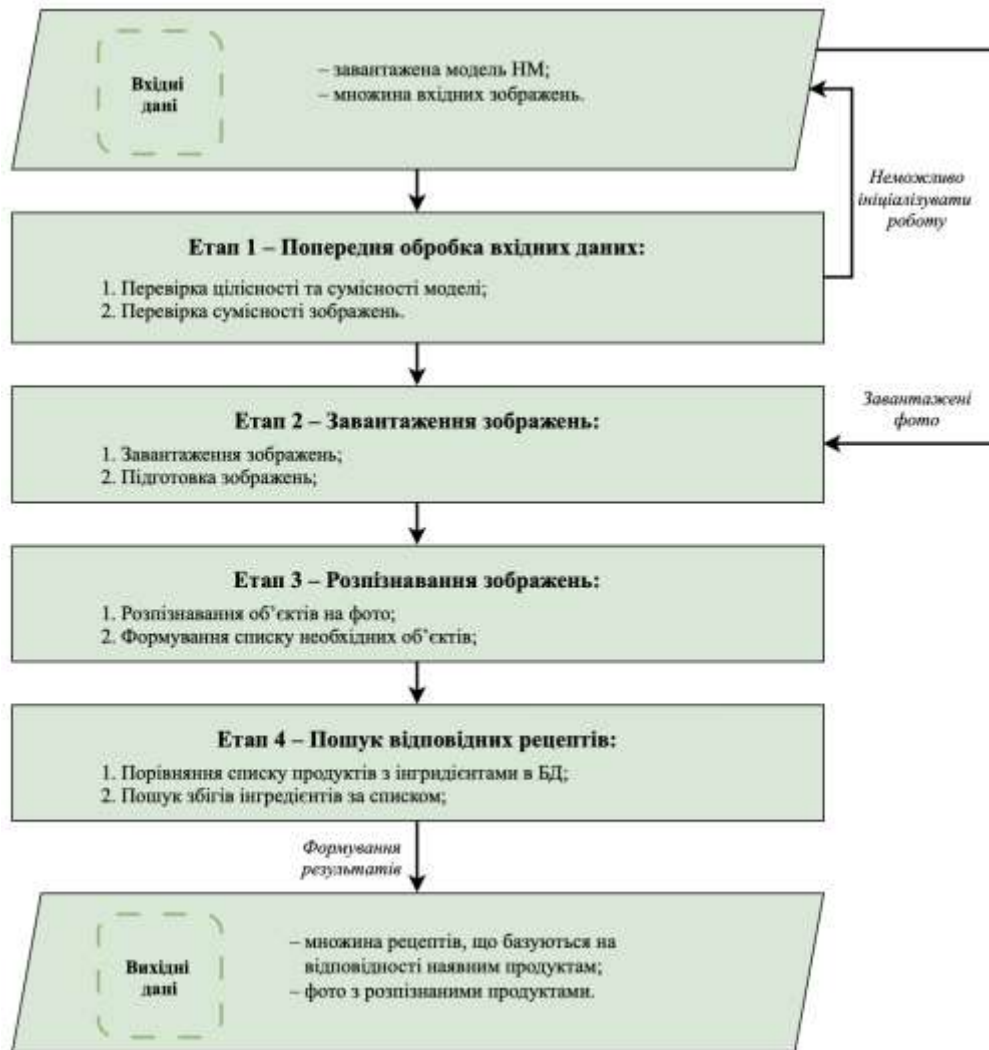


Рисунок 2.5 – Схема методу ІІІ для автоматичної побудови рецептів

В ролі вхідних даних виступатиме налаштована модель, що буде прив'язуватиметься до програми, та множина зображень, які необхідно розпізнати.

На першому етапі відбувається обробка вхідних даних, а саме перевірка цілісності та сумісності моделі та зображень. У випадку виявлення пошкодження або несумісності, вимагатиметься провести завантаження коректних даних.

На другому етапі відбувається завантаження та зображень. Даний процес реалізується шляхом обрання користувачем фотографій, які відповідатимуть вимогам сумісності, як наприклад розширення та розмір. Після обрання сумісних зображень відбувається їх обробка та форматування згідно вимог програми.

На третьому етапі відбувається розпізнавання завантажених фотографій. Процес розпізнавання відбувається шляхом обробки зображення з виділенням

ключових ознак та роботою з ваговими коефіцієнтами, що базуються на моделі НМ. Після закінчення процесу розпізнавання, формується список розпізнаних об'єктів, що є продуктами.

На четвертому етапі відбувається пошук відповідних рецептів. Сформований список рецептів порівнюється з відповідною БД, що містить рецепти страв. Порівняння відбувається за полем інгредієнтів, після чого сумується кількість збігів інгредієнтів та підбирається відповідна множина рецептів страв.

Після формування результатів, відбувається вивід множини рецептів, що найбільш наближено відповідають наявним у користувача продуктам. Також зберігається оброблені фотозображення на яких позначаються розпізнані об'єкти.

Отже, для коректної роботи методу ІІІ для автоматичної побудови можливих рецептів страв за зображеннями продуктів в ІС, потрібно продумати взаємодію між собою низки функцій та методів, що будуть організовані в конкретну послідовність дій. Для подальшої реалізації практичної частини необхідно дослідити архітектуру ІС та її взаємодію з обраною НМ.

2.2.2 Метрики оцінювання якості моделі

Оцінювання якості моделі НМ є невід'ємною частиною будь-якого дослідження, що проводиться із використанням нейромережових моделей. Якість моделі визначається відповідними метриками, за показниками яких, можна визначити точність та ефективність моделі у вирішенні поставлених задач. Процес оцінювання включає використання метрик та функцій втрат, до яких відносяться середнє значення точності (mAP), матриця помилок, ROC-крива, AUC (Area Under Curve) тощо [36].

Базова модель для розпізнавання YOLOv11 є готовою для використання на задачах з розпізнавання об'єктів на зображеннях. Показники точності проінформують нас щодо ефективності моделі. Зокрема, середня точність (mAP) при порозі IoU 0.5, базової моделі, досягає 76.8%. [37].

На рисунку 2.6 можна побачити криву Precision-Recall, яка ілюструє співвідношення між точністю та відповідністю при різних порогах метрик моделі, на прикладі розпізнавання засобів пересування.

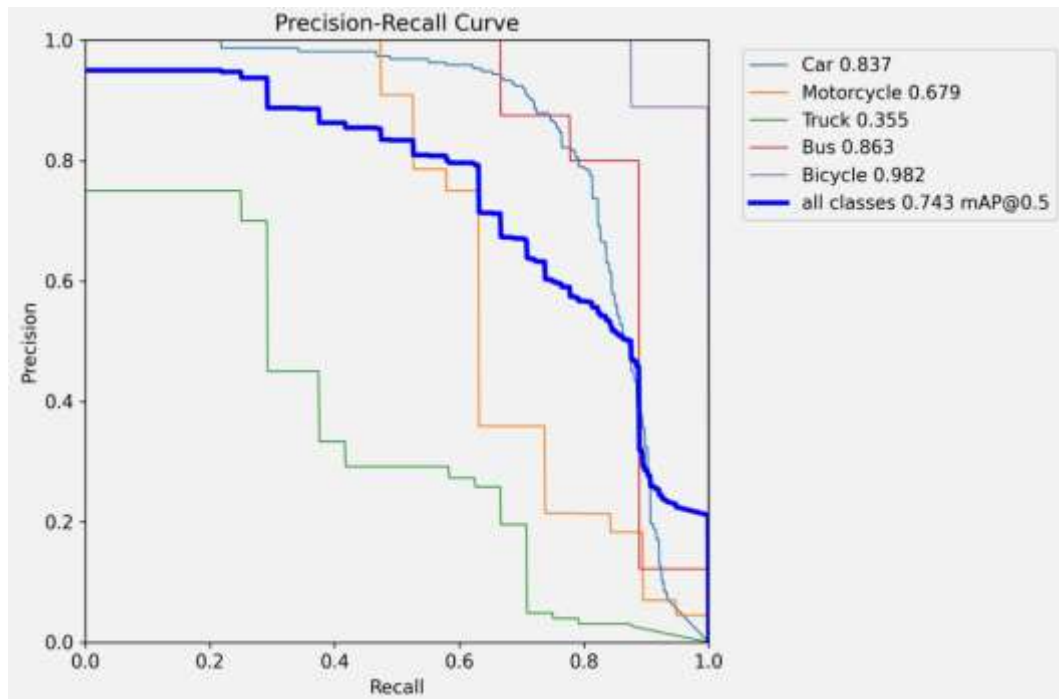


Рисунок 2.6 – Крива точності-відповідності розпізнавання моделі YOLOv11 [37]

Базова модель YOLOv11 підтримує високий рівень точності при збільшенні повноти, що свідчить про її здатність виявляти більшість об'єктів без значного зростання кількості помилкових спрацьовувань. Це особливо важливо в задачах, де критичною є як точність, так і достовірність розпізнавання, як наприклад, у випадках присутності на фотозображенні множини однотипних об'єктів.

Сімейство НМ YOLO передбачає функцію з доналаштування моделі, в процесі якого можна сформувати графіки зміни метрик моделі, що складатимуться у процесі її донавчання на новому датасеті. На рисунку 2.7 продемонстровано приклад графіків змін метрик якості для моделі YOLOv11 у процесі її донавчання.

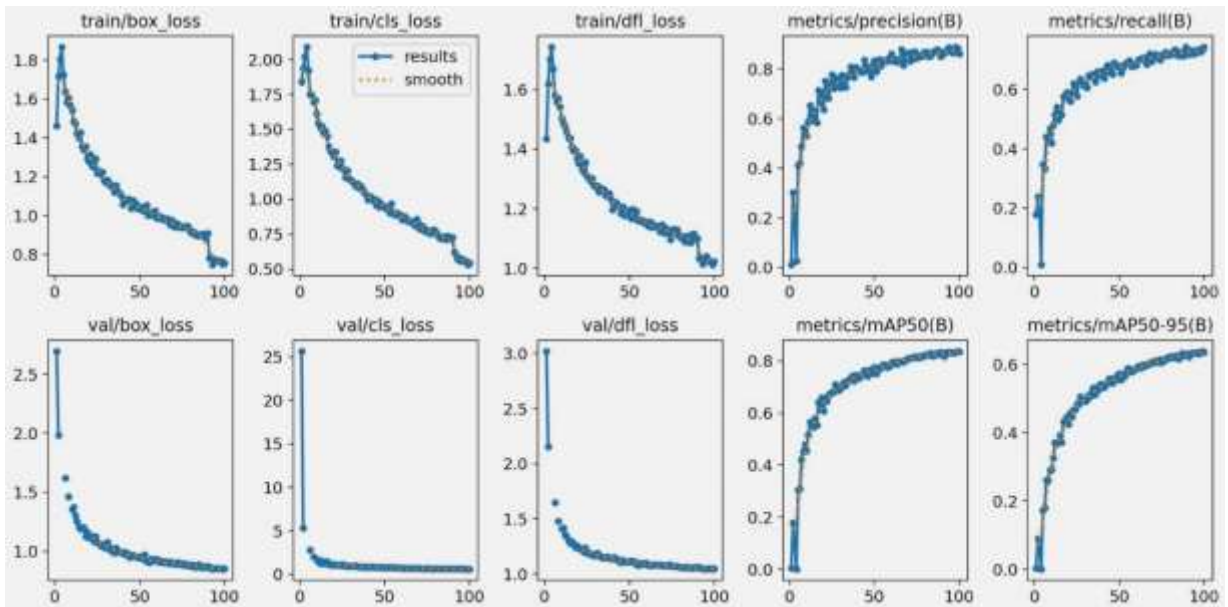


Рисунок 2.7 – Метрики якості моделі YOLOv11 у процесі донавчання [38]

З представлених графіків можна зробити висновок, що модель YOLOv11 адаптується до нового набору даних, в наслідок чого показники втрат зменшуються, а показники точності, повноти, та середньої точності (mAP) стає більш стабільним. Це вказує на позитивний вплив на модель від донавчання.

Загалом, метрики оцінювання якості дають інформацію про ефективність та надійність обраної моделі у поставлених задачах, що дає змогу переконатися у придатності для використання моделі в різноманітних практичних застосуваннях.

2.3 Проектування інформаційної системи

Інформаційна структура розроблюваної системи передбачає поділ функціональних компонентів на основні підсистеми: підсистема роботи застосунку, підсистема роботи моделі НМ, підсистема обробки зображення, модуль ШІ, БД тощо. Такий підхід дозволить забезпечити гнучкість, масштабованість та зручність у супроводі системи.

Відповідно до методу ШІ для автоматичної побудови можливих рецептів страв за зображеннями продуктів, було спроектовано відповідну структуру ІС, що зображена на рисунку 2.8.

