

Міністерство освіти і науки України
Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет _____ Комп'ютерних наук
(повна назва)

Кафедра _____ Штучного інтелекту
(повна назва)

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА Пояснювальна записка

рівень вищої освіти _____ перший (бакалаврський)

Розробка мобільного застосунку для аналізу якості продуктів
харчування з використанням ШІ
(тема)

Виконав:
здобувач _____ четвертого _____ року навчання,
групи _____ ІТШІ-21-5

_____ Роман Коновалов
(власне ім'я, прізвище)

Спеціальність _____ 122 Комп'ютерні науки
(код і повна назва спеціальності)

Тип програми _____ освітньо-професійна
Освітня програма _____ Штучний інтелект
(повна назва освітньої програми)

Керівник _____ ст. викл. Тетяна Мірошніченко
(посада, власне ім'я, прізвище)

Допускається до захисту

Завідувач кафедри ШІ _____
(підпис)

_____ Олег ЗОЛОТУХІН
(власне ім'я, прізвище)

2025 р.

Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет _____ Комп'ютерних наук _____

Кафедра _____ Штучного інтелекту _____

Рівень вищої освіти _____ перший (бакалаврський) _____

Спеціальність _____ 122 Комп'ютерні науки _____
(код і повна назва)

Тип програми _____ освітньо-професійна _____

Освітня програма _____ Штучний інтелект _____
(повна назва)

ЗАТВЕРДЖУЮ:

Зав. кафедри _____

(підпис)

«_____» _____ 20__ р.

ЗАВДАННЯ
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ

здобувачеві _____ Коновалову Роману Геннадійовичу _____
(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи _____ Розробка мобільного застосунку для аналізу якості продуктів харчування з використанням ШІ _____

затверджена наказом університету від 19 травня 2025 р. № 378Ст

2. Термін подання студентом роботи до екзаменаційної комісії 19 червня 2025 р.

3. Вихідні дані до роботи _____ Науково-технічні публікації з обробки зображень, OCR, NLP та машинного навчання, дані з інтернет-джерел про стандарти маркування харчових продуктів і безпеку добавок, документація з розробки мобільних додатків _____

4. Перелік питань, що потрібно опрацювати в роботі _____

1) Аналіз предметної галузі _____

2) Аналіз підходів та технологій _____

3) Програмна реалізація та тестування _____

РЕФЕРАТ

Пояснювальна записка: 69 с., 14 рис., 1 дод., 18 джерел.

ЕТИКЕТКА, МОБІЛЬНИЙ ЗАСТОСУНОК, ПРОДУКТИ ХАРЧУВАННЯ, AI, JS, ML, NLP, OCR, REACT, TENSORFLOW, TYPESCRIPT.

Об'єкт дослідження – склад харчових продуктів та його аналіз через дані етикетки, з акцентом на ідентифікацію шкідливих добавок та їх вплив на здоров'я.

Предмет дослідження – мобільний додаток, що використовує штучний інтелект для аналізу харчових етикеток та надання споживачам інформації про якість продуктів харчування.

Мета роботи – дослідити розробку мобільного додатку для аналізу якості харчових продуктів з використанням штучного інтелекту, що потребує дослідження методів обробки даних з етикеток харчових продуктів та виявлення шкідливих добавок для підтримки усвідомленого вибору споживача.

Методи дослідження – аналіз предметної галузі, огляд наукової літератури з аналізу складу харчових продуктів та вивчення відкритих досліджень щодо застосування штучного інтелекту в оцінці якості харчових продуктів.

ABSTRACT

Bachelor's thesis contains: 69 pp., 14 fig., 1 ann., 18 references.

AI, FOOD PRODUCTS, JS, LABEL, ML, MOBILE APPLICATION, NLP, OCR, REACT, TENSORFLOW, TYPESCRIPT.

Object of study – the composition of food products and its analysis through label data, with an emphasis on identifying harmful additives and their impact on health.

Subject of study – a mobile application that uses artificial intelligence to analyze food labels and provide consumers with information about the quality of food products.

Purpose of the work – to investigate the development of a mobile application for analyzing the quality of food products using artificial intelligence, which requires studying methods for processing label data and detecting harmful additives to support informed consumer choices.

Research methods – analysis of the subject area, review of scientific literature on the analysis of food product composition, and study of open research on the application of artificial intelligence in assessing the quality of food products.

ЗМІСТ

Перелік умовних позначень, символів, одиниць, скорочень і термінів	8
Вступ.....	9
1 Аналіз предметної галузі	11
1.1 Аналіз якості харчових продуктів	12
1.1.1 Важливість розуміння складу продуктів харчування	12
1.1.2 Огляд харчових добавок.....	14
1.2 Сучасні виклики в аналізі харчових продуктів.....	15
1.2.1 Складність та різноманітність харчових етикеток	16
1.2.2 Обмеження ручного аналізу	16
1.3 Регуляторні та споживчі перспективи	17
1.3.1 Глобальні правила маркування харчових продуктів.....	17
1.3.2 Проблеми з дотриманням нормативних вимог	18
1.4 Роль технологій в аналізі харчових продуктів.....	19
1.4.1 Мобільні додатки у сфері охорони здоров'я та харчування	20
1.4.2 Потенціал штучного інтелекту для покращення аналізу харчових продуктів	21
1.5 Актуальність проблеми	23
1.5.1 Вплив на здоров'я населення	24
1.5.2 Суспільний запит на прозорість харчових продуктів	25
1.5.3 Технологічні прогалини в існуючих рішеннях.....	26
1.6 Мета і задачі дослідження.....	27
2 Аналіз підходів та технологій.....	29
2.1 ШІ-технології для аналізу продуктів харчування.....	29
2.1.1 Оптичне розпізнавання символів для вилучення тексту	29
2.1.2 Обробка природної мови та машинне навчання для аналізу	31
2.2 Архітектура мобільного застосунку.....	34
2.2.1 Обробка на пристрої	34
2.2.2 Обробка на сервері.....	36

2.2.3 Переваги клієнт-серверної архітектури.....	37
2.3 Backend та штучний інтелект.....	40
2.3.1 Порівняння готових сервісів ШІ та кастомних моделей ШІ.....	40
2.3.2 Навчання моделей ML.....	43
2.4 Підходи до розробки мобільного фронтенду.....	44
2.4.1 Нативна розробка.....	45
2.4.2 Кросплатформна розробка з React Native.....	47
2.4.3 Прогресивні веб-програми.....	49
2.4.4 Порівняльний аналіз та вибір підходу.....	50
3 Програмна реалізація та тестування.....	52
3.1 Мови програмування.....	52
3.2 Бекенд технології.....	52
3.2.1 Фреймворк Fastify.....	53
3.2.2 Бібліотека Tesseract.js.....	54
3.2.3 Бібліотека TensorFlow.js.....	54
3.2.4 API OpenAI.....	55
3.3 Фронтенд технології.....	55
3.4 Впровадження програмної реалізації.....	57
3.5 Тестування застосунку.....	61
Висновки.....	66
Перелік джерел посилання.....	67
Додаток А Відомість кваліфікаційної роботи.....	69

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, СИМВОЛІВ, ОДИНИЦЬ, СКОРОЧЕНЬ І ТЕРМІНІВ

ШІ – штучний інтелект;

AI – Artificial Intelligence – штучний інтелект;

API – Application Programming Interface – прикладний програмний інтерфейс;

CNN – Convolutional Neural Network – згорткові нейронні мережі;

CPU – Central Processing Unit – центральний процесор;

GPU – Graphics Processing Unit – графічний процесор;

ML – Machine Learning – машинне навчання;

NER – Named Entity Recognition – розпізнавання іменованих об'єктів;

NLP – Natural Language Processing – обробка природної мови;

NPU – Neural Processing Unit – нейронний процесор;

OCR – Optical Character Recognition – оптичне розпізнавання символів;

UI – User Interface – користувацький інтерфейс.

ВСТУП

Стрімке зростання світової харчової промисловості створило значні проблеми у забезпеченні якості та безпечності харчових продуктів, особливо в контексті перероблених продуктів, які домінують у сучасному раціоні харчування. Споживачі стикаються зі зростаючими труднощами в розумінні складу харчових продуктів через складні та різноманітні практики маркування, які часто приховують важливу інформацію про добавки та їх вплив на здоров'я. Сучасний стан аналізу якості харчових продуктів значною мірою покладається на ручну інтерпретацію або обмежені цифрові інструменти, і обидва ці методи не можуть забезпечити точне розуміння безпечності харчових продуктів у реальному часі. Ця прогалина особливо помітна при виявленні шкідливих добавок, таких як штучні консерванти або барвники, які пов'язані з проблемами зі здоров'ям, починаючи від алергії і закінчуючи хронічними захворюваннями. Досягнення в галузі штучного інтелекту, включаючи комп'ютерний зір, обробку природної мови та машинне навчання (ML), пропонують багатообіцяючі рішення цих проблем, проте їхній повний потенціал залишається недостатньо вивченим в додатках, орієнтованих на споживача.