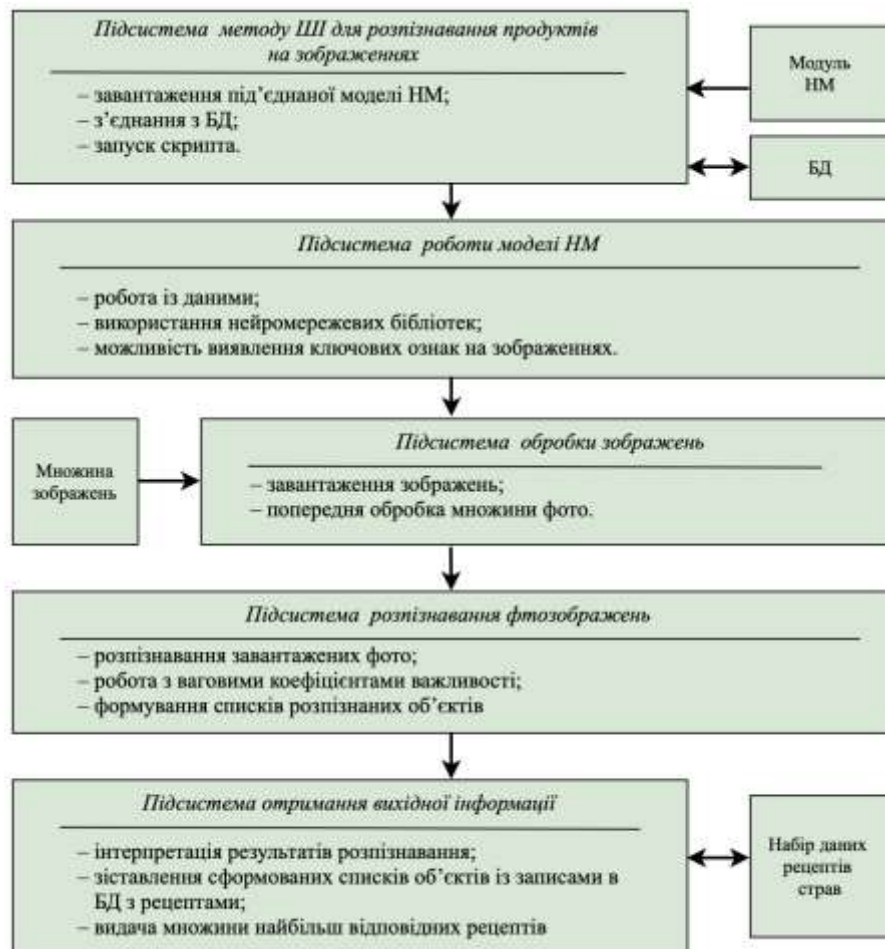


Рисунок 2.8 – Схема інформаційної структури системи

Продемонстрована ІС включає в себе модулі, підсистеми, їх функції, зв'язки між собою та логіку послідовності. Частина роботи застосунку, яка відповідає за завантаження під'єднаної моделі НМ, з'єднання з БД та запуском скрипта, який реалізує подальшу роботу системи реалізується «Підсистемою методу ШІ для розпізнавання продуктів на зображеннях»

Далі реалізується «Підсистема роботи моделі НМ», яка відповідає за взаємодію із завантаженою НМ, що ініціалізувалась на попередньому етапі. Дана неймережа працює з даними, переданими від інших підсистем, використовуючи неймережові бібліотеки для обчислень. В свою чергу модель НМ працює над виявленням ключових ознак на зображеннях, які дозволяють точно класифікувати об'єкти на фото.

За попередню обробку множини вхідних фото відповідає «Підсистема обробки зображень», які завантажують користувач. До функціоналу підсистеми

входить завантаження зображень та їх попередня обробка для забезпечення відповідності вимогам (формат, роздільна здатність тощо).

Задача системи з розпізнавання множини зображень уможлиблюється за допомогою «Підсистеми розпізнавання фотозображень». Підсистема отримує попередньо оброблене фото, передає його до неймережі для розпізнавання де враховуються вагові коефіцієнти важливості окремих об'єктів.

«Підсистема отримання вихідної інформації» інтерпретує результати розпізнавання, співставляючи список розпізнаних продуктів із відповідним полем у наборі даних з рецептами. Підсистема здійснює пошук найбільш релевантних рецептів, виходячи кількості збігів у списках, та повертає користувачеві відповідний результат.

Проаналізувавши ключовий функціонал розроблюваного методу, було побудовано діаграму активностей, наведену на рисунку 2.9.

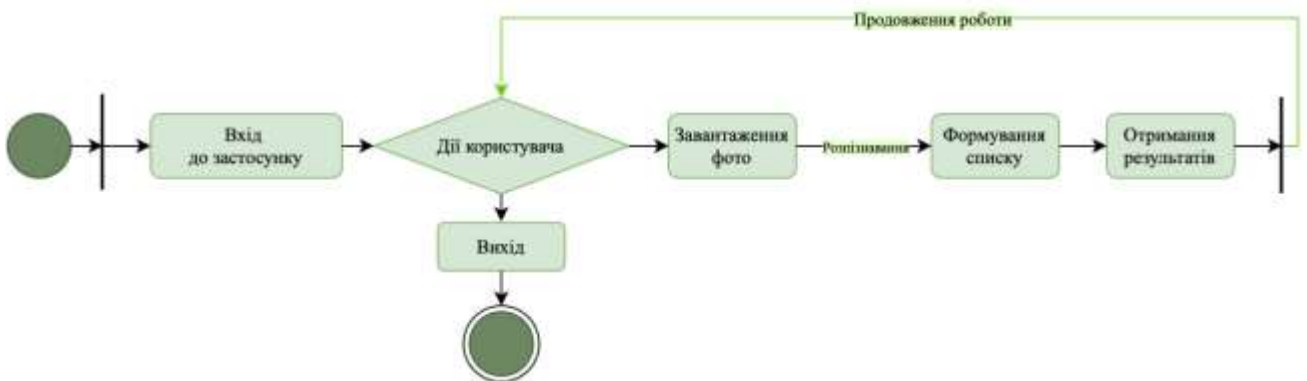


Рисунок 2.9 – Діаграма активностей

Діаграма демонструє логіку взаємодії користувача із системою від моменту входу до отримання результату. Взаємодія користувача з застосунком починається з початкової точки в якій користувач здійснює вхід до застосунку. Далі користувач може здійснити завантаження фото, яке буде оброблятися неймережевою моделлю. Після розпізнавання фото відбудеться формування списку інгредієнтів на основі виявлених об'єктів, після чого користувач отримає рецепта страви, що можна приготувати з наявних інгредієнтів. По завершенню

циклу, користувач може або завершити роботу, або повернутись до повторного використання системи.

Отже, для коректного функціонування застосунку, що реалізовуватиме методу штучного інтелекту для автоматичної побудови можливих рецептів страв за зображеннями продуктів, потрібно продумати логіку роботи низки функцій та методів, тому зображені та описані діаграми є важливою складовою розробки та роботи застосунку.

2.4 Засоби розробки інформаційної системи

Відповідно до передбаченого функціоналу методу ШІ для автоматичної побудови можливих рецептів страв за зображеннями продуктів необхідно обрати відповідні засоби розробки, що дозволятимуть ефективно реалізувати логіку роботи системи, інтеграцію ШІ, обробку зображень, тощо.

До переліку засобів розробки ІС входять мови програмування, програмне забезпечення (ПЗ), бібліотеки, моделі НМ, інструменти обробки запитів, а також середовище розробки.

Розробка логіки програми та ШІ може здійснюватися мовою програмування Python, яка зручно інтегрується з бібліотеками машинного навчання та обробки зображень [39].

В якості середовища розробки може підійти Visual Studio Code, що підтримує різні мови програмування, бібліотеки, розширення тощо [40].

Нейромережа YOLO [28] спеціалізується на розпізнаванні об'єктів на фото та відео, забезпечить ефективність роботи розроблюваного методу. Разом з моделлю НМ використовуватиметься бібліотека Ultralytics [30], що спростить навчання, тестування та розгортання моделей для комп'ютерного зору.

Для зручності користування, розроблюваний метод може бути інтегрований у формат веб-додатку, з чим значно може допомогти використання фреймворку Streamlit [41].

Також буде використано два датасети: набір даних з фотографіями продуктів [32] (для донавчання моделі YOLO) та набір даних, що міститиме назви та рецепти страв [33] (для побудови бази рецептів).

Отже, для практичної реалізації ІС було обрано такі засоби розробки: мова програмування Python, YOLO, бібліотека Ultralytics, середовище програмування Visual Studio Code, фреймворк Streamlit та відповідні датасети для навчання ШІ-модуля. Дані інструменти дозволяють практично реалізувати обраний метод ШІ.

2.5 Висновки до розділу 2

Отже, для розробки методу ШІ для автоматичної побудови можливих рецептів страв за зображеннями продуктів, було проаналізовано та побудовано архітектуру розроблюваної ІС. Зокрема, було визначено інформаційну структуру системи, що складається з основних підсистем: роботи застосунку, роботи моделі НМ, обробки зображення, модуля ШІ та БД. Для візуалізації логіки роботи системи побудовано схеми роботи методу розпізнавання, навчання НМ, діаграму активностей тощо.

Для реалізації ІС, було обрано низку засобів, таких як: мова програмування Python, бібліотека Ultralytics, нейромережа YOLOv11, середовище Visual Studio Code, фреймворк Streamlit. Вибір даних технологій обумовлений їх ефективністю, можливістю органічної взаємодії між собою, гнучкістю та широкими можливостями інтеграції у створювану систему.

Згідно методу штучного інтелекту для автоматичної побудови можливих рецептів страв за зображеннями продуктів потрібно розробити застосунок, що дозволить завантажувати зображення та автоматично розпізнавати інгредієнти за допомогою моделі YOLOv11. В застосунку повинен бути реалізований механізм формування списку продуктів на основі результатів розпізнавання, функціонал пошуку та побудови рецепту страви за наявними продуктами. Після чого потрібно здійснити валідування системи для оцінки точності та продуктивності розпізнавання.

Розділ 3 Експериментальне дослідження методу

3.1 Опис застосування для проведення експериментів

3.1.1. Налаштування моделі

У програмному застосунку використовується модель ШІ YOLOv11 для розпізнавання об'єктів на фото. Базова версія даної моделі вже здатна розпізнавати різні об'єкти, зокрема людей, предмети інтер'єру, транспорт, фрукти тощо. Проте низка інших об'єктів, що відповідають темі дослідження, залишаються поза полем зору моделі. Дану проблему можна вирішити шляхом донавчання моделі НМ.

Процесу донавчання моделі передують знаходження набору даних, що відповідатиме вимогам моделі YOLO. Дані з набору повинні бути упорядковані відповідним чином та включати yaml файл, що міститиме посилання як на місце зберігання фото, так і на текстовий файл мітки, що відповідатиме своєму фото.

Використаний для донавчання датасет з зображеннями продуктів [32] був взятий з сайту roboflow [42], на якому формуються та зберігаються придатні дані до доналаштування моделей НМ, включаючи YOLO.

Як тільки буде завантажений набір даних, потрібно ввести необхідні складові та налаштувати параметри донавчання моделі НМ «yolo11n.pt». До параметрів донавчання включається: підтримка обчислювального пристрою, на базі якого відбудуватиметься донавчання (графічний або центральний процесор), вказаний шлях набору даних (yaml-файл із конфігурацією), а також технічні параметри навчання, такі як кількість епох, розмір вхідних зображень тощо.

Після ініціалізації процесу донавчання моделі YOLOv11 на новому датасеті, що складається із зображень продуктів, НМ почне оновлюватись з урахуванням нових даних. Донавчання відбувається шляхом повторного тренування попередньо навченої НМ на підключеному датасеті. У процесі донавчання модель адаптує свої ваги до нових класів об'єктів, зберігаючи при цьому раніше набуті знання. Процес донавчання моделі зображено на рисунку 3.1.

```

Using 0 dataloader workers
Logging results to runs/detect/train2
Starting training for 100 epochs...

Epoch  GPU_mem  box_loss  cls_loss  dfl_loss  Instances  Size
1/100   0G        1.619    5.123    1.879    49         640: 100%|█
      Class  Images  Instances  Box(P  R          mAP50  mAP50-
      all    829    1993    0.00158  0.015    0.00158  0.00105

Epoch  GPU_mem  box_loss  cls_loss  dfl_loss  Instances  Size
2/100   0G        1.492    5.006    1.746    36         640: 100%|█
      Class  Images  Instances  Box(P  R          mAP50  mAP50-
      all    829    1993    0.00501  0.0832  0.00634  0.00332

Epoch  GPU_mem  box_loss  cls_loss  dfl_loss  Instances  Size
3/100   0G        1.467    4.828    1.727    42         640: 100%|█
      Class  Images  Instances  Box(P  R          mAP50  mAP50-
      all    829    1993    0.736    0.0198  0.0152   0.00737

Epoch  GPU_mem  box_loss  cls_loss  dfl_loss  Instances  Size
4/100   0G        1.504    4.554    1.748    31         640: 100%|█
      Class  Images  Instances  Box(P  R          mAP50  mAP50-
      all    829    1993    0.543    0.0482  0.0338   0.018

Epoch  GPU_mem  box_loss  cls_loss  dfl_loss  Instances  Size
5/100   0G        1.531    4.318    1.78     29         640: 100%|█
      Class  Images  Instances  Box(P  R          mAP50  mAP50-
      all    829    1993    0.436    0.0894  0.0669   0.0363

Epoch  GPU_mem  box_loss  cls_loss  dfl_loss  Instances  Size
6/100   0G        1.549    4.043    1.801    22         640: 100%|█
      Class  Images  Instances  Box(P  R          mAP50  mAP50-
      all    829    1993    0.474    0.103   0.086    0.0444

```

Рисунок 3.1 – Процес донавчання моделі YOLOv11

Процес донавчання відбувається протягом 100 епох, кожна із яких включає вибірки, що вміщують 640 зображень для тренування та 640 для валідації. Згідно з показниками, можна спостерігати поступове зменшення втрат та зростання метрик точності моделі. Проте, ефективне донавчання, що виражається зростанням або спаданням показників, відбуватиметься до певної межі, після якої, різниця відповідних показників точності та втрат між епохами будуть незначними, що свідчатиме про здобуття моделі лівової частки нової інформації.

Після завершення донавчання, буде збережена оновлена модель з новими параметрами wag та підтримуваними для розпізнавання класами об'єктів. В папці train, де збережеться модель, будуть сформовані матеріали за допомогою яких можна простежити процес навчання. На рисунку 3.2 зображено одну з груп фотографій, яку модель YOLOv11 використала та розпізнала в процесі донавчання.

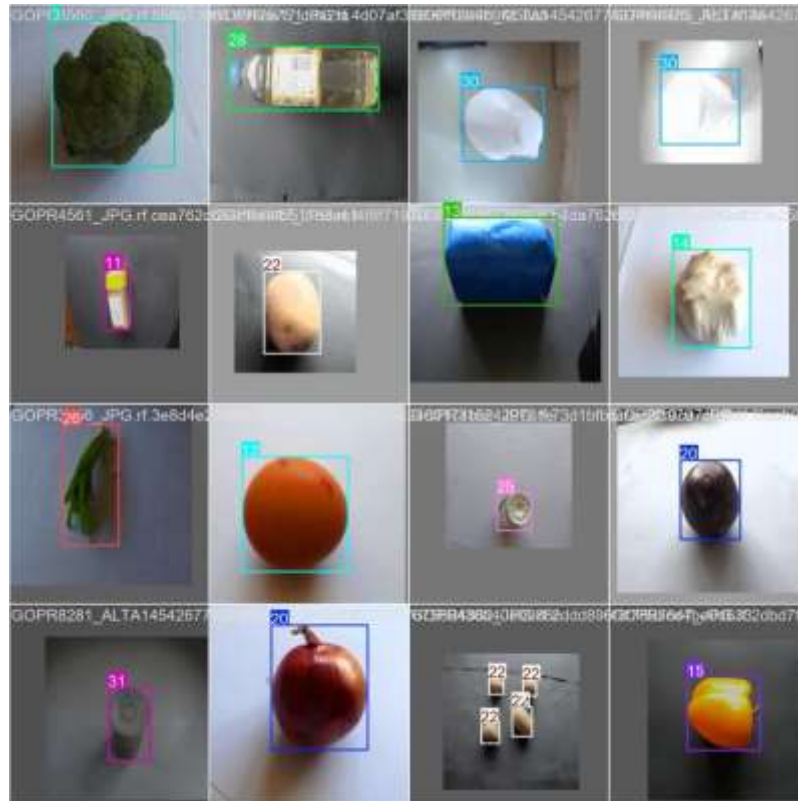


Рисунок 3.2 – Група фотографій, що були розпізнані моделлю НМ в процесі донавчання

На даному етапі донавчена модель YOLOv11 вже має бути готовою. Її використання дозволить ефективно розпізнавати цікаві нам об'єкти, в контексті методу штучного інтелекту для автоматичної побудови можливих рецептів страв за зображеннями продуктів.

3.1.2. Практичне застосування методу

Маючи усі необхідні складові, до яких входить доналаштована модель yolo11n, що спеціалізується на задачах розпізнавання, набір даних з рецептами страв, бібліотеки та різні розширення, можна перейти до практичної реалізації та застосування методу штучного інтелекту для автоматичної побудови можливих рецептів страв за зображеннями продуктів.

На початкових етапах розробки програми, для простої перевірки коректності роботи, практичне використання методу було реалізоване у вигляді консольного застосунку. На рисунку 3.3 зображено роботу консольного

застосування, що реалізує метод штучного інтелекту для автоматичної побудови можливих рецептів страв за зображеннями продуктів.

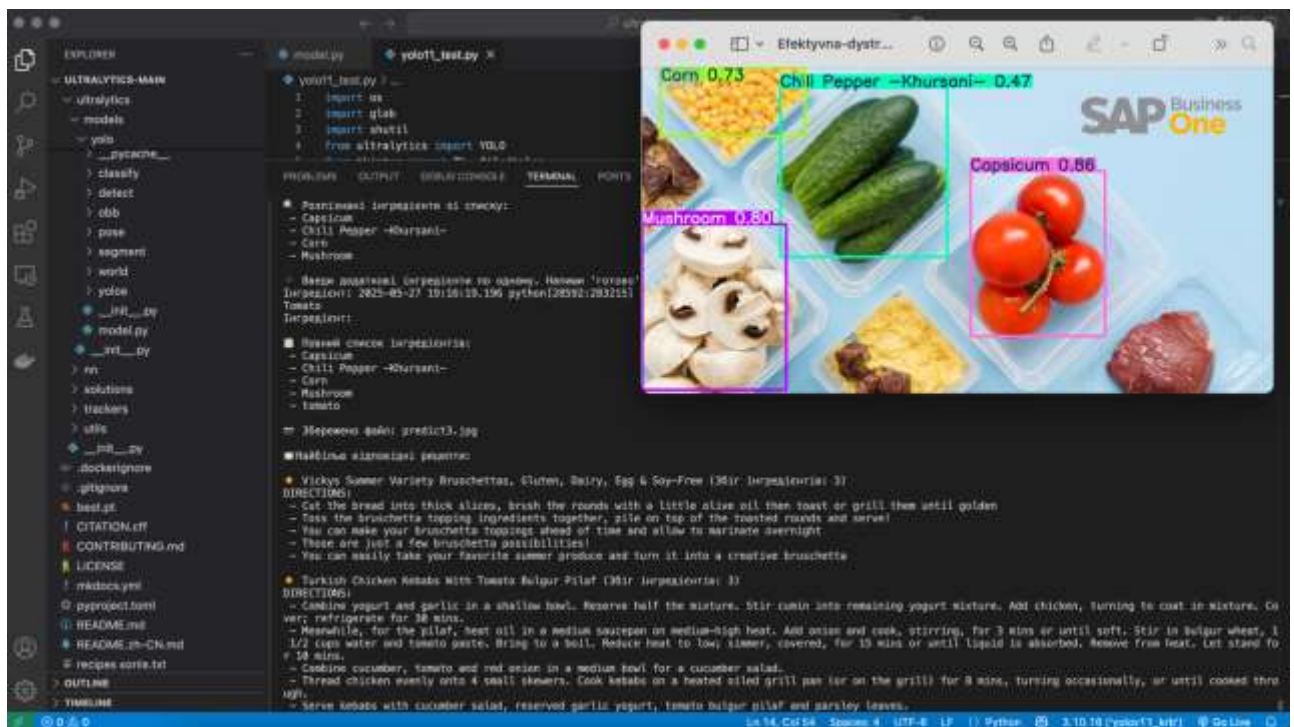


Рисунок 3.3 – Приклад роботи методу у вигляді консольного застосування

Завантажене фото пройшло обробку моделлю НМ, яка розпізнала та класифікувала об'єкти. Класи об'єктів були занесені до списку, який можна було б доповнити. Після підтвердження кінця роботи з списком, перелік найменувань порівнюється з базою рецептів за полем інгредієнтів. Як результат, було отримано консольний вивід рекомендованих рецептів страв.

Після підтвердження коректності роботи методу, для зручності користування, реалізований метод було інтегровано у вигляді веб додатку, що підвищить процес взаємодії з кінцевим користувачем.

За допомогою фреймворку Streamlit було реалізовано веб-частину програми, яка працює через локальний та мережевий сервер. Для початку роботи, в терміналі віртуального середовища де розроблявся метод, за допомогою команди запуску streamlit потрібно запустити локальний сервер.

Після старту сервера, користувача перекине на веб-сторінку програми, за посиланням локального сервера, що доступний лише на девайсі з якого був

здійснений запуск. Проте, є можливість перейти на сторінку за мережевим посиланням, що дозволить всім під'єднаним до мережі користувачам, отримати доступ до сторінки.

Під'єднання НМ ініціалізується та здійснюється при старті програми шляхом використання Streamlit для кешування ресурсу, у ролі якого виступає модель YOLO. На рисунку 3.4 зображена головна сторінка веб-застосунку, що реалізує метод штучного інтелекту для автоматичної побудови можливих рецептів страв за зображеннями продуктів.

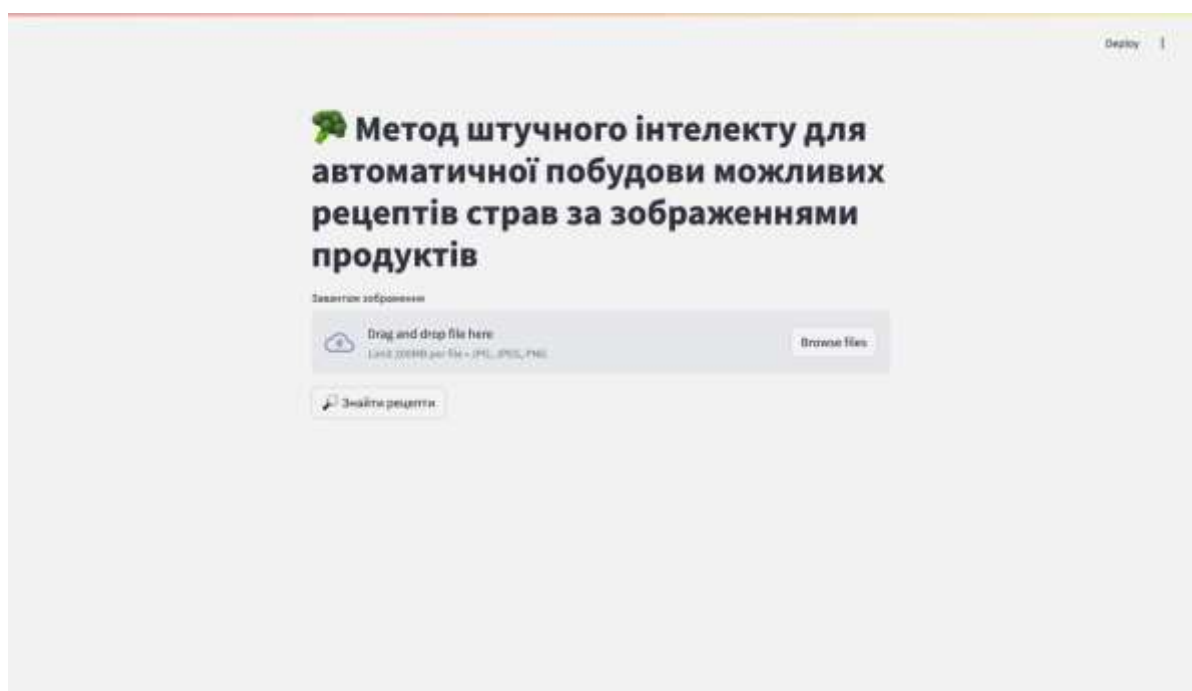


Рисунок 3.4 – Веб-сторінка програми

На веб-сторінці, що відкривається після запуску застосунку, можна побачити заголовок, поле для завантаження вхідного зображення та кнопку «Знайти рецепти».

Щоб завантажити фото, для подальшого розпізнавання продуктів, користувачу необхідно натиснути кнопку «Browse files», після чого відкриється стандартне вікно вибору файлів операційної системи. На рисунку 3.5 зображено процес обрання фото для його подальшого завантаження в систему програми та розпізнавання.

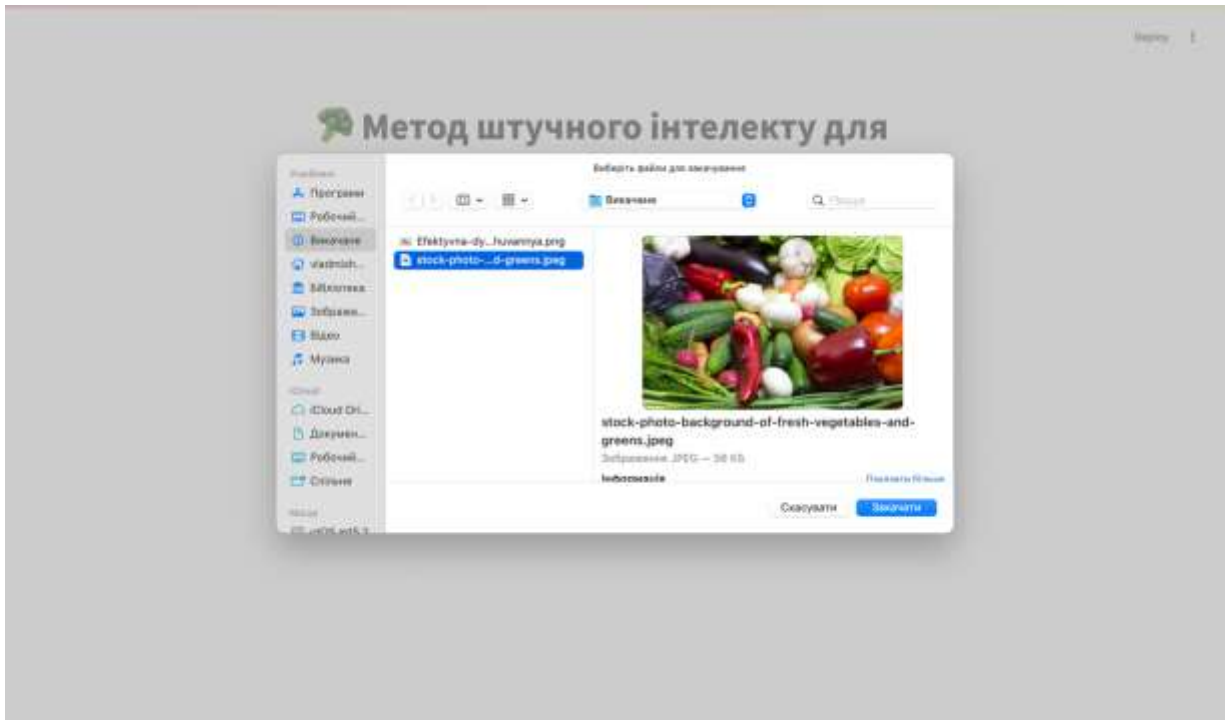


Рисунок 3.5 – Процес обрання фото

Після того як користувач вибере фотографію для розпізнавання, що підтримується програмою, потрібно натиснути кнопку «Зачахати», щоб передати зображення до моделі нейромережі для розпізнавання.