Актуальність цієї роботи зумовлена нагальною потребою надати споживачам доступні інструменти для усвідомленого вибору раціону харчування, враховуючи як проблеми громадського здоров'я, так і суспільні вимоги до прозорості. Зростання кількості захворювань, пов'язаних з харчуванням, у поєднанні зі зростаючою обізнаністю споживачів щодо безпечності харчових продуктів, підкреслює нагальність розробки інноваційних методів аналізу. Ця робота мотивована можливістю використання технологій штучного інтелекту для спрощення аналізу етикеток на харчових продуктах, тим самим підвищуючи незалежність споживачів і підтримуючи превентивні стратегії охорони здоров'я. Робота ґрунтується на визнанні того, що сучасні рішення, такі як програми для

сканування штрих-кодів, часто не можуть впоратися зі складністю форматів етикеток або забезпечити всебічний аналіз добавок, створюючи технологічну прогалину.

Аналіз якості продуктів харчування за допомогою мобільних застосунків зі штучним інтелектом відкриває нові можливості для персоналізованого підходу до харчування. Технологія здатна оперативно оцінювати склад продуктів, виявляючи потенційно шкідливі або небажані компоненти. Такий підхід особливо корисний для людей з дієтичними обмеженнями, фахівців у сфері дієтології, а також регуляторних органів, що контролюють прозорість маркування. У фокусі – інтуїтивно зрозумілий користувацький досвід, який поєднує технологічну точність з практичними потребами у сфері здорового харчування, сприяючи формуванню прозорості та відповідальної харчової індустрії.

1 АНАЛІЗ ПРЕДМЕТНОЇ ГАЛУЗІ

Вивчення якості харчових продуктів стало важливою сферою досліджень через підвищену обізнаність споживачів та складну природу сучасних харчових систем [1].

У цьому розділі розглядаються перешкоди та перспективи, пов'язані з оцінкою складу харчових продуктів, з особливим акцентом на виявленні шкідливих добавок, що є основною метою пропонованого мобільного додатку.

Використовуючи штучний інтелект, додаток прагне спростити аналіз етикеток харчових продуктів, надаючи користувачам зрозумілу інформацію щодо безпеки та поживної цінності продуктів. Поширення перероблених продуктів харчування, а також великі та складні списки інгредієнтів ускладнюють прийняття споживачами обґрунтованих дієтичних рішень без допомоги спеціалізованих інструментів.

Прогрес у сфері мобільних технологій та штучного інтелекту надає цінну можливість вирішити ці проблеми. Запропонований додаток використовуватиме клієнт-серверну архітектуру, в якій мобільний пристрій фотографує етикетки харчових продуктів, а серверна система аналізує ці зображення за допомогою штучного інтелекту для розпізнавання та оцінки добавок [2].

На попит на ці інструменти впливають медичні та соціальні фактори. Споживачі поступово прагнуть прозорості у виборі продуктів харчування, мотивуючи це занепокоєнням щодо проблем зі здоров'ям, пов'язаних з дієтою та етичними міркуваннями. У зв'язку з цим зростає потреба у цифрових рішеннях, які автоматизують процес аналізу складників та забезпечують споживачам легкий доступ до достовірної інформації.

Регуляторні органи також наголошують на важливості точного маркування для захисту здоров'я населення, однак ручна перевірка етикеток на харчових продуктах залишається трудомісткою і схильною до помилок.

1.1 Аналіз якості харчових продуктів

Аналіз якості харчових продуктів має важливе значення для забезпечення того, щоб вони були безпечними, поживними та привабливими для споживачів. Цей комплексний процес оцінює різні фактори, включаючи безпеку від забруднювачів, поживну цінність, сенсорні характеристики, такі як смак і текстура, а також автентичність для боротьби з шахрайством.

У міру того, як ланцюги постачання продуктів харчування стають все більш глобалізованими, а перероблені харчові продукти все більш поширеними, оцінка якості продуктів харчування стає все більш складною, що вимагає вдосконалених інструментів для надання точної і доступної інформації [3].

Зростаюча складність виробництва продуктів харчування посилила допитливість споживачів щодо їхнього дієтичного вибору. Сучасні раціони харчування часто складаються з високотехнологічних продуктів з великим переліком інгредієнтів, що ускладнює здатність людей оцінити їхню якість без спеціальних знань. Це явище підкреслює потребу в інноваційних підходах, які спрощують аналіз якості харчових продуктів, надаючи споживачам можливість приймати поінформовані рішення щодо свого харчування.

1.1.1 Важливість розуміння складу продуктів харчування

Розуміння складу харчових продуктів має вирішальне значення для зміцнення здоров'я та розширення можливостей споживачів. Численні хронічні проблеми зі здоров'ям, включаючи ожиріння, діабет і серцево-судинні захворювання, значною мірою пов'язані з харчовими звичками. Наприклад, у США за статистикою неправильне харчування є статистично найбільш частою причиною смертей (рисунок 1.1) [4].

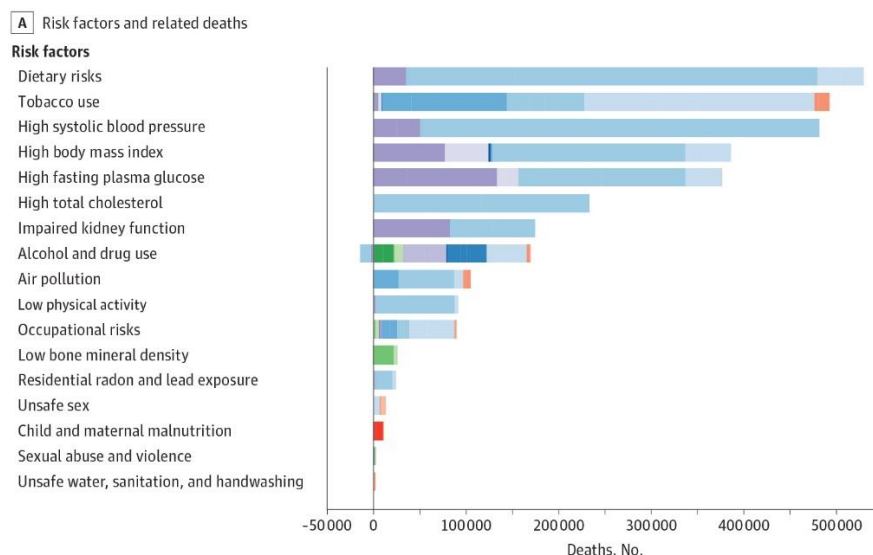


Рисунок 1.1 – Статистика факторів ризику і пов'язаних з ними смертей

Розуміючи склад компонентів і поживних речовин, присутніх у продуктах харчування, люди можуть робити усвідомлений вибір, який відповідає їхнім цілям у сфері охорони здоров'я, тим самим потенційно знижуючи ризик виникнення цих недуг. Крім того, обізнаність про склад продуктів харчування важлива для людей з алергією або непереносимістю, оскільки допомагає їм уникати інгредієнтів, які можуть спровокувати негативні реакції.

На додаток до міркувань здоров'я, розуміння складу харчових продуктів підвищує незалежність споживачів та їхню прихильність до правил. Споживачам важливо мати доступ до чіткої інформації про склад продуктів харчування, що дозволяє їм приймати рішення відповідно до їхніх етичних, культурних та особистих переконань.

Для фахівців, таких як дієтологи, точні дані про склад продуктів є життєво важливими для створення добре збалансованих планів харчування. Так само регуляторні органи покладаються на цю інформацію, щоб підтримувати стандарти безпеки, гарантуючи, що харчові продукти відповідають законодавчим вимогам і захищають здоров'я населення.

1.1.2 Огляд харчових добавок

Харчові добавки – це речовини, що додаються до продуктів для покращення їхньої якості, зовнішнього вигляду або довговічності. Ці речовини, які можуть бути отримані з природних джерел або синтезовані штучно, виконують кілька функцій, включаючи збереження свіжості, покращення кольору, посилення аромату та забезпечення стабільності текстури. Основні категорії включають консерванти, які запобігають псуванню, барвники, які підвищують візуальну привабливість, підсилювачі смаку, які посилюють смак, емульгатори, які сприяють стабільності інгредієнтів, і стабілізатори, які забезпечують однорідність. Добавки відіграють вирішальну роль у сучасному виробництві продуктів харчування, дозволяючи виробникам задовольнити потреби споживачів у зручності та високій якості. Так, за статистикою 2019 року у Франції лише 46.2% продуктів не мали добавок (рисунок 1.2) [5].

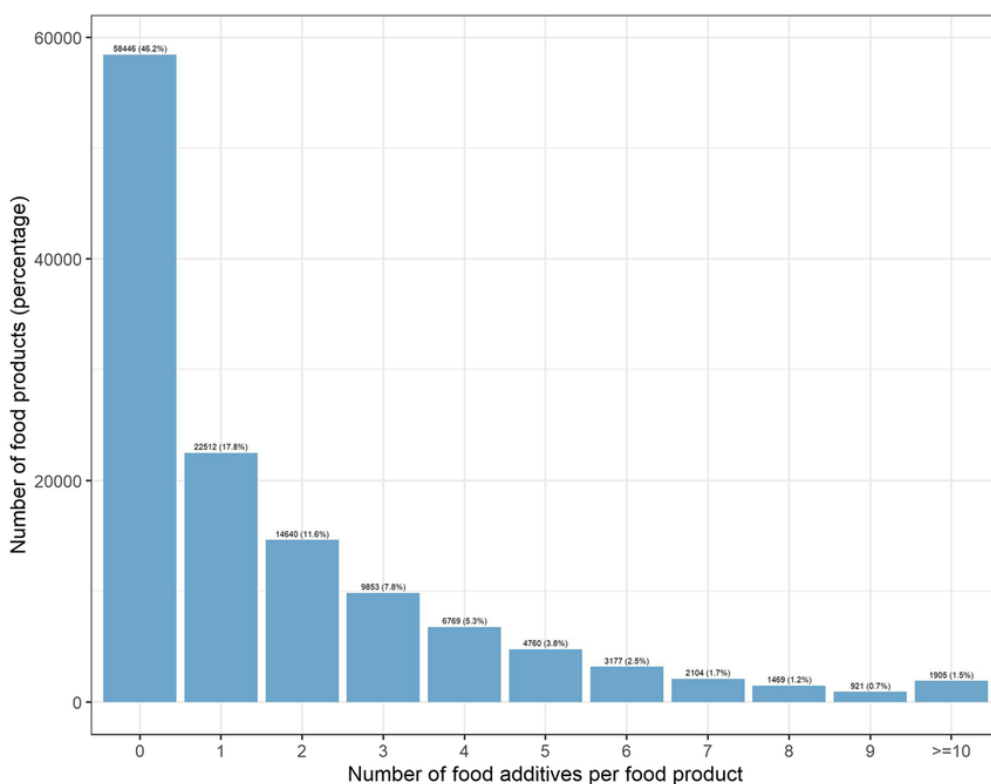


Рисунок 1.2 – Статистика добавок у продуктах у Франції у 2019 році

Хоча регуляторні органи вважають багато добавок безпечними, деякі з них становлять ризик для здоров'я, якщо їх вживати в надмірних кількостях. Наприклад, деякі штучні барвники пов'язані з поведінковими проблемами у дітей, а деякі консерванти можуть викликати алергічні реакції у людей з підвищеною чутливістю. Споживачам важливо розуміти функції та можливий вплив добавок, щоб ефективно інтерпретувати етикетки харчових продуктів і приймати обґрунтовані рішення, які сприятимуть їхньому здоров'ю.

1.2 Сучасні виклики в аналізі харчових продуктів

Оцінка якості та безпечності харчових продуктів становить значні виклики в сучасній складній харчовій промисловості. Споживачі все частіше шукають детальну інформацію про склад харчових продуктів, зокрема, про наявність шкідливих добавок, але отримати доступ до цієї інформації та інтерпретувати її часто буває складно.

Харчові етикетки, які слугують основним джерелом даних про інгредієнти, дуже різняться за форматом і чіткістю, що ускладнює оцінку безпечності продуктів. Крім того, ручний аналіз цих етикеток вимагає часу та досвіду, а існуючі цифрові інструменти часто не забезпечують комплексних і зручних для користувача рішень. Ці перешкоди підкреслюють потребу в інноваційних технологіях, таких як запропонований мобільний додаток на основі штучного інтелекту, для спрощення та покращення аналізу якості харчових продуктів.

Проблеми ускладнюються глобальним характером ланцюгів постачання харчових продуктів, де різні регуляторні стандарти та практики маркування створюють невідповідності. Для пересічного споживача орієнтуватися в цьому ландшафті без спеціалізованих інструментів дуже складно, що часто призводить до необґрунтованого вибору харчових продуктів.

1.2.1 Складність та різноманітність харчових етикеток

Етикетки на харчових продуктах покликані інформувати споживачів про інгредієнти, поживну цінність та добавки, але їх складність і варіативність часто перешкоджають ефективному розумінню. Етикетки суттєво відрізняються залежно від бренду, регіону та регуляторної бази, а деякі з них використовують технічні терміни або дрібний шрифт, який важко прочитати. Наприклад, в одній країні добавка може бути вказана за хімічною назвою, а в іншій – за більш простим терміном, що створює плутанину для споживачів, які не знайомі з такими розбіжностями [6]. Така варіативність ускладнює швидку ідентифікацію потенційно шкідливих речовин, таких як штучні консерванти або барвники, без ґрунтовних досліджень.

Відсутність стандартизації загострює проблему, оскільки виробники можуть надавати перевагу маркетингу, а не ясності, ховаючи важливу інформацію в щільному тексті або використовуючи неоднозначні фрази на кшталт «натуральні ароматизатори». Для людей з дієтичними обмеженнями або проблемами зі здоров'ям розшифровка таких етикеток стає трудомістким завданням, яке часто вимагає перехресних посилань на зовнішні джерела.

1.2.2 Обмеження ручного аналізу

Ручний аналіз етикеток харчових продуктів, хоч і є поширеним, але за своєю суттю обмежений, оскільки покладається на людські зусилля та знання. Більшості споживачів бракує знань, щоб інтерпретувати складні списки інгредієнтів або розпізнати вплив на здоров'я конкретних добавок, таких як бензоат натрію або тартазин. Навіть ті, хто має певні знання про харчування, можуть не встигати за широким спектром добавок та їхнім різним профілем безпеки. Цей процес не тільки трудомісткий, але й

схильний до помилок, оскільки люди можуть випускати з уваги важливі деталі або неправильно тлумачити технічні терміни.

Крім того, ручний аналіз непрактичний для частого використання, наприклад, під час рутинних покупок продуктів, коли необхідно швидко приймати рішення. Когнітивне навантаження, пов'язане з оцінкою декількох продуктів за короткий час, може призвести до втоми і недогляду, що знижує ефективність прийняття обґрунтованих рішень. Ці обмеження підкреслюють потребу в автоматизованому рішенні, яке може швидко і точно аналізувати етикетки харчових продуктів, надаючи користувачам чіткі результати, не вимагаючи спеціальних знань.

1.3 Регуляторні та споживчі перспективи

На сферу оцінки якості харчових продуктів впливає багатогранна взаємодія між регуляторними стандартами та вимогами споживачів, які впливають на представлення та доступність даних про склад харчових продуктів. Регуляторні органи в усьому світі встановлюють правила маркування харчових продуктів, щоб гарантувати безпеку та прозорість, тоді як споживачі все частіше шукають чітку та достовірну інформацію для прийняття поінформованих рішень щодо раціону харчування. Ця подвійність створює динамічний ландшафт, де технологічні досягнення, такі як аналіз на основі штучного інтелекту, повинні узгоджувати юридичні зобов'язання з очікуваннями суспільства. Розуміння цих елементів має важливе значення для створення ефективних інструментів, які відповідають як регуляторним стандартам, так і довірі споживачів.

1.3.1 Глобальні правила маркування харчових продуктів

Правила маркування харчових продуктів суттєво відрізняються в різних країнах та регіонах, що відображає різні пріоритети у сфері безпеки

харчових продуктів, захисту прав споживачів та охорони здоров'я. Наприклад, в Європейському Союзі законодавство вимагає повного переліку інгредієнтів і використання E-номерів для позначення добавок, що забезпечує ясність для споживачів. І навпаки, у Сполучених Штатах Америки на етикетках повинні бути представлені добавки, використовуючи їхні загальні або хімічні назви, часто з меншим акцентом на стандартизовані коди. В інших регіонах, таких як Азія та Латинська Америка, діють власні критерії, які можуть надавати перевагу інформації про поживну цінність над розкриттям інформації про добавки або допускати менш суворе форматування. Ці розбіжності призводять до фрагментації середовища, що перешкоджає послідовній оцінці складу харчових продуктів на глобальному рівні [7].