Наступним кроком, після завантаження фото, система автоматично виконує попередню обробку зображення. Далі, за допомогою детекції, локалізації та класифікації об'єктів, НМ виділяє ключові ознаки, характерні для певних класів продуктів. Після чого, здійснюється розпізнавання об'єктів та визначається ймовірний клас об'єкта.

На зображеннях, що пройшли обробку, модель нейромережі здійснює детекцію об'єктів та автоматично визначає належність кожного з них до певного класу. Після розпізнавання відповідні області зображення отримують кольоровими рамками з приставкою назви розпізнаного класу та числовим значенням точності, що виражає упевненість моделі у правильності класифікації (рисунок 3.6).



Рисунок 3.6 – Результат обробки зображення

В результаті обробки фотографії отримано фото з розпізнаними об'єктами. Усі розпізнані об'єкти, що рахуються продуктами, заносяться до списку, який можна редагувати. Це забезпечує можливість, як додавати продукти (якщо вони не були розпізнані або відсутні на фото), так і видаляти (якщо НМ здійснила помилку при розпізнаванні об'єкту).

Усі зображення, що були завантажені, та над якими було проведене розпізнавання, зберігаються у файловій системі проєкту, що дає змогу користувачу, за потреби, повернутися до оригіналів зображень та результату їх обробки.

Сформований та (за потреби) редагований список продуктів, за допомогою кнопки «Знайти рецепти», передається відповідному методу, що порівнює поточну множину найменувань продуктів у списку з базою рецептів за полем інгредієнтів. Як результат, після порівняння, видається множина з найбільш відповідними рецептами по відношенню до наявних продуктів, як це зображено на рисунку 3.7.



Рисунок 3.7 – Результат автоматичного підбору рецептів

Кожен рецепт із підбраної множини містить повну інформацію, необхідну для приготування конкретної страви. Зокрема, до складу кожного виводу рецепту входить його назва, перелік інгредієнтів із вказанням кожного компонента, а також покрокова інструкція. Перелік інгредієнтів дозволяє користувачеві переконатися у відповідності рецепта доступним продуктам, а інструкція приготування забезпечує можливість відтворити страву на практиці. Такий підхід значно полегшує процес користування системою, що забезпечує автоматичну побудову рецептів страв на основі наявних продуктів.

Враховуючи що БД з рецептами реалізована англійською мовою, було вирішено додати функціонал, що забезпечить переклад підібраних рецептів та включатиме можливість перемикання між мовами (англійською та українською). Натиснувши на кнопку вибору мови, наприклад «Українська», за допомогою інтегрованого методу google перекладача, відбувається переклад тексту в реальному часі, а тому, для даної функції необхідне постійне підключення до інтернету. На рисунку 3.8 зображено результат перекладу підібраних рецептів, що відбувається поетапно, починаючи від першого рецепту та закінчуючи останнім.

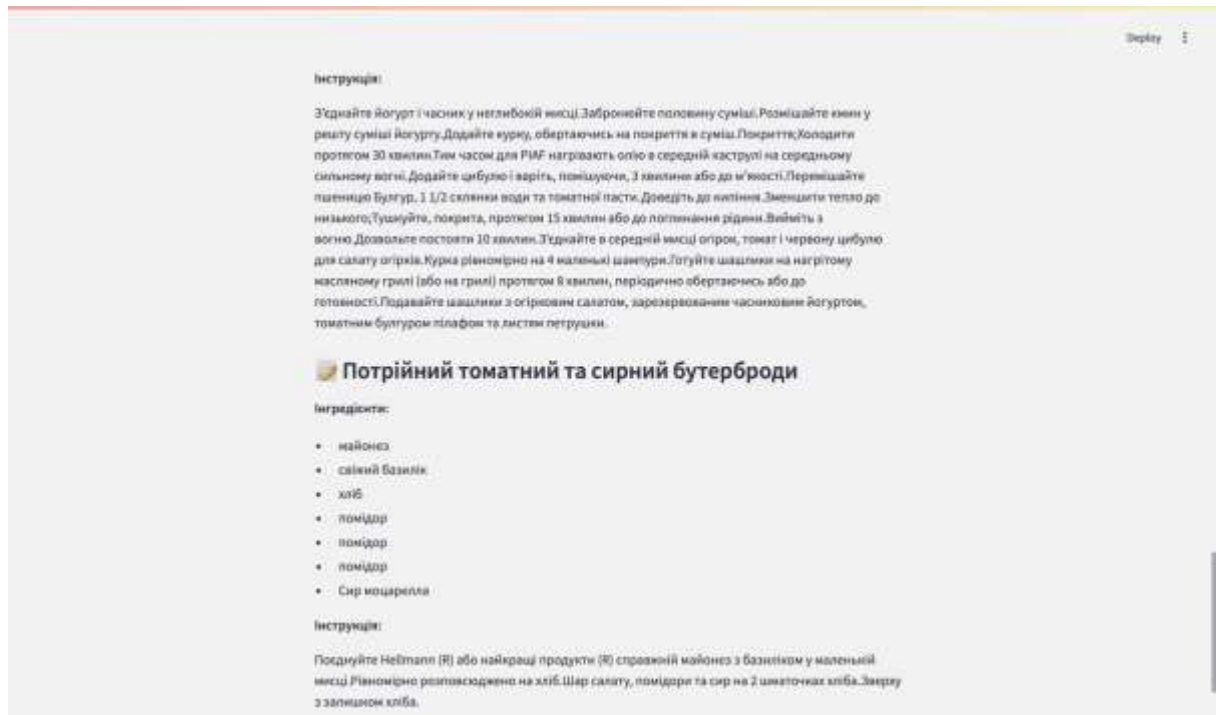


Рисунок 3.8 – Результат перекладу рецептів

Отже, в процесі опису реалізованого застосування, було розглянуто хід налаштування моделі NM YOLOv11 для розпізнавання продуктів на зображеннях, що є ключовим етапом реалізації методу ШІ. Також було продемонстровано практичне застосування створеної програми, що автоматично підбирає вірогідні рецепти страв на основі розпізнаних продуктів. В результаті роботи програми, що реалізує метод штучного інтелекту для автоматичної побудови можливих рецептів страв за зображеннями продуктів, було отримано оброблене фотозображення з розпізнаними об'єктами, на основі цього, сформований список продуктів та підібрано множину рецептів страв, що відповідають виявленим продуктам. Крім того, було впроваджено й протестовано можливість перекладу згенерованих рецептів у реальному часі.

3.2 Результати досліджень

Для перевірки ефективності роботи реалізованого методу штучного інтелекту для автоматичної побудови можливих рецептів страв за зображеннями

продуктів, потрібно провести дослідження, що базуються на метриках якості використаної моделі НМ, що були сформовані в результаті донавчання.

Графік "Labels Correlogram" (кореляція міток) відображає кореляції між параметрами анотацій, а саме координатами центрів (x, y) та розмірами ширини/висоти (width, height) об'єктів на зображеннях (рисунок 3.9).

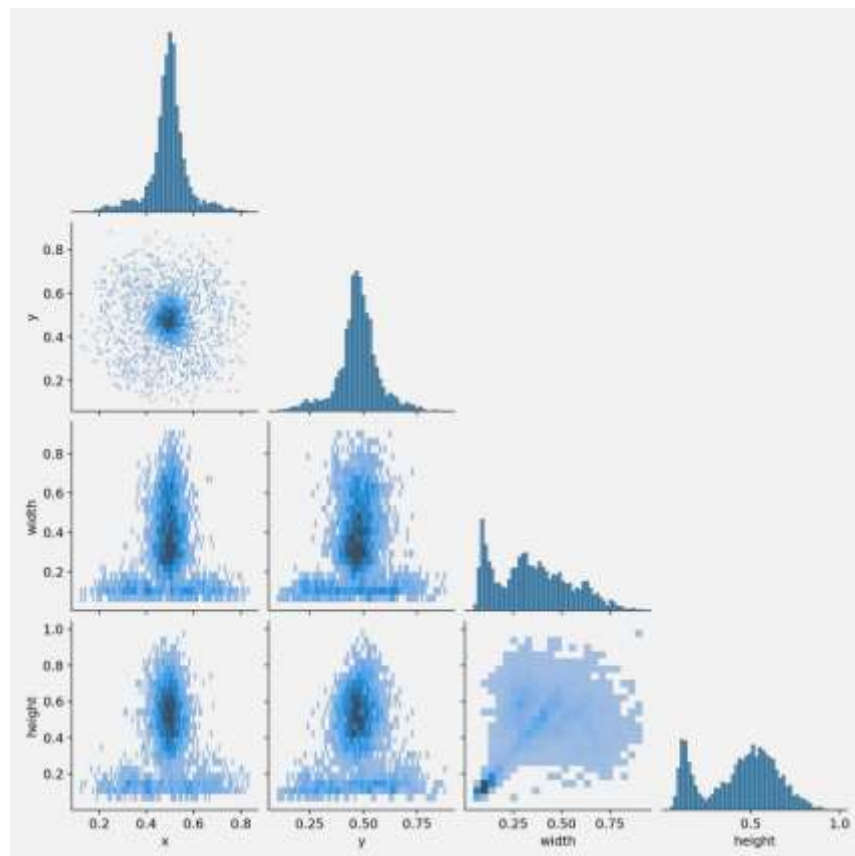


Рисунок 3.9 – Кореляція міток донавченої моделі НМ

На діагоналі графіка розташовані гістограми кожного параметра. Де центри об'єктів (x, y) здебільшого розташовані поблизу центру зображення (≈ 0.5), що є типовим для контрольованих умов зйомки. Ширина та висота об'єктів (width, height) переважно мають невеликі значення, що вказує на наявність дрібних об'єктів у зображеннях. Позадіагональні графіки (2D-гістограми) демонструють взаємозв'язки між парами параметрів.

На рисунку 3.10 зображено сукупність графіків, що є загальним відображенням результату донавчання моделі НМ, яке відбувалося протягом 100 епох.

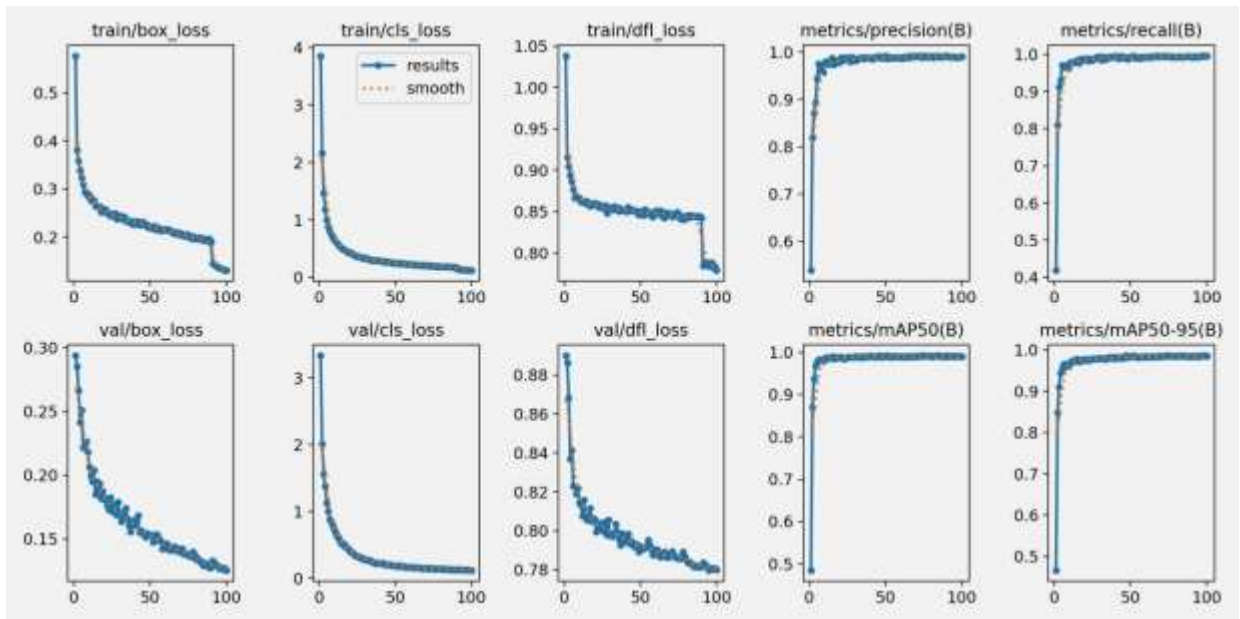


Рисунок 3.10 – Графіки результатів донавчання

Графік результатів демонструє поступове покращення якості навчання моделі протягом 100 епох. Втрати (box, cls, dfl) на тренувальній вибірці стабільно знижуються, що свідчить про ефективне навчання. Валідаційні втрати теж мають тенденцію до зменшення.