На розвиток цих правил впливають наукові розробки та проблеми громадського здоров'я. Наприклад, нові дослідження щодо впливу на здоров'я певних добавок, у тому числі штучних барвників, призвели до більш суворого регулювання в певних сферах, тоді як інші не встигають за ними. Глобальні організації, такі як Комісія з Кодексу Аліментаріус, прагнуть стандартизувати правила, але їх впровадження є непослідовним. Така варіативність нормативних актів підкреслює необхідність гнучких технологій, здатних інтерпретувати етикетки в різних форматах і регіонах, тим самим гарантуючи споживачам отримання точної та доречної інформації про харчові добавки та їхню безпеку.

1.3.2 Проблеми з дотриманням нормативних вимог

Забезпечення дотримання правил маркування харчових продуктів створює значні труднощі для виробників, регуляторних органів та технологічних інноваторів. Значна проблема пов'язана з відсутністю узгодженості у світових стандартах, що змушує компанії модифікувати етикетки відповідно до специфічних вимог кожного ринку, що часто

призводить до розбіжностей у форматах і термінології. Відсутність уніфікації перешкоджає створенню універсальних аналітичних інструментів, оскільки системи повинні враховувати варіації в назвах і розкритті інформації про добавки. Крім того, дотримання цих норм часто вимагає всебічного документування та тестування, що збільшує витрати і ускладнює процеси для виробників харчових продуктів. Ще однією перешкодою є необхідність йти в ногу з мінливими нормами. Коли з'являються нові наукові дані про безпеку добавок, регуляторні органи можуть переглядати свої настанови, що вимагає швидких змін у практиці маркування. Наприклад, нещодавні дискусії щодо безпечності певних консервантів призвели до заборони або обмеження їх використання в одних регіонах, тоді як в інших їх використання продовжують схвалювати. Такий мінливий регуляторний ландшафт вимагає адаптивних технологій, здатних інтегрувати оновлені стандарти без шкоди для функціональності.

Недовіра споживачів ще більше ускладнює зусилля з дотримання вимог. Навіть якщо етикетки відповідають нормативним вимогам, технічні або двозначні терміни можуть підірвати довіру, оскільки споживачі можуть відчувати брак прозорості. Таке сприйняття зумовлює потребу в інструментах, які не лише забезпечують дотримання вимог, а й підвищують ясність, подаючи інформацію у спосіб, що відповідає як правовим стандартам, так і очікуванням споживачів. Вирішення цих проблем має важливе значення для вдосконалення аналізу якості харчових продуктів та підтримки поінформованого вибору раціону харчування.

1.4 Роль технологій в аналізі харчових продуктів

Технологічний прогрес змінив ландшафт аналізу якості харчових продуктів, пропонуючи інноваційні рішення для подолання проблем, пов'язаних зі складним маркуванням харчових продуктів та ручними методами оцінки. Мобільні додатки та штучний інтелект виділяються як

ключові інструменти, що дозволяють споживачам отримувати доступ до точної інформації про склад харчових продуктів у режимі реального часу з безпрецедентною легкістю. Ці технології відповідають зростаючому попиту на прозорість у харчовій промисловості, де споживачі прагнуть зрозуміти безпечність та поживну цінність продуктів перед тим, як зробити вибір раціону харчування.

Інтеграція технологій в аналіз харчових продуктів не лише розширює можливості споживачів, але й відповідає ширшим тенденціям в управлінні здоров'ям та харчуванням. Мобільні пристрої з їх широкою доступністю та розширеними можливостями слугують ідеальною платформою для надання таких інструментів, а штучний інтелект забезпечує обчислювальну потужність для ефективної обробки складних даних [8].

1.4.1 Мобільні додатки у сфері охорони здоров'я та харчування

Мобільні додатки стали невід'ємною частиною управління здоров'ям і харчуванням, надаючи користувачам доступні інструменти для моніторингу харчових звичок та усвідомленого вибору продуктів харчування. Смартфони, оснащені камерами з високою роздільною здатністю та підключенням до Інтернету, дозволяють додаткам пропонувати такі функції, як сканування штрих-кодів, відстеження харчування та персоналізовані дієтичні рекомендації. Ці інструменти задовольняють різноманітні потреби – від лікування хронічних захворювань, таких як діабет, до підтримки вибору способу життя, наприклад, вегетаріанства чи безглютенової дієти. Надаючи інформацію в режимі реального часу, мобільні додатки дозволяють користувачам контролювати своє здоров'я, долаючи розрив між складною інформацією про харчування та практичним прийняттям рішень під час купівлі продуктів або планування харчування.

Ефективність мобільних додатків полягає в їхній здатності інтегрувати зручні інтерфейси з надійними внутрішніми системами. Наприклад, додатки можуть підключатися до хмарних серверів для доступу до великих баз даних харчових продуктів, гарантуючи, що користувачі отримують точну та актуальну інформацію. Деякі додатки також включають гейміфікацію або соціальні функції, такі як відстеження прогресу або форуми спільнот, щоб підвищити залученість користувачів і заохотити їх до постійного використання. Однак багато існуючих додатків про харчування зосереджені переважно на макроелементах або підрахунку калорій, часто не враховуючи детальний аналіз харчових добавок, таких як консерванти або штучні барвники, які можуть мати значні наслідки для здоров'я.

Ця прогалина у функціональності підкреслює потребу в спеціалізованому інструменті, подібному до запропонованого додатку, який надає пріоритет виявленню шкідливих добавок шляхом сканування етикеток. Використовуючи доступність та обчислювальну потужність мобільних пристроїв, додаток має на меті забезпечити безперебійну роботу, дозволяючи користувачам швидко сканувати етикетки харчових продуктів та отримувати чіткі, дієві висновки. Такий підхід не лише підвищує роль мобільних технологій у сфері охорони здоров'я та харчування, але й задовольняє зростаючий попит споживачів на прозорість складу харчових продуктів, що робить його цінним доповненням до екосистеми мобільних рішень, орієнтованих на здоров'я.

1.4.2 Потенціал штучного інтелекту для покращення аналізу харчових продуктів

Штучний інтелект пропонує трансформаційний потенціал для аналізу якості харчових продуктів, автоматизуючи інтерпретацію складних харчових етикеток і надаючи точні, зручні для користувача результати. Комп'ютерний зір, ключова технологія ШІ, дозволяє запропонованій програмі

отримувати текст із зображень харчових етикеток, навіть якщо вони погано освітлені або захащені (рисунок 1.3).

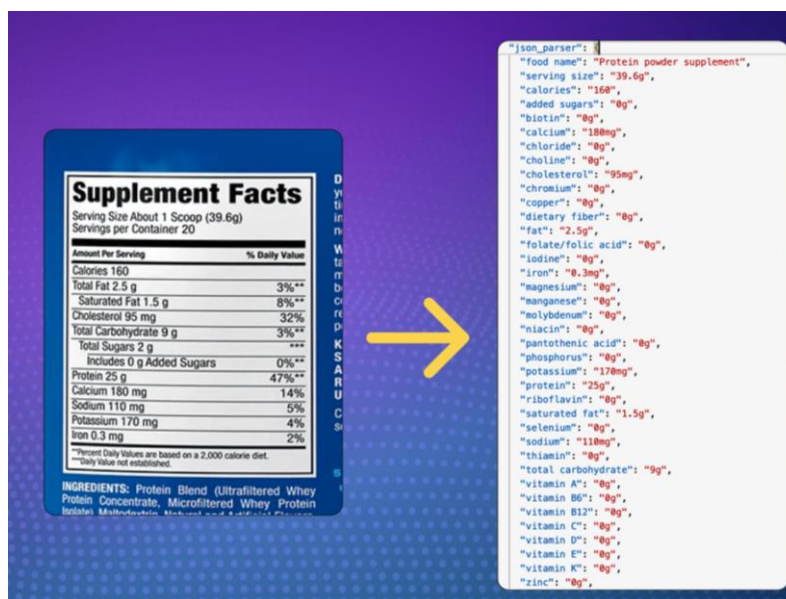


Рисунок 1.3 – Приклад використання комп'ютерного зору для отримання тексту із харчових етикеток

Обробка природної мови (NLP), інтегрована через такі платформи, як OpenAI, додатково аналізує отриманий текст, щоб ідентифікувати добавки та оцінити їхню безпеку на основі наукових даних і нормативних рекомендацій. Ця комбінація дозволяє додатку за лічені секунди надавати споживачам чіткі висновки про склад продукту, наприклад, виділяти потенційно шкідливі консерванти або барвники [9].