Метрики точності (precision, recall) та середньої точності (mAP@0.5 та mAP@0.5:0.95) демонструють зростання, досягаючи максимальних значень близько 0.99 та 0.98 відповідно, що означає ефективне навчання моделі в області ідентифікації об'єктів.

На основі результатів донавчання та отриманих метрик якості моделі, розрахованих для навчальної та тестової вибірок, можна провести їх порівняння.

У таблиці 3.1 наводяться метрики функцій втрат для навчальної та тестової вибірки.

Таблиця 3.1 – Значення функцій втрат моделі

Вибірка	Box Loss	Cls Loss	DFL Loss
Навчальна	0.13037	0.12168	0.77892
Тестова	0.12533	0.12025	0.77982

У таблиці наведено значення функцій втрат моделі YOLOv11 після завершення донавчання. Всі типи втрат, а саме Box Loss, Cls Loss та DFL Loss мають близькі значення на навчальній і тестовій вибірках, що свідчить про хороше узгодження моделі та її здатність до узагальнення. Абсолютні значення втрат є низькими, що демонструє ефективність процесу навчання. Варто зазначити, що втрати на тестовій вибірці навіть трохи нижчі, ніж на навчальній, що вказує на відсутність перенавчання та збалансованість даних.

У таблиці 3.2 наводяться основні метрики якості моделі на навчальній та тестовій вибірках.

Таблиця 3.2 – Метрики якості моделі

Вибірка	Precision	Recall	mAP@0.5	mAP@0.5:0.95
Навчальна	0.99129	0.99519	0.99028	0.98523
Тестова	0.95221	0.94637	0.97161	0.95627

Згідно даних таблиці, модель досягла високих значень точності (Precision), повноти (Recall) та середньої точності (mAP) як на навчальній, так і на тестовій вибірках. Хоча показники на тестовій вибірці трохи нижчі, ніж на навчальній, ця різниця є незначною і свідчить про стабільність роботи моделі. Значення mAP@0.5 на тестових даних перевищує 0.97, що вказує на майже безпомилкове виявлення об'єктів. Також високі значення mAP@0.5:0.95 демонструють, що модель здатна точно виявляти об'єкти при різних порогах видимості. Загалом, результати підтверджують, що донавчання моделі суттєво підвищило якість розпізнавання.

На рисунку 3.11 зображено графік "Precision-Recall Curve" (крива точності та повноти) відображає залежність між точністю (precision) та повнотою (recall) досліджуваної моделі YOLOv11 після донавчання на новому наборі даних з зображеннями продуктів.

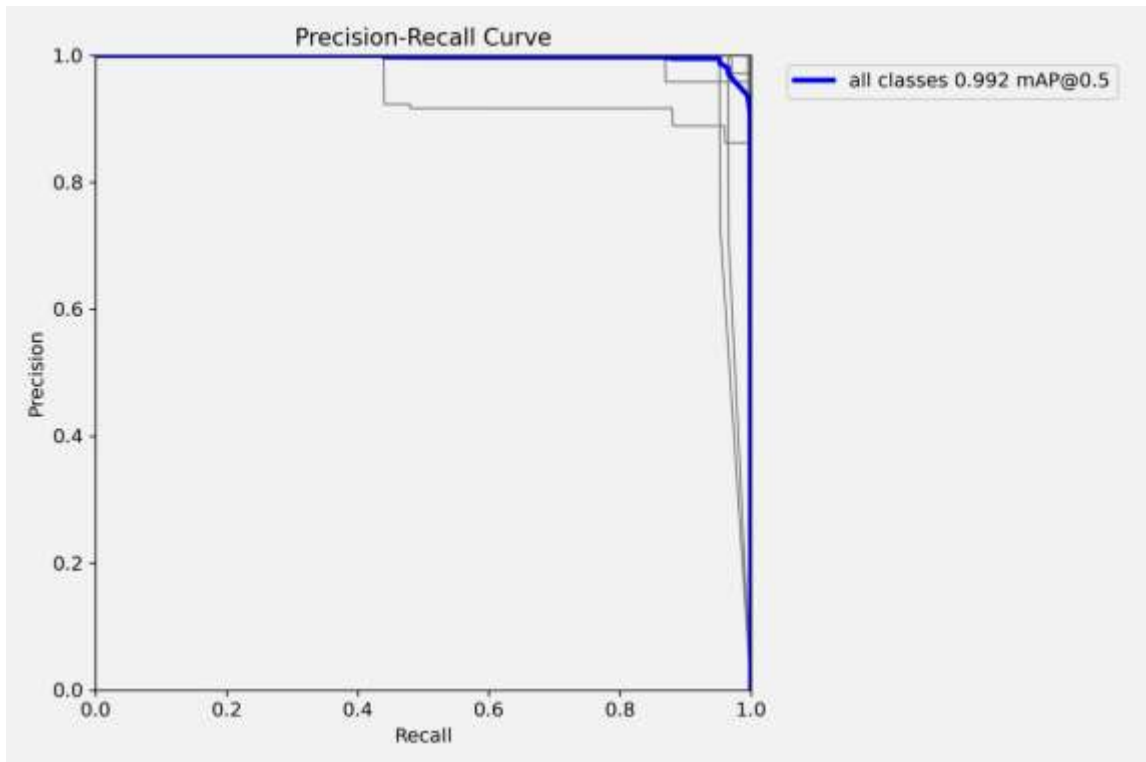


Рисунок 3.11 – Крива точності та повноти

Синя крива відображає усереднені значення для всіх класів, що становить 0.992 mAP@0.5 середньої точності при пороговому значенні IoU = 0.5. Це свідчить про здатність моделі стабільно виявляти об'єкти з високою точністю та повнотою. Сірі лінії на фоні представляють Precision-Recall криві для окремих класів. Незважаючи на певні локальні коливання, більшість з них також мають високі значення як точності, так і повноти. Графік підтверджує, що модель демонструє впевнене розпізнавання об'єктів з незначною кількістю хибно позитивних або пропущених результатів, що особливо важливо для завдань візуального аналізу.

На рисунку 3.12 зображено графік "Precision-Confidence Curve" (Крива точності та достовірності) відображає динаміку зміни точності (precision) моделі YOLOv11 залежно від рівня впевненості у передбаченнях. Синя крива відображає усереднені значення точності для всіх класів, яка досягає максимального рівня 1.00 при значенні confidence = 1.0. Це свідчить про здатність моделі робити точні передбачення при найвищому рівні впевненості.

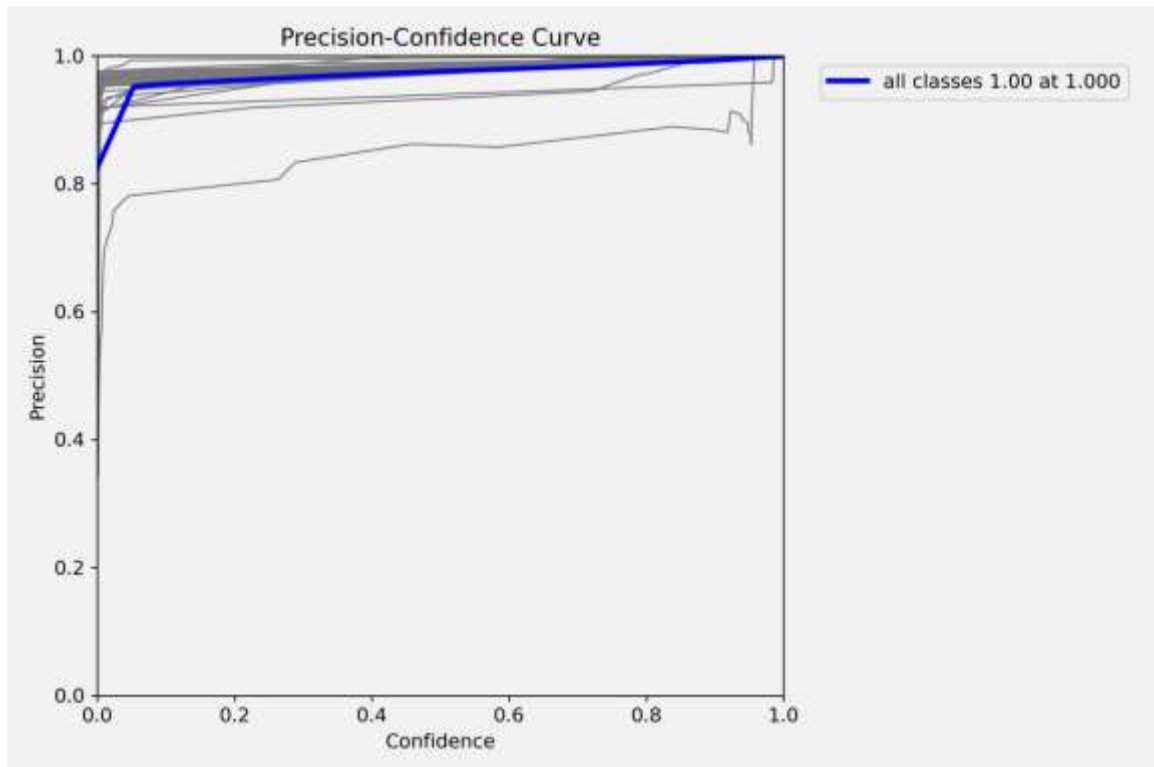


Рисунок 3.12 – Крива точності та достовірності

Графік демонструє, що з підвищенням порогу впевненості модель стає обережнішою у своїх передбаченнях, що призводить до зростання точності. Тобто, при високих значеннях confidence модель рідше допускає помилки. Проте слід мати на увазі, що надто високий поріг може призвести до втрати частини об'єктів, які не будуть розпізнані, що негативно вплине на повноту. Така поведінка є типовою для моделей, які намагаються зменшити кількість помилково позитивних результатів.

Наступний графік "Recall-Confidence Curve", що зображений на рисунку 3.13, демонструє залежність повноти (Recall) моделі YOLOv11 від рівня впевненості (Confidence) у передбаченнях. Синя крива представляє усереднене значення повноти для всіх класів, яке досягає максимального показника 1.00 при нульовому порозі впевненості 0.0. При найменших вимогах до впевненості модель виявляє всі об'єкти, не фільтруючи передбачення. Сірі криві відповідають поведінці повноти для окремих класів.

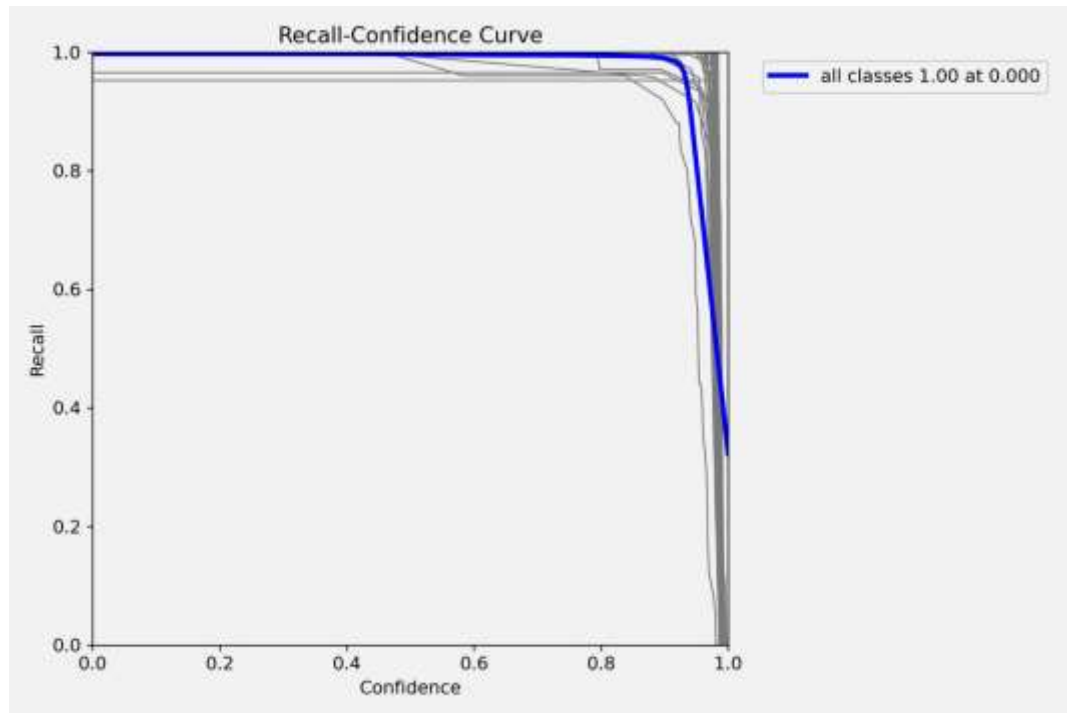


Рисунок 3.13 – Графік кривої Recall-Confidence

За графіком прослідковується, що зі зростанням порогу впевненості повнота стрімко знижується, оскільки модель відкидає менш впевнені передбачення, зменшуючи загальну кількість виявлених об'єктів. Це ілюструє типовий компроміс, коли для досягнення високої повноти потрібно знижувати поріг впевненості, проте, це може погіршити точність через збільшення кількості хибно позитивних передбачень. Зниження повноти при високих значеннях confidence свідчить про обережність моделі у передбаченнях та вказує на потенціал для оптимізації балансу між recall та precision.

На рисунку 3.14 зображено графік "Confusion Matrix Normalized" (нормалізована матриця помилок), який показує ефективність класифікації об'єктів після донавчання моделі YOLOv11 на новому наборі даних із зображеннями продуктів. Згідно графіка, по осі X (True) знаходяться істинні класи об'єктів, а по осі Y (Predicted) передбачені класи. Кожен квадрат матриці представляє частку випадків, за якими відповідний клас був передбачений моделлю нейромережі. А інтенсивність кольору вказує на частоту передбачення, чим темніший відтінок, тим точніше модель класифікувала об'єкти відповідного класу.

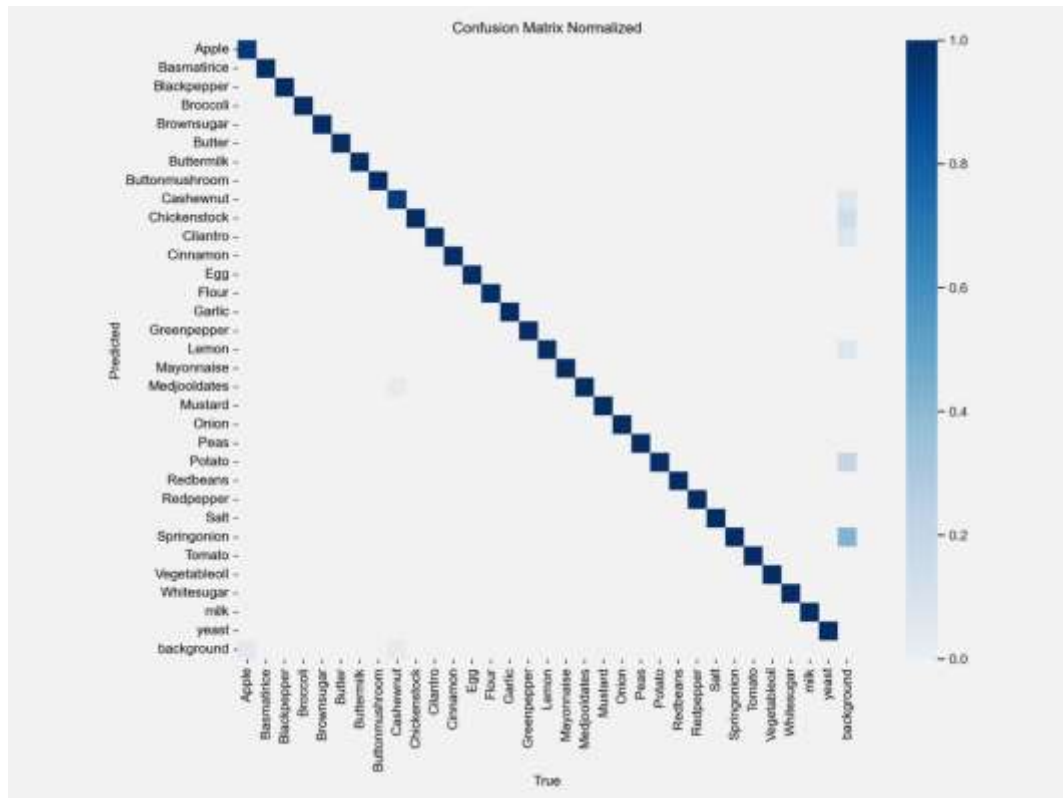


Рисунок 3.14 – Нормалізована матриця помилок

Згідно графіку, більшість передбачень зосереджені вздовж діагоналі, що свідчить про високу точність розпізнавання та ідентифікацію більшості класів продуктів. Однак, на графіку присутні деякі незначні розсіювання, що знаходяться за межами діагоналі. Це вказує на помилки класифікації, що можуть статися, наприклад через візуальну схожість деяких інгредієнтів.

Отже, згідно з результатами дослідження можна спостерігати поступове покращення показників моделі протягом процесу донавчання. Спостерігається поступове зниження всіх типів втрат, як на тренувальній, так і на валідаційній вибірках, що вказує на успішне та ефективне навчання. Паралельно з цим відбувається зростання ключових метрик якості, до яких входить точність, повнота та середня точність (mAP), які свідчать про покращення здатності моделі розпізнавати об'єкти. За підсумками дослідження модель продемонструвала високий рівень ефективності розпізнавання, що підтверджує її придатність та надійність для практичного використання.

3.3 Висновки до розділу 3

Згідно дослідження практичного застосування методу штучного інтелекту для автоматичної побудови можливих рецептів страв за зображеннями продуктів було здійснено повний цикл розробки та перевірки ефективності реалізованого методу. На етапі налаштування моделі було описано та здійснено донавчання YOLOv11 для покращення розпізнавання продуктів, що дозволило отримати оновлену модель, яка здатна ідентифікувати нові класи об'єктів на зображеннях, зберігаючи при цьому попередні знання.

У рамках практичної реалізації було здійснено інтеграцію моделі в загальну програмну систему, що забезпечує автоматичне формування списку розпізнаних продуктів на фото. Після чого, на основі отриманого списку система здійснює підбір рецептів страв, які відповідають виявленим продуктам. Для перевірки роботи, спочатку метод був реалізованим у вигляді консольного застосунку. Після підтвердження роботи, метод був інтегрований у веб-застосунок.

Проведені результати досліджень свідчать про стабільне покращення характеристик моделі в процесі донавчання. Протягом донавчання показники втрат зменшувалися, а метрики якості (точність, повнота, mAP) зростали. Модель продемонструвала високу ефективність, її поточний рівень придатний як для практичного використання, так і для подальшого вдосконалення, включаючи донавчання на більшій кількості епох, або наборі даних який включає більшу кількість класів.

Експериментальне дослідження підтвердило доцільність та ефективність запропонованого методу, а також продемонструвало результати його роботи в умовах практичного застосування та подальшого розвитку в рамках задач автоматизованого підбору рецептів страв на основі візуального розпізнавання продуктів.

Загальні висновки

Отже, згідно мети КРБ, що полягала в допомозі людині у виборі можливих рецептів страв, що можна приготувати за існуючим набором продуктів засобами глибокого навчання, було розроблено метод штучного інтелекту для автоматичної побудови можливих рецептів страв за зображеннями продуктів, який було інтегровано у веб-застосунок.

Згідно поставлених завдань та в процесі реалізації методу, було:

1) проведено аналіз існуючих теоретичних та програмних рішень, що використовуються для автоматичного визначення рецептів страв за зображенням набору продуктів;

2) розроблено метод визначення можливих рецептів страв за зображенням продуктів із застосуванням технологій ШІ, зокрема методів комп'ютерного зору та машинного навчання;

3) спроектовано структуру ІС, що реалізовуватиме запропонований метод, а також структуру БД для зберігання та обробки отриманих результатів;

4) виконано програмну реалізацію ІС для автоматичного визначення рецептів за зображенням продуктів;

5) проведено валідацію розробленої системи шляхом тестування її основних функціональних можливостей, включаючи модулі обробки зображень, логіки формування рецептів.

В процесі проектування методу було побудовано архітектуру ІС, визначено основні складові методу, описано логіку взаємодії компонентів системи між собою та побудовано відповідні діаграми. Для програмної реалізації методу, були обрані (та в подальшому використані) інструменти та засоби програмування, що включали мову програмування Python, бібліотеку Ultralytics, модель ШІ для розпізнавання зображень YOLO, фреймворк Streamlit та набори даних для донавчання моделі й формування бази, де зберігатимуться рецепти.

Перед початком практичної реалізації застосунку, було проведено донавчання моделі YOLOv11, на підготовленому наборі даних, що містив 120

нових класів. В результаті донавчання вдалося покращити точність ідентифікації та класифікації об'єктів на зображеннях, модель навчилася розрізняти нові класи об'єктів разом із збереженням попередніх знань базової моделі.

У процесі програмної реалізації методу штучного інтелекту для автоматичної побудови можливих рецептів страв за зображеннями продуктів, було здійснено інтеграцію моделі ШІ в загальну програмну систему, яка автоматично формує список розпізнаних на зображенні продуктів. Далі, на основі підтвердженого списку, система підбирає рецепти страв, що відповідають виявленим інгредієнтам. Після підтвердження ефективності роботи програмної системи, метод було інтегровано у веб-застосунок.

По закінченню програмної реалізації та інтеграції методу, було отримано веб-застосунок, який на основі розпізнаних продуктів на зображеннях автоматично підбирає відповідні рецепти страв. А отримані рецепти страв, що написані англійською, можна перекласти у реальному часі за допомогою реалізованої функції перекладання тексту.

Проведене експериментальне дослідження підтвердило працездатність та ефективність розробленого методу. Шляхом використання нових засобів та інструментів, запропонований підхід може бути успішно використаний для побудови нових методів автоматизованого підбору рецептів страв на основі візуального розпізнавання зображень. Розроблений метод має потенціал для подальшого вдосконалення шляхом додавання нових функцій. Наприклад, в подальшому можна інтегрувати метод в мобільний додаток, впровадити рекомендації на основі вподобань користувача, збільшити кількість класів, які може розпізнавати модель ШІ тощо.

Перелік посилань

1. Product Management Fundamentals - Introduction to Ideas and User Needs. Agilemania. URL: <https://agilemania.com/tutorial/what-are-user-needs>.
2. Ghodsian N. Project Information Modeling (PIM), The Ultimate 2024 Guide. Neuroject. URL: <https://neuroject.com/project-information-modeling>.
3. NSW Government. Information Models. Data.NSW. URL: <https://data.nsw.gov.au/IDMF/data-structure-and-coordination/information-models>.
4. Ari Joury Ph.D. How Ontology and Data Go Hand-in-Hand. Built In. URL: <https://builtin.com/data-science/ontology>.
5. Hui J. Machine Learning—Graphical Model. Medium. URL: <https://jonathan-hui.medium.com/machine-learning-graphical-model-b68b0c27a749>.
6. Seldon. Neural Network Models Explained. Seldon. URL: <https://www.seldon.io/neural-network-models-explained>.
7. Intel. Convolutional Neural Networks (CNNs), Deep Learning, and Computer Vision. Intel. URL: <https://www.intel.com/content/www/us/en/internet-of-things/computer-vision/convolutional-neural-networks.html>.
8. Boesch G. Object Detection: The Definitive 2025 Guide. viso.ai. URL: <https://viso.ai/deep-learning/object-detection/>.
9. Barney N., Lutkevich B. What is language modeling?. Techtarget | Search Enterprise AI. URL: <https://www.techtarget.com/searchenterpriseai/definition/language-modeling>.
10. OECD Digital Economy Papers. AI language models. oecd. URL: https://www.oecd.org/en/publications/ai-language-models_13d38f92-en.html.
11. Hall B. Using AI to Identify Ingredients and Suggest Recipes. Medium. URL: <https://medium.com/@brh373/using-ai-to-identify-ingredients-and-suggest-recipes-95482e2aca7d>.
12. Salvador A., Hynes N., Biswas A. Recipe1M+: A Dataset for Learning Cross-Modal Embeddings for Cooking Recipes and Food Images. mit.edu. URL: <https://pic2recipe.csail.mit.edu>.

13. GeniusKitchen. Food.com Recipes and Interactions. Kaggle. URL: <https://www.kaggle.com/datasets/shuyangli94/food-com-recipes-and-user-interactions>.
14. Glorf Michał Bień. RecipeNLG: A Cooking Recipes Dataset for Semi-Structured Text Generation. GitHub. URL: <https://github.com/Glorf/recipeNLG>.
15. Banjade M. Deep Learning and Gen AI based System for Ingredient Recognition and Recipe Insight. *International Journal of Science, Engineering and Technology*. 2024. Vol. 12, no. 6. P. 1–7. URL: <https://doi.org/10.61463/ijset.vol.12.issue6.356>.
16. Fadelli I., Xplore T. model that generates complex recipes from images of available ingredients. techxplore. URL: <https://techxplore.com/news/2023-04-generates-complex-recipes-images-ingredients.html>.
17. open.ai. gpt-4. openai. URL: <https://openai.com/index/gpt-4>.
18. Kansaksiri P., Panomkhet P., Tantisuwichwong N. Smart Cuisine: Generative recipe & ChatGPT powered nutrition assistance for sustainable cooking. *Procedia Computer Science*. 2023. Vol. 225. P. 2028–2036. URL: <https://doi.org/10.1016/j.procs.2023.10.193>.
19. AI Food Recipe Generator Platform Development: Features, Benefits, Process. Zealous System. URL: <https://www.zealousys.com/blog/ai-food-recipe-generator/>.
20. Derry A., Krzywinski M., Altman N. Convolutional neural networks. *Nature Methods*. 2023. URL: <https://doi.org/10.1038/s41592-023-01973-1>.
21. Larson S. Top Apps For Finding Recipes For Ingredients You Already Have. Escoffier Online. URL: <https://www.escoffieronline.com/top-apps-for-finding-recipes-for-ingredients-you-already-have/>.
22. ChefApp - AI Recipe Creator by ACAApplications, LLC. AppAdvice. URL: <https://appadvice.com/app/chefapp-ai-recipe-creator/6450523267>.
23. Coundouriotis A. Alex Coundouriotis. linkedin. URL: <https://www.linkedin.com/in/alexandercoundouriotis/>.
24. LLC A. ChefApp - AI Recipe Creator. App Store. URL: <https://apps.apple.com/us/app/chefapp-ai-recipe-creator/id6450523267>.