Адаптивність штучного інтелекту виходить за межі миттєвого аналізу, оскільки машинне навчання дозволяє постійно вдосконалювати систему. Коли користувачі сканують більше етикеток, програма може вдосконалювати свої алгоритми, щоб підвищити точність розпізнавання тексту, поліпшити категоризацію добавок і врахувати нові дослідження про їхній вплив на здоров'я. Наприклад, моделі машинного навчання можуть навчитися визначати пріоритетність добавок, пов'язаних з алергією або

хронічними захворюваннями, адаптуючи результати до індивідуальних потреб користувача. Ця динамічна здатність гарантує, що додаток залишається актуальним в умовах еволюції харчової промисловості, наприклад, впровадження нових добавок або змін у правилах маркування. Крім того, здатність ШІ ефективно обробляти великі масиви даних робить його ідеальним інструментом для масштабування аналізу харчових продуктів до глобального рівня.

1.5 Актуальність проблеми

Питання оцінки якості харчових продуктів, особливо виявлення шкідливих добавок, є серйозною проблемою, що має значні наслідки для здоров'я населення, суспільної довіри та технологічного прогресу. Оскільки споживачі орієнтуються у все більш заплутаній харчовій промисловості, попит на чітку та надійну інформацію про склад продуктів харчування стає все більш життєво важливим.

Широка доступність перероблених продуктів харчування, а також непослідовна практика маркування підкреслюють нагальну потребу в розробці інструментів, які б впорядкували цей процес. Це завдання має вирішальне значення не лише для здоров'я людей, але й для підвищення прозорості та підзвітності в ланцюгу постачання харчових продуктів, що відповідає ширшим суспільним очікуванням щодо прийняття обґрунтованих рішень.

Важливість цього питання ще більше зростає через недоліки існуючих рішень, які часто не відповідають потребам споживачів і не дозволяють ефективно використовувати передові технології. Впровадження штучного інтелекту дає багатообіцяючу можливість заповнити ці прогалини, однак відсутність комплексних, зручних для користувача інструментів виявляє значний технологічний недолік.

1.5.1 Вплив на здоров'я населення

Здатність ефективно оцінювати склад харчових продуктів має безпосередній вплив на здоров'я населення, оскільки вибір раціону харчування нерозривно пов'язаний з різними хронічними та гострими проблемами зі здоров'ям. Широке використання харчових добавок, включаючи штучні консерванти, барвники та підсолоджувачі, викликає занепокоєння з приводу таких проблем зі здоров'ям, як алергія, гіперактивність у дітей, а також довгострокові ризики, такі як ожиріння та серцево-судинні захворювання. Ці небезпеки є особливо значущими для населення з високим рівнем споживання перероблених продуктів харчування, де добавки часто використовуються для збільшення терміну зберігання або привабливості. Надання споживачам ресурсів для розпізнавання та уникнення шкідливих добавок може значно зменшити ці ризики для здоров'я, сприяючи покращенню дієтичних практик та загального стану здоров'я.

Наслідки для громадського здоров'я виходять за межі окремих споживачів, впливаючи на системи охорони здоров'я та політичні рамки. Захворювання, пов'язані з харчуванням, створюють значне навантаження на медичні ресурси, збільшуючи витрати і обтяжуючи системи громадського здоров'я.

Надаючи споживачам можливість робити поінформований вибір у харчуванні, сучасні інструменти аналізу харчових продуктів можуть відігравати життєво важливу роль у профілактичних ініціативах у сфері охорони здоров'я, тим самим зменшуючи поширеність хвороб, пов'язаних з харчуванням.

Крім того, нерівність у доступі до інформації про харчування погіршує нерівність у сфері охорони здоров'я підкреслює необхідність розробки доступних методів аналізу як вирішального заходу для досягнення справедливих результатів у сфері охорони здоров'я.

1.5.2 Суспільний запит на прозорість харчових продуктів

Зростаючі очікування щодо прозорості в харчовому секторі означають ширший перехід до поінформованої споживчої поведінки та відповідальності. Споживачі дедалі більше усвідомлюють зв'язок між харчуванням, здоров'ям і сталим розвитком, що посилює потребу в чіткій і достовірній інформації про вміст продуктів харчування, які вони споживають. Ці очікування зумовлені занепокоєнням щодо шкідливих добавок, етичних методів виробництва та наслідків для довкілля, що змушує багатьох віддавати перевагу продуктам, які не містять синтетичних хімікатів або мають сумнівні дані про безпеку. Проте складний і суперечливий характер маркування харчових продуктів часто стає на заваді цим прагненням, що призводить до розчарування і зниження довіри до виробників продуктів харчування.

Поява цифрових платформ і соціальних мереж посилила попит споживачів на інформацію про харчові добавки, що призвело до активізації пропаганди чистіших і безпечніших харчових альтернатив. Рухи на підтримку «чистого харчування» та органічних продуктів набрали обертів, що свідчить про культурний перехід до цінності здоров'я та прозорості. Однак складність списків інгредієнтів і відсутність єдиних стандартів маркування в усьому світі заважають споживачам повністю прийняти ці цінності, що підкреслює суспільну потребу в ресурсах, які можуть заповнити цю інформаційну прогалину.

Задоволення цього попиту є не лише питанням розширення прав і можливостей споживачів, а й рушійною силою реформування галузі. Прозорі харчові системи сприяють більшій підзвітності, заохочуючи виробників надавати пріоритет безпечнішим інгредієнтам і чіткішому маркуванню. Узгоджуючись з цими суспільними очікуваннями, дослідження передових методів аналізу харчових продуктів можуть сприяти

створенню більш надійної та гнучкої харчової промисловості, що принесе користь як споживачам, так і виробникам.

1.5.3 Технологічні прогалини в існуючих рішеннях

Незважаючи на прогрес, досягнутий у розробці мобільних додатків і технологій штучного інтелекту, про які йшлося вище, залишаються значні технологічні недоліки в ресурсах, доступних для оцінки якості харчових продуктів. Численні сучасні рішення, включаючи додатки для сканування штрих-кодів та онлайн-бази даних, залежать від наявної інформації про продукт, яка може не охоплювати всі позиції або відображати регіональні відмінності в рецептурах. Ці ресурси часто не можуть обробляти складні або неадекватно відформатовані етикетки, тим самим обмежуючи їх ефективність для негайного аналізу широкого спектру харчових продуктів. Це обмеження особливо помітно при ідентифікації добавок, оскільки існуючі системи часто не надають вичерпної інформації, пов'язаної зі здоров'ям, або не адаптуються до нових наукових відкриттів.

Впровадження штучного інтелекту, хоча і є дуже перспективним, ще не повністю реалізовано в інструментах, призначених для споживачів. Наприклад, існує обмежена кількість додатків, які інтегрують комп'ютерний зір, обробку природної мови та машинне навчання для забезпечення цілісної, наскрізної оцінки етикеток харчових продуктів, що охоплює все – від захоплення зображень до аналізу впливу на здоров'я. Крім того, користувацькі інтерфейси багатьох існуючих інструментів не пристосовані для доступності та зручності, що перешкоджає їх використанню користувачами, які не є технічними фахівцями. Ці недоліки підкреслюють значний дефіцит ґрунтовних, орієнтованих на користувача рішень, які б відповідали сучасним запитам споживачів.

Усунення цих прогалин вимагає використання всіх можливостей штучного інтелекту для розробки адаптивних і масштабованих систем,

здатних керувати глобальними розбіжностями на етикетках, надаючи при цьому персоналізовану інформацію. Відсутність таких інструментів означає значну можливість для досліджень та інновацій, оскільки усунення цих недоліків може докорінно змінити ставлення споживачів до інформації про харчові продукти, покращивши таким чином процес прийняття рішень на індивідуальному рівні та загальний стан здоров'я населення.

1.6 Мета і задачі дослідження

Значення цього дослідження полягає в тому, що воно може подолати розрив між технічною інформацією про харчові продукти та розумінням споживачів, відповідаючи на суспільний запит на прозорість та ризики для здоров'я, пов'язані з переробленими харчовими продуктами. Додаток не замінить професійні поради щодо харчування, але слугуватиме практичним інструментом, який допоможе користувачам орієнтуватися у виборі продуктів харчування та уникати потенційно шкідливих добавок.