25. Yub J. Empty Fridge - Fridge to Recipe Product Information and Latest Updates (2025) | Product Hunt. Product Hunt. URL: <https://www.producthunt.com/products/empty-fridge-fridge-to-recipe>.
26. Riafy Technologies Private Limited. Riafy. Riafy Stories. URL: <https://www.riafy.me/tech/>.
27. Ltd R. T. P. Recipe Builder - Empty Fridge. App Store. URL: <https://apps.apple.com/us/app/recipe-builder-empty-fridge/id1627002077>.
28. Boesch G. YOLO11: A New Iteration of "You Only Look Once". viso.ai. URL: <https://viso.ai/computer-vision/yolov11/>.
29. IBM. What is Fine-Tuning?. IBM - United States. URL: <https://www.ibm.com/think/topics/fine-tuning>.
30. Ultralytics. Ultralytics | Revolutionizing the World of Vision AI. Ultralytics. URL: <https://www.ultralytics.com>.
31. Nedashkivskyi B. HIERARCHICAL MULTI-LABEL CLASSIFICATION. Věda a perspektivy. 2024. No. 5(36). URL: [https://doi.org/10.52058/2695-1592-2024-5\(36\)-347-356](https://doi.org/10.52058/2695-1592-2024-5(36)-347-356).
32. Ingredients Object Detection Dataset (v1, 2025-05-30 1:40pm) by KRBYolov11. Roboflow. URL: <https://universe.roboflow.com/krbyolov11/ingredients-uwmz3-aobhw/dataset/1>.
33. Micha B., Micha G., Martyna M. A dataset of cooking recipes. RecipeNLG. URL: <https://recipenlg.cs.put.poznan.pl>.
34. Rao S. N. YOLOv11 Explained: Next-Level Object Detection with Enhanced Speed and Accuracy. Medium. URL: <https://medium.com/@nikhil-rao-20/yolov11-explained-next-level-object-detection-with-enhanced-speed-and-accuracy-2dbe2d376f71>.
35. Rao Sulake N. Guide on YOLOv11 Model Building from Scratch using PyTorch. Analytics Vidhya. URL: <https://www.analyticsvidhya.com/blog/2025/01/yolov11-model-building/>.
36. Srivastava T. 12 Important Model Evaluation Metrics for Machine Learning Everyone Should Know. analytics vidhya. URL: <https://www.analyticsvidhya.com/blog/2025/01/12-important-model-evaluation-metrics-for-machine-learning-everyone-should-know/>.

<https://www.analyticsvidhya.com/blog/2019/08/11-important-model-evaluation-error-metrics/>.

37. Alif R. YOLOv11 for Vehicle Detection: Advancements, Performance, and Applications in Intelligent Transportation Systems. arXiv.org e-Print archive. URL: https://arxiv.org/html/2410.22898v1?utm_source=chatgpt.com.

38. Shubham. Fine-Tuning YOLOv12: Comparison with YOLOv11 & Darknet-Based YOLOv7. LearnOpenCV. URL: https://learnopencv.com/fine-tuning-yolov12/?utm_source=chatgpt.com#Comparing-mAP-Scores-of-YOLOv12,-YOLOv11,-and-YOLOv7-based-DarkNet.

39. Welcome to Python.org. Python.org. URL: <https://www.python.org>.

40. Microsoft. Visual Studio Code - Code Editing. Redefined. Visual Studio Code. URL: <https://code.visualstudio.com>.

41. Streamlit. A faster way to build and share data apps. Streamlit. URL: <https://streamlit.io>.

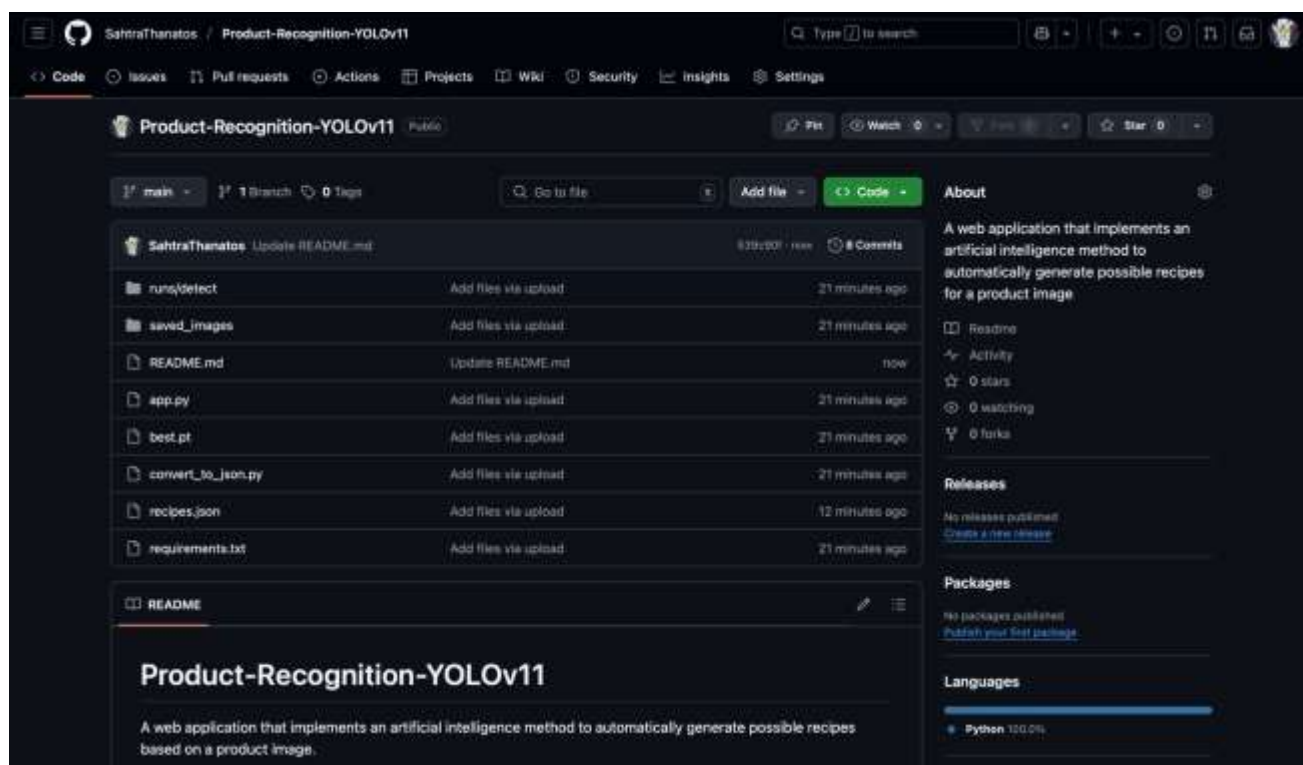
42. Roboflow. Roboflow: Computer vision tools for developers and enterprises. Roboflow. URL: <https://roboflow.com>.

ДОДАТКИ

Додаток А

Програмні коди

Посилання на репозиторій, який містить проєкт веб-додатку, що реалізує Метод штучного інтелекту для автоматичної побудови можливих рецептів страв за зображеннями продуктів: <https://github.com/SahtraThanatos/Product-Recognition-YOLOv11.git>



Репозиторій містить такі основні складові:

- папка `saved_images` містить набір збережених зображень, що були завантажені (`original`) та, в процесі розпізнавання, оброблені (`processed`), з поміченими класами об'єктів;
- папка `runs` містить датасет, що формувався для перевірки метрик моделі на тестовій вибірці;
- `app.py` – виконавчий файл, що реалізує весь функціонал;
- `best.pt` – донавчена модель НМ Yolo для розпізнавання об'єктів;
- `recipes.json` – Набір даних, що містить рецепти приготування страв.

Додаток Б

Презентаційний матеріал

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА БАКАЛАВРА

**МЕТОД ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ ДЛЯ
АВТОМАТИЧНОЇ ПОБУДОВИ МОЖЛИВИХ
РЕЦЕПТІВ СТРАВ ЗА ЗОБРАЖЕННЯМИ
ПРОДУКТІВ**

Виконав:
студент групи КН-21-2
В. МІЩУК
Керівник:
Завідувач кафедри КН
О. БАРМАК

2

Актуальність розробки методу

- Автоматизація побутових процесів
- Оптимізація використання продуктів
- Задоволення сучасних потреб користувача
- Персоналізація та підтримка здорового харчування

3

Постановка задачі

Мета КРБ: допомога людині у виборі можливих рецептів страв, які можна приготувати за існуючим набором продуктів.

Для досягнення поставленої мети, сформовані наступні завдання:

- Провести аналіз існуючих теоретичних та програмних рішень
- Розробити метод визначення можливих рецептів страв за зображенням продуктів із застосуванням технологій ШІ
- Спроекувати структуру ІС
- Виконати програмну реалізацію ІС
- Провести валідацію розробленої системи шляхом тестування її основних функціональних можливостей

4

Схема функціонування методу



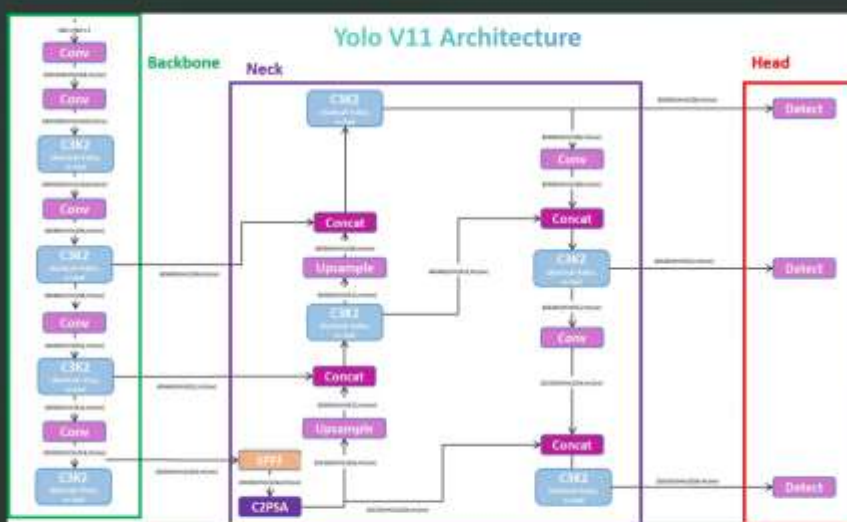
5

Засоби за допомогою яких реалізовувався метод ШІ

- Платформа Anaconda
- Мова програмування Python
- Framework Streamlit
- Модель HM YOLOv11 для розпізнавання об'єктів
- Неймережеві бібліотеки Ultralytics, opencv
- Набір даних з зображеннями продуктів (для донавчання моделі)
- Набір даних з рецептами страв

6

Архітектура неймережі Yolo v11



7

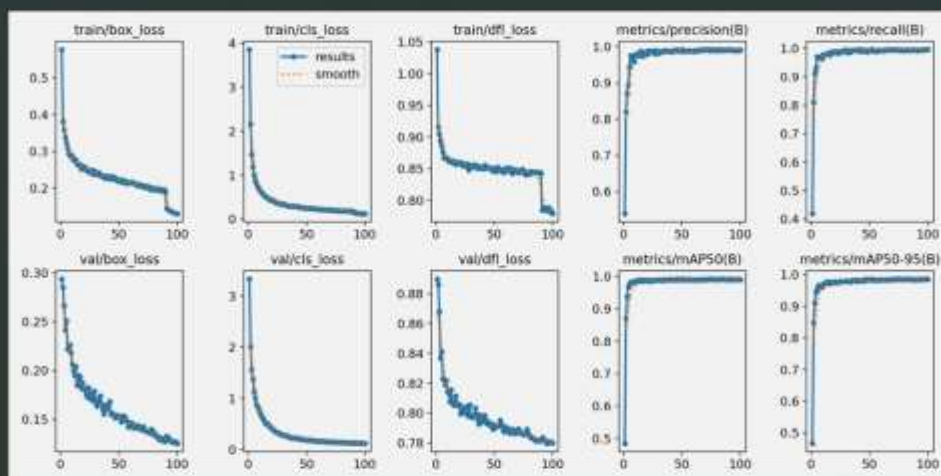
Fine-tuning моделі НМ

- Набір даних з зображеннями продуктів містить 4 479 зображень
- 32 класи об'єктів
- 100 епох навчання
- Розмір вибірки для тренування та валідації складає 620 зображень



8

Результати донавчання



9

Результати донавчання

Таблиця 1.1 - Значення функцій втрат

Вибірка	Box Loss	Cls Loss	DFL Loss
Навчальна	0.130	0.121	0.778
Тестова	0.125	0.120	0.779

Таблиця 1.2 - Метрики якості моделі

Вибірка	Precision	Recall	mAP@0.5	mAP@0.5:0.95
Навчальна	0.991	0.995	0.990	0.985
Тестова	0.952	0.946	0.971	0.956

10

Результат роботи розпізнавання



11

Результат роботи розпізнавання



12

Висновок

- Згідно завдання КРБ, було розроблено метод штучного інтелекту для автоматичної побудови можливих рецептів страв за зображеннями продуктів, який інтегрований у веб-застосунок
- Спроектовано логіку роботи методу
- Проведено донавчання моделі
- Проведено валідацію методу

Дякую за увагу

Anti-Plagiarism (UA) v-15.281 Educational

The maximum coincidence with one document 3.0%

Dictionary check: en_US, ru_RU, ua_UA. **Errors in the documents: 11%**

ID: 244111 Title: КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА БАКАЛАВРА на тему Метод штучного інтелекту для автоматичної побудови можливих рецептів страв за зображеннями продуктів Added in a DB: 2025-06-08 Authors: Владислав МІЩУК Heads: Олександр БАРМАК Consultants: Opponents:	Document		Sum coincidence on the DB	
	Symbols	Lexemes	Symbols	Lexemes
	60933	906	3400 (6%)	51 (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: Владислав МІЩУК

Співавтор:

Назва: КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА БАКАЛАВРА на тему Метод штучного інтелекту для автоматичної побудови можливих рецептів страв за зображеннями продуктів

Науковий керівник: Олександр БАРМАК, д.т.н., проф.