Основною метою цього дослідження є вивчення розробки мобільного додатку, який використовує штучний інтелект для аналізу харчових етикеток та виявлення шкідливих добавок, таким чином підтримуючи здоров'я споживачів та прийняття рішень. Дослідження спрямоване на подолання труднощів, з якими стикаються споживачі при інтерпретації складних і різноманітних етикеток на харчових продуктах, які часто приховують важливу інформацію про інгредієнти та їхній вплив на здоров'я. Вивчаючи застосування технологій штучного інтелекту, дослідження має на меті створити основу для інструментів, які надають точну, зручну для користувача інформацію, що дозволяє людям робити усвідомлений вибір, який відповідає їхнім цілям щодо здоров'я та дієтичним потребам.

Ця мета зумовлена нагальною потребою зменшити ризики для громадського здоров'я, пов'язані з хворобами, зумовленими раціоном харчування, які загострюються через широке вживання перероблених

харчових продуктів, що містять добавки. Дослідження є відповіддю на зростаючий попит споживачів на прозорість у харчовій промисловості, де чітка інформація має важливе значення для побудови довіри та підзвітності. Додаток буде зосереджений на наданні доступного аналізу, не вимагаючи від користувачів технічних знань, що гарантує, що він слугуватиме широкій аудиторії, включаючи тих, хто має алергію, дієтичні обмеження або вподобання, пов'язані зі здоров'ям.

Ця мета охоплює як технологічні дослідження, так і розширення прав і можливостей споживачів з метою сприяння превентивним стратегіям охорони здоров'я та зменшення навантаження на системи охорони здоров'я. Розвиваючи сферу аналізу якості харчових продуктів, дослідження прагне запропонувати ідеї, які можуть стати основою для майбутніх інновацій.

Для досягнення мети дослідження необхідно виконати низку структурованих завдань, щоб ретельно дослідити та розробити запропоноване рішення для аналізу харчових продуктів на основі штучного інтелекту:

- провести всебічний аналіз предметної галузі, вивчивши проблеми маркування харчових продуктів, сучасні технологічні рішення та потреби споживачів;

- дослідити та порівняти існуючі методології ШІ, що мають відношення до аналізу харчових продуктів, зокрема комп'ютерний зір для вилучення тексту етикеток, обробку природної мови для інтерпретації інгредієнтів та машинне навчання для адаптивного інсайту;

- оцінка етичних і регуляторних наслідків аналізу харчових продуктів за допомогою ШІ, таких як забезпечення довіри споживачів і дотримання стандартів маркування, а також визначення перспектив поліпшення доступності та зручності використання для різних груп користувачів;

- вибір стеку технологій для програмної реалізації;

- програмна реалізація;

- тестування додатку.

2 АНАЛІЗ ПІДХОДІВ ТА ТЕХНОЛОГІЙ

2.1 ШІ-технології для аналізу продуктів харчування

Розробка мобільного додатку для аналізу якості продуктів харчування ґрунтується на ефективному використанні технологій штучного інтелекту для обробки складних і різноманітних даних з пакування продуктів. Основні технології – оптичне розпізнавання символів (OCR) , обробка природної мови та машинне навчання – дозволяють додатку витягувати текст із зображень етикеток, ідентифікувати та аналізувати харчові добавки та класифікувати їх як корисні, нейтральні чи шкідливі. Ці технології вирішують такі ключові проблеми, як різноманітність форматів етикеток, непослідовність термінології та потреба у зручній для користувача інформації в режимі реального часу. Використовуючи OCR, NLP та ML, додаток може перетворити необроблені дані зображень на дієву інформацію, що дає змогу споживачам робити якісний вибір харчових продуктів.

2.1.1 Оптичне розпізнавання символів для вилучення тексту

Оптичне розпізнавання символів (OCR) – це наріжний камінь конвеєра аналізу харчових етикеток, який відповідає за перетворення зображень етикеток на машинозчитуваний текст. Етикетки на харчових продуктах створюють унікальні проблеми через різноманітність шрифтів, макетів та умов зображення. Наприклад, етикетки можуть містити дрібний стилізований текст, багатомовний контент або бути захоплені в неоптимальних умовах, таких як погане освітлення, тіні або кутовий ракурс. Системи розпізнавання тексту, що використовують передові методи глибокого навчання, такі як згорткові нейронні мережі (CNN), призначені

для подолання цих перешкод, забезпечуючи точне та надійне вилучення тексту в реальних умовах [10].

Важливість OCR полягає в його здатності впоратися з неоднорідністю пакування харчових продуктів на світових ринках. Наприклад, на етикетці європейського продукту можуть бути вказані добавки з використанням E-номерів, в той час як на етикетці американського продукту можуть бути використані повні хімічні назви, а на етикетці азійського продукту можуть бути використані регіональні шрифти. Сучасні системи OCR використовують складні методи попередньої обробки, такі як нормалізація зображення, підвищення контрастності та зменшення шуму, щоб покращити розбірливість тексту перед розпізнаванням [11]. Ці кроки пом'якшують такі проблеми, як розмитість тексту або захаращеність фону, що часто трапляються, коли користувачі роблять знімки на мобільні пристрої. Крім того, моделі розпізнавання можна налаштувати для розпізнавання певних шаблонів, наприклад, списків інгредієнтів або таблиць поживних речовин, що підвищує точність розпізнавання для етикеток харчових продуктів.

Надійність розпізнавання тексту безпосередньо впливає на якість подальшого аналізу. Неточне вилучення тексту може призвести до відсутності або неправильної інтерпретації добавок, що підриває надійність програми. Щоб вирішити цю проблему, сучасні системи розпізнавання включають адаптивні алгоритми, які навчаються на різноманітних наборах даних, покращуючи свою продуктивність з часом. Наприклад, навчання на великому масиві зображень етикеток дозволяє системі впоратися з варіаціями розмірів, кольорів і орієнтації шрифтів, гарантуючи, що навіть на неякісних зображеннях можна отримати придатний для використання текст. Ця можливість є критично важливою для мобільних додатків, де користувачі очікують безперебійної роботи незалежно від умов навколишнього середовища. Забезпечуючи надійний вивід тексту,

розпізнавання слугує важливим першим кроком, що дозволяє подальшим процесам NLP і ML ефективно аналізувати отримані дані.

2.1.2 Обробка природної мови та машинне навчання для аналізу

Після вилучення тексту із зображень етикеток, обробка природної мови та машинне навчання спільно інтерпретують та оцінюють його зміст, визначаючи харчові добавки та класифікуючи їх як корисні, нейтральні або шкідливі. Ці технології необхідні для перетворення необробленого тексту на змістовну інформацію, подолання складності списків інгредієнтів і потреби в оцінці безпеки на основі фактичних даних. Разом NLP та ML дозволяють додатку надавати структуровані результати, такі як категоризовані списки добавок та загальні оцінки продуктів, що відповідають очікуванням споживачів щодо ясності та зручності використання.

Обробка природної мови використовується для аналізу витягнутого тексту, сегментуючи його на окремі компоненти, такі як інгредієнти, добавки або відомості про поживну цінність. Етикетки харчових продуктів часто містять неструктурований або напівструктурований текст, в якому добавки перераховані під різними назвами. Методи НЛП, такі як розпізнавання іменованих об'єктів (NER) і синтаксичний аналіз, використовуються для ідентифікації та вилучення цих добавок, навіть якщо вони представлені в неоднозначних або специфічних для регіону форматах [12]. Наприклад, NER може відрізнити таку добавку, як «лимонна кислота», від інгредієнта, що не є добавкою, наприклад, «екстракт лимона», забезпечуючи точну ідентифікацію.

Ключовою перевагою NLP є його здатність обробляти лінгвістичне розмаїття та контекстуальні нюанси. Використовуючи широкомасштабні мовні моделі, система може інтерпретувати хімічні назви, аббревіатури та синоніми, зіставляючи їх зі стандартизованими базами даних добавок. Це

особливо важливо для глобального застосування, оскільки стандарти маркування відрізняються в різних регіонах. Наприклад, NLP може узгодити Е-номер, що використовується в Європі, з його хімічним еквівалентом у США, що уможлиблює послідовний аналіз. Крім того, системи NLP можуть обробляти багатомовні етикетки, підтримуючи користувачів на різних ринках [13]. Щоб підвищити точність, ці моделі навчаються на специфічних для конкретної галузі базах даних, таких як правила безпеки харчових продуктів і глосарії інгредієнтів, що дозволяє їм розпізнавати спеціалізовану термінологію та уникати неправильних інтерпретацій.