Підрозділ: Кафедра комп'ютерних наук

Коефіцієнт подібності 1: 5.7%

Коефіцієнт подібності 2: 2.7%

Мікропробіли: 0

Заміна букв: 1

Інтервали: 0

Білі знаки: 139

Дата створення звіту: 2025-06-08 18:27:28.0

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:

2025-06-08

Дата

експерт

Л. П. Петровський Р.Р.

РІШЕННЯ ЕКСПЕРТНОЇ КОМІСІЇ КАФЕДРИ КОМП'ЮТЕРНИХ НАУК

ПРО ДОПУСК КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ РОБОТИ ДО ЗАХИСТУ

Назва кваліфікаційної роботи Метод штучного інтелекту для автоматичної побудови можливих рецептів страв за зображеннями продуктів

Автор студент групи КН-21-2 Владислав Міщук

Освітня програма Комп'ютерні науки

Рівень вищої освіти перший (бакалаврський)

Спеціальність 122 – Комп'ютерні науки

Науковий керівник: д.т.н., проф., зав. каф. комп'ютерних наук Олександр БАРМАК

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

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

Підтвердження:

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

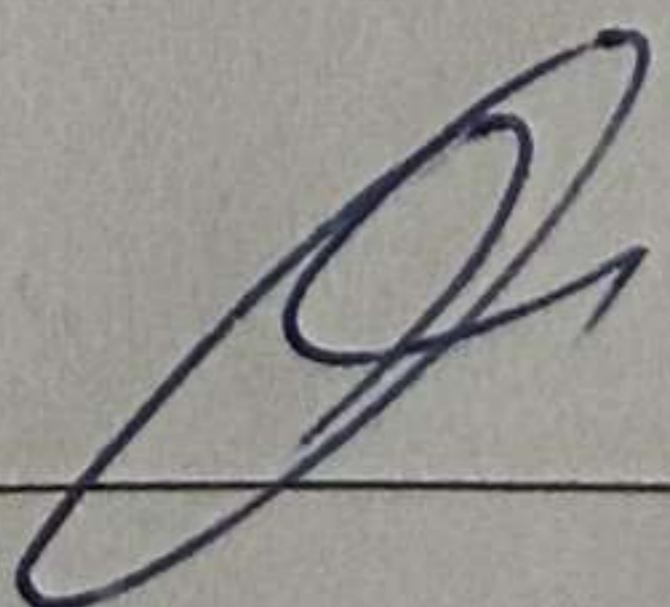
Обсяг запозичень, визначений системами виявлення збігів/ідентичності/схожості:

- за системою Anti-Plagiarism: 3%;

- за системою StrikePlagiarism КП1: 5.7%, КП2: 2.7%.

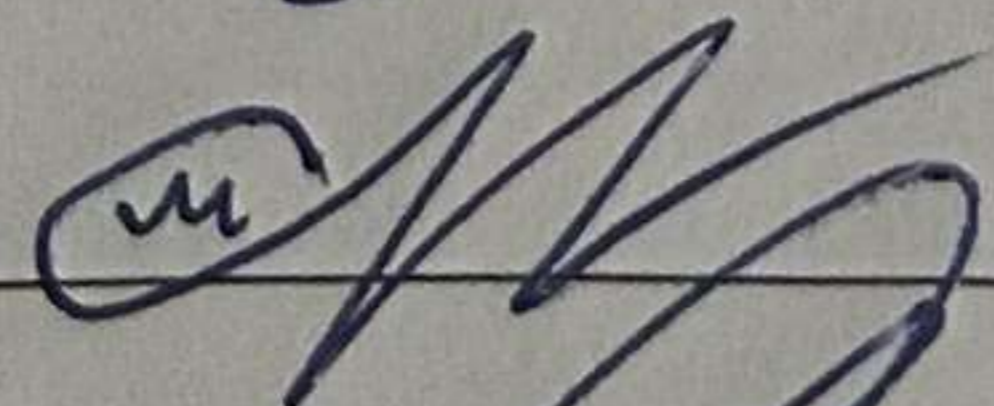
08.06.2025

Завідувач кафедри



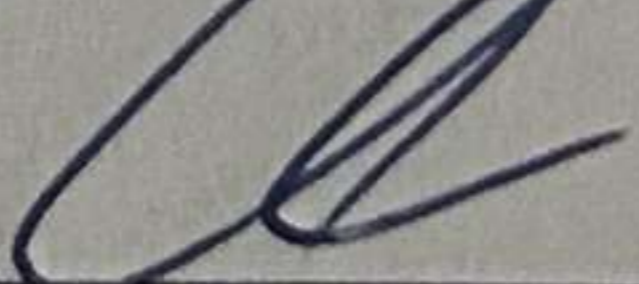
Олександр БАРМАК

Гарант освітньої програми



Олександр МАЗУРЕЦЬ

Керівник кваліфікаційної роботи



Олександр БАРМАК



**ВІДГУК НАУКОВОГО КЕРІВНИКА
на кваліфікаційну роботу бакалавра**

студента гр. КН-21-2 Міщука Владислава Сергійовича

за темою Метод штучного інтелекту для автоматичної побудови можливих рецептів страв за зображеннями продуктів

1. Актуальність теми

Актуальним завданням, що потребує аналізу та досліджується у даній роботі, є розробка методу штучного інтелекту для автоматичної побудови можливих рецептів страв за зображеннями продуктів. Проблема автоматичної побудови рецептів стає особливо актуальною в чинних потребах суспільства у зручних, інноваційних та ефективних інструментах для полегшення щоденного життя. В умовах постійної зайнятості користувачі шукатимуть рішення, що дозволять швидко визначити, які страви можна приготувати за наявними продуктами. Саме тому, дослідження даної теми є важливим у сучасних реаліях, а розробка відповідного методу є актуальною задачею комп'ютерних наук.

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

Згідно зі стандартами, а саме описом предметної області, об'єктами вивчення є математичні, інформаційні, імітаційні моделі реальних явищ, об'єктів, систем і процесів, а також методи і технології отримання, зберігання, обробки, передачі та використання інформації. Метою роботи є допомога людині у виборі можливих рецептів страв, що можна приготувати за існуючим набором продуктів засобами глибокого навчання, що можна досягнути за допомогою розробки методу штучного інтелекту для автоматичної побудови можливих рецептів страв за зображеннями продуктів. Під час вирішення задачі було застосовано методи комп'ютерного зору, машинного навчання, математичного моделювання та обробки зображень, що безпосередньо відповідає вимогам стандарту. Тому результати виконання кваліфікаційної роботи бакалавра відповідають стандарту бакалавра спеціальності 122 – Комп'ютерні науки.

3. Професійні та особистісні якості бакалавра

При роботі над кваліфікаційною роботою бакалавра Міщук Владислав Сергійович проявив себе кваліфікованим фахівцем та дисциплінованим студентом, вчасно виконуючи

поставлені етапи дослідження, включаючи процес написання пояснювальної записки та розробку програмної реалізації, було проявлено достатні для одержання успішного результату компетентності та результати навчання. Студент опанував професійні навички за напрямком «Комп'ютерні науки» та достатній софт скіл .

4. Ступінь самостійності під час виконання кваліфікаційної роботи

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

5. Ступінь оволодіння методами дослідження

При реалізації кваліфікаційної роботи студент показав достатній рівень компетентності у володінні 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 розкрита та обґрунтована, проведено аналіз предметної області, актуальності та подібних підходів досліджень. В межах обраної теми, були поставлені та виконані завдання, в процесі чого було розроблено програмну систему для практичного використання, валідації та верифікації запропонованого методу.

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

Згідно вимог структура роботи та послідовність викладення є логічними та відповідають поставленій меті. Викладення матеріалу послідовне, аргументоване, літературно грамотне.

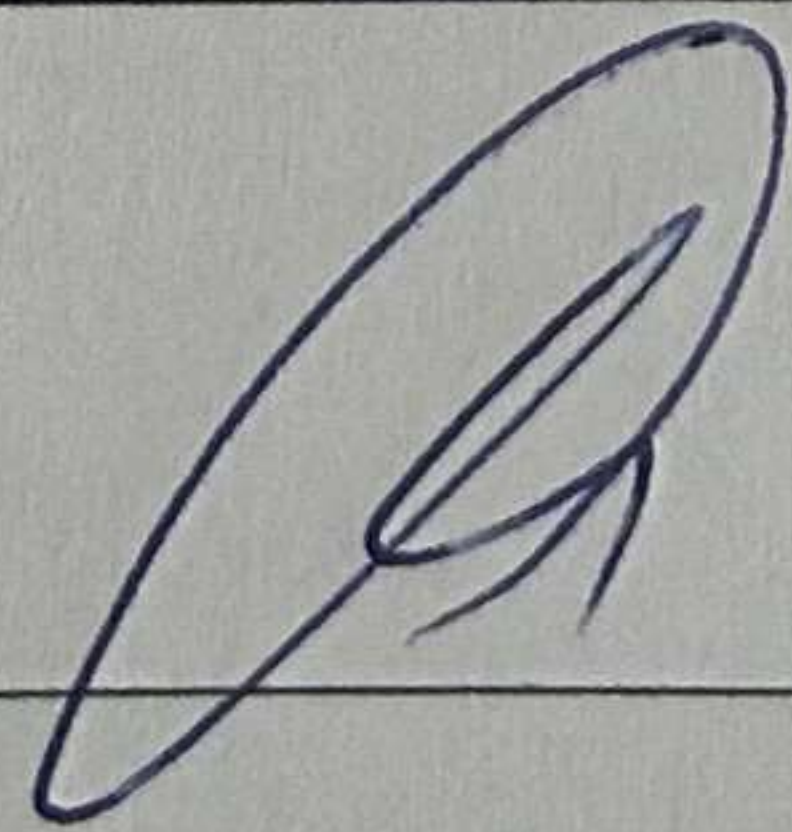
8. Можливість практичного застосування кваліфікаційної роботи бакалавра, окремих її частин

Розроблений у роботі метод та його програмна реалізація може бути використана користувачами для допомоги у виборі можливих рецептів страв, що можна приготувати за існуючим набором продуктів засобами глибокого навчання

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

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

Керівник _____



д.т.н., проф. зав. каф. КН Олександр БАРМАК



РЕЦЕНЗІЯ

на кваліфікаційну роботу бакалавра

студента гр. КН-21-2 Міщука Владислава Сергійовича
за темою: Метод штучного інтелекту для автоматичної побудови можливих рецептів страв за зображеннями продуктів

1. Актуальність обраної теми

Актуальність обраної студентом теми є досить високою. В умовах активності життя, зайнятості та обмеженого часу, користувачі шукатимуть рішення, що дозволяють швидко визначити, які страви можна приготувати з наявних у них продуктів. Використання методів ШІ в даній сфері відкриває можливості для полегшення побутових процесів, що призведе до ефективності використання продуктів, а також персоналізації кулінарного досвіду.

2. Повнота розкриття мети та завдань роботи

Під час виконання кваліфікаційної роботи бакалавра студент Міщук Владислав Сергійович повністю розкрив мету роботи, що полягала в допомозі людині у виборі можливих рецептів страв, що можна приготувати за існуючим набором продуктів засобами глибокого навчання. Провівши аналіз предметної області, спроектувавши інформаційну систему та провівши експериментальне дослідження методу, студент довів, що поставлена ціль мети роботи досягнута, як і поставлені завдання кваліфікаційної роботи бакалавра.

3. Зміст кожного розділу роботи

У першому розділі роботи було в охарактеризовано предметну область, оглянуто різні моделі, методи, підходи та реалізації подібних методів. У другому розділі йшлося про ідею та структуру методу ШІ для автоматичної побудови можливих рецептів страв за зображеннями продуктів, й за допомогою чого даний метод розроблявся. Третій розділ був присвячений практичній реалізації розроблюваного методу. Було здійснено донавчання задіяної моделі yolo, інтегровано спроектований методу у веб-застосунок та проведено валідацію розробленої системи. Усі розділи роботи структуровані згідно вимог та повністю розкривають зміст досліджуваної теми у них.

4. Оцінка розробленого методу та його практична цінність

Розроблений метод ШІ для автоматичної побудови можливих рецептів є практичним та ефективним до використання в області допомоги у виборі можливих рецептів страв, що можна приготувати за існуючим набором продуктів. Такий підхід дозволяє користувачам системи швидко визначати потенційні рецепти страв для приготування, оптимізуюючи використання продуктів та заощаджуючи час на планування

5. Якість оформлення кваліфікаційної роботи бакалавра

Кваліфікаційна робота бакалавра відповідає усім вимогам оформлення, повністю розкриває тему та мету дослідження. Структура та послідовність подачі інформації у роботі є логічними та відповідають поставленій меті.


6. Недоліки кваліфікаційної роботи бакалавра

Недоліків у роботі студента Міщука Владислава Сергійовича не виявлено.

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 «відмінно».

Рецензент



Бадосинюк Л.І.