Машинне навчання доповнює NLP, надаючи аналітичні можливості для класифікації добавок та оцінки загальної безпеки продукту. Використовуючи контрольоване навчання, моделі ML навчаються на маркованих наборах даних, які класифікують добавки як корисні, нейтральні або шкідливі [14]. Ці набори даних включають такі характеристики, як назви добавок, хімічні властивості та пов'язаний з ними вплив на здоров'я, що дозволяє моделі вивчати складні закономірності. Наприклад, ML-модель може визначити, що певні штучні барвники, згідно з науковими дослідженнями, шкідливі для дітей з гіперактивністю.

Процес класифікації передбачає віднесення кожної ідентифікованої добавки до однієї з трьох категорій, створюючи структурований результат, в якому окремо перераховані корисні, нейтральні та шкідливі добавки. Такий формат вихідних даних покращує розуміння користувачем, дозволяючи споживачам швидко оцінити безпечність продукту. Окрім окремих добавок, ML використовується для створення загальної оцінки продукту шляхом агрегування класифікацій. Наприклад, продукт з переважно шкідливими добавками може бути позначений як «шкідливий», тоді як продукт з переважно корисними добавками може вважатися «корисним». Таку оцінку отримують за допомогою таких методів, як

зважаючи на оцінку або ансамблеві методи, які врівноважують вплив кожної добавки залежно від її кількості та тяжкості.

Адаптивність ML є значною перевагою, оскільки вона дозволяє системі включати нові дані, такі як оновлені регуляторні настанови або нові дослідження щодо безпечності добавок. Такі методи, як трансферне навчання, дозволяють моделі використовувати попередньо набуті знання, одночасно налаштовуючись на специфічні для харчових продуктів набори даних, підвищуючи ефективність і точність.

Крім того, ML-моделі можна персоналізувати, щоб врахувати специфічні потреби користувачів, наприклад, виділити добавки, які викликають алергію або відповідають дієтичним уподобанням. Ця динамічна можливість гарантує, що додаток залишається актуальним в умовах мінливих стандартів харчової промисловості та очікувань споживачів.

Поєднання обробки природної мови та машинного навчання створює потужну основу для аналізу харчових етикеток, де NLP відповідає за вилучення та організацію даних, тоді як ML оцінює їхню релевантність. Така співпраця має важливе значення для роботи з постійно мінливими і складними характеристиками етикеток харчових продуктів, які можуть містити неповні дані, нетрадиційну термінологію або нещодавно введені добавки.

Поєднуючи здатність NLP розуміти контекст з можливостями прогнозування ML, програма може запропонувати точні, засновані на фактах висновки, наприклад, ідентифікувати продукти з підвищеним вмістом шкідливих консервантів або запропонувати продукти, збагачені корисними поживними речовинами. Ця всеосяжна стратегія не лише покращує продуктивність додатку, але й зміцнює довіру споживачів, надаючи чіткі та достовірні результати.

2.2 Архітектура мобільного застосунку

Архітектура мобільного додатку для аналізу якості продуктів харчування є критично важливим фактором, що визначає його продуктивність, масштабованість і здатність надавати користувачам інформацію в режимі реального часу. Додаток повинен ефективно вирішувати складні завдання, включаючи захоплення зображень етикеток, вилучення тексту за допомогою оптичного розпізнавання символів, розбір добавок за допомогою обробки природної мови і класифікацію їх як корисних, нейтральних або шкідливих за допомогою машинного навчання. Для досягнення цієї мети є кілька архітектурних моделей:

- повністю на пристрої;
- хмарна архітектура;
- клієнт-серверна архітектура.

Всі варіанти життєздатні, кожен з яких має різні наслідки для обчислювальної ефективності, обробки даних та користувацького досвіду.

Вибір між обробкою на пристрої та на сервері фундаментально впливає на здатність програми виконувати завдання розпізнавання тексту, непрямого та машинного навчання. Кожен підхід пропонує унікальні компроміси з точки зору обчислювальної потужності, затримок, конфіденційності даних і масштабованості, які необхідно ретельно зважувати з урахуванням вимог програми до аналізу в реальному часі та глобальної зручності використання.

2.2.1 Обробка на пристрої

Обробка на пристрої передбачає виконання всіх обчислювальних завдань – попередньої обробки зображень, розпізнавання тексту, NLP і ML-класифікації – безпосередньо на мобільному пристрої користувача. Цей підхід використовує апаратне забезпечення пристрою, таке як CPU, GPU або

спеціалізовані нейронні процесори (NPU), для локального виконання операцій ШІ. Основною перевагою є зменшення затримок для таких завдань, як видобування тексту, оскільки дані не потрібно передавати на віддалений сервер. Наприклад, користувач, який захопив зображення етикетки в магазині, може отримати негайні результати навіть без підключення до інтернету, що підвищує зручність використання в офлайн-сценаріях.

Крім того, обробка на пристрої підвищує конфіденційність даних, оскільки конфіденційні дані етикеток залишаються на пристрої користувача, що зменшує занепокоєння щодо передачі або зберігання даних на зовнішніх серверах.

Однак обробка на пристрої стикається зі значними обмеженнями, особливо для ресурсоємних завдань штучного інтелекту. Сучасні мобільні пристрої, хоча й стають дедалі потужнішими, мають обмежені обчислювальні ресурси порівняно з серверною інфраструктурою [15]. Розпізнавання тексту, яке вимагає обробки зображень з високою роздільною здатністю, і класифікація ML, яка передбачає запуск складних нейронних мереж, можуть навантажувати можливості пристрою, що призводить до зниження продуктивності або розрядки акумулятора.

Наприклад, аналіз етикетки зі щільним текстом або багатомовним контентом може перевищувати обсяг пам'яті або обчислювальну потужність смартфонів середнього класу.

Крім того, моделі на пристрої, як правило, менші за розміром і менш точні, ніж їхні серверні аналоги, оскільки їх потрібно оптимізувати за розміром і ефективністю. Підтримувати актуальні моделі ML та адитивні бази даних локально також складно, оскільки часті оновлення вимагають значних обсягів пам'яті та пропускну здатності, що потенційно погіршує користувацький досвід. Це створює виклик для розробників балансувати між продуктивністю, точністю та зручністю, особливо в умовах обмежених ресурсів мобільних або вбудованих пристроїв.

2.2.2 Обробка на сервері

Серверна обробка перекладає обчислювальні завдання на віддалені сервери, зазвичай розміщені в хмарі або на виділеній інфраструктурі. У цій моделі мобільний додаток захоплює зображення етикетки і надсилає його на сервер, який виконує завдання розпізнавання, NLP і ML, а потім повертає результати. Цей підхід використовує чудову обчислювальну потужність серверів, що дає змогу використовувати більші та точніші моделі штучного інтелекту. Наприклад, серверна система OCR може використовувати передові архітектури глибокого навчання, такі як моделі на основі трансформаторів, для досягнення більшої точності на складних етикетках з різноманітними шрифтами або макетами. Аналогічно, серверні моделі ML можуть отримати доступ до великих наборів даних і обчислювальних ресурсів, що підвищує точність класифікації добавок і оцінки продуктів.

Серверна обробка перевершує масштабованість і зручність обслуговування. Сервери можуть обробляти кілька запитів користувачів одночасно, що робить додаток придатним для великої бази користувачів [16]. Вони також сприяють безперешкодному оновленню моделей і баз даних штучного інтелекту, гарантуючи, що додаток відображає останні дослідження безпеки добавок або регуляторні стандарти без необхідності частого оновлення програми. Наприклад, нове дослідження, яке визнає добавку шкідливою, може бути миттєво інтегроване в модель штучного інтелекту на сервері, що принесе користь усім користувачам. Крім того, серверні системи мають доступ до глобальних регуляторних баз даних, що дозволяє проводити аналіз для конкретного регіону.

Однак обробка на сервері створює певні проблеми, зокрема залежність від підключення до Інтернету та потенційну затримку. Користувачі в районах з поганим покриттям мережі можуть відчувати затримки або не мати змоги користуватися додатком, що обмежує його

доступність. Ще однією проблемою є конфіденційність даних, оскільки передача зображень етикеток на сервери вимагає надійного шифрування та дотримання нормативних актів. Крім того, серверна інфраструктура вимагає постійних витрат на хостинг, обслуговування та масштабування, що може вплинути на довгострокову стійкість додатку. Балансування цих факторів має вирішальне значення для забезпечення чуйного та безпечного користувацького досвіду.

2.2.3 Переваги клієнт-серверної архітектури

Компроміси між обробкою на пристрої та на сервері залежать від пріоритетів програми. Обробка на пристрої забезпечує швидкість і конфіденційність, але має проблеми з ресурсоемними завданнями та оновленнями моделей, що робить її менш придатною для складних операцій ШІ, таких як багатомовне розпізнавання або динамічна класифікація ML. Обробка на сервері забезпечує вищу точність і масштабованість, але призводить до затримок і залежностей від підключення, що може розчарувати користувачів у сценаріях роботи в реальному часі.

Гібридний підхід, що поєднує попередню обробку на пристрої (наприклад, базове покращення зображення) з аналізом на сервері, може пом'якшити деякі обмеження, але збільшує складність розробки. З огляду на потребу програми у високоточній обробці ШІ та глобальній інтеграції даних, серверний підхід більше відповідає її цілям, хоча і вимагає ретельної оптимізації для мінімізації затримок і забезпечення конфіденційності.

Клієнт-серверна архітектура, гібрид обробки даних на пристрої та на сервері, є оптимальною. У цій моделі мобільний додаток обробляє взаємодію з користувачем, таку як захоплення зображень етикеток і відображення результатів, тоді як сервер виконує обчислювально інтенсивні завдання, включаючи розпізнавання тексту і ML-аналіз.

Такий розподіл обов'язків використовує сильні сторони як клієнта, так і сервера, забезпечуючи безперебійну, масштабовану і точну роботу користувачів. Клієнт-серверна архітектура була обрана завдяки її здатності підтримувати аналіз у реальному часі, доступ до глобальних ресурсів даних і адаптуватися до складних вимог програми, що робить її кращим вибором, ніж повністю на пристрої або хмарні альтернативи.

Клієнт-серверна архітектура забезпечує ефективний аналіз у реальному часі, перекладаючи ресурсомісткі завдання на сервер, мінімізуючи при цьому навантаження на клієнтську сторону. Наприклад, після того, як користувач завантажує зображення етикетки, клієнт виконує легку попередню обробку, таку як стиснення зображення, щоб зменшити розмір передачі. Потім сервер виконує OCR для вилучення тексту, NLP для ідентифікації добавок і ML для їх класифікації, повертаючи результати за лічені секунди.

Такий підхід забезпечує високу точність, оскільки сервери можуть запускати складні моделі ШІ без обмежень мобільного обладнання. Результатом є адаптивний додаток, який надає своєчасну інформацію, що є критично важливим для користувачів, які приймають швидкі рішення в роздрібній торгівлі.

Ключовою перевагою клієнт-серверної архітектури є можливість інтеграції з глобальними інформаційними ресурсами, такими як бази даних про безпеку добавок та регуляторні стандарти. Сервери можуть підтримувати централізовані, актуальні сховища інформації, що дозволяє додатку проводити аналіз для конкретного регіону.

Наприклад, аналізуючи етикетку з Японії, сервер може зробити перехресні посилання на добавки з місцевими нормами, забезпечуючи точну класифікацію. Така глобальна застосовність дуже важлива для програми, орієнтованої на різні ринки. Крім того, клієнт-серверна архітектура має високу масштабованість і здатна впоратися зі зростаючим

користувацьким навантаженням завдяки розподілу завдань між кластерами серверів.

Це забезпечує стабільну продуктивність при зростанні кількості користувачів, на відміну від обробки на пристрої, яка обмежена можливостями окремих пристроїв.

Клієнт-серверна архітектура пропонує безпрецедентну гнучкість, дозволяючи розробникам оновлювати моделі, алгоритми або бази даних штучного інтелекту без необхідності оновлення клієнтської частини програми. Наприклад, якщо з'являється нова добавка або змінюється класифікація існуючих на основі нових досліджень, сервер може миттєво внести ці зміни, гарантуючи, що додаток залишається актуальним. Така зручність обслуговування має вирішальне значення в динамічній харчовій промисловості, де правила та очікування споживачів швидко змінюються. Крім того, архітектура підтримує персоналізацію, наприклад, пристосування класифікації добавок до вподобань користувача, використовуючи обробку на стороні сервера для безпечного зберігання та аналізу профілів користувачів.

Клієнт-серверна архітектура була обрана завдяки її здатності поєднувати переваги обробки на пристрої та на сервері, задовольняючи потреби програми у високоточному штучному інтелекті, глобальному доступі до даних та масштабованості. Її гнучкість гарантує, що додаток може адаптуватися до нових добавок, правил або потреб користувачів, а оптимізація продуктивності підтримує аналіз у реальному часі. Хоча обробка на пристрої забезпечує конфіденційність і можливості роботи в автономному режимі, її обчислювальні обмеження роблять її непридатною для складних завдань штучного інтелекту, що стоять перед додатком. Повністю хмарні рішення, хоч і масштабуються, але створюють залежність від сторонніх провайдерів, що зменшує контроль. Клієнт-серверна архітектура з її балансом продуктивності, адаптивності та ремонтпридатності найкраще відповідає цілям програми, що робить її

найкращою архітектурою для забезпечення надійного та орієнтованого на користувача аналізу етикеток на харчових продуктах.

2.3 Backend та штучний інтелект

Backend мобільного додатку для аналізу якості харчових продуктів відповідає за виконання обчислювально інтенсивних завдань обробки даних етикеток, включаючи OCR для вилучення тексту, NLP для ідентифікації добавок і ML для класифікації добавок як корисних, нейтральних або шкідливих. Вибір відповідної стратегії обробки даних зі штучним інтелектом має вирішальне значення для забезпечення точності, гнучкості та масштабованості. Три основні стратегії:

- готові сервіси ШІ;
- моделі з відкритим кодом;
- кастомні моделі ШІ;

Пропонуються різні підходи до реалізації цих завдань, кожен з яких має свої наслідки для зусиль з розробки, продуктивності та адаптивності.

2.3.1 Порівняння готових сервісів ШІ та кастомних моделей ШІ

Вибір між готовими AI-сервісами та кастомними AI-моделями є ключовим рішенням, яке формує здатність бекенда ефективно обробляти дані з харчових етикеток. Кожен підхід пропонує унікальні переваги та виклики, особливо в роботі з різноманітними спеціалізованими завданнями розпізнавання мови, NLP та ML, які є центральними для функціональності додатку.

Готові сервіси штучного інтелекту, що надаються хмарними платформами, такими як Google Cloud AI, Amazon Web Services (AWS) AI або Microsoft Azure Cognitive Services, пропонують готові інструменти для різних завдань, включаючи розпізнавання мови, NLP і ML. Ці сервіси

створені для швидкого розгортання, що вимагає мінімальних зусиль для інтеграції в додатки. Наприклад, готовий сервіс OCR може точно витягувати текст із зображень етикеток, підтримуючи різні мови та шрифти, тоді як готовий сервіс NLP може аналізувати текст для розпізнавання таких об'єктів, як добавки. Аналогічно, готові моделі ML можуть виконувати завдання класифікації, наприклад, класифікувати добавки на основі встановлених категорій, без необхідності тривалого навчання. Основна перевага готових сервісів полягає в їхній зручності для користувача та швидкому впровадженні. Розробники можуть використовувати API для доступу до розширених функцій штучного інтелекту, що зменшує потребу у власному досвіді розробки моделей. Наприклад, хмарний API розпізнавання тексту може швидко обробити зображення етикетки, повернувши структурований текст, який можна безпосередньо інтегрувати в конвеєр NLP.

Крім того, ці сервіси добре масштабуються, здатні обробляти значні обсяги запитів користувачів, що має вирішальне значення для додатків, орієнтованих на глобальну аудиторію. Крім того, провайдери регулярно оновлюють готові сервіси, забезпечуючи доступ до останніх досягнень ШІ без необхідності ручного оновлення.

Спеціальні моделі штучного інтелекту, розроблені власними силами або адаптовані з фреймворків з відкритим кодом, забезпечують значний рівень контролю та адаптивності, дозволяючи розробникам точно налаштовувати алгоритми спеціально для аналізу харчових етикеток. Ця методологія передбачає розробку та навчання конвеєрів OCR, NLP та ML для вирішення конкретних проблем, пов'язаних з етикетками харчових продуктів, включаючи різноманітні шрифти, багатомовний текст та складну термінологію щодо добавок [17].

Наприклад, спеціальну модель OCR можна навчити, використовуючи колекцію зображень харчових етикеток, щоб підвищити точність розпізнавання стилізованих або захащених макетів, тоді як спеціалізовану

модель NLP можна вдосконалити, використовуючи глосарії з безпеки харчових продуктів, щоб з високою точністю ідентифікувати харчові добавки. Аналогічно, модель ML можна навчити на маркованому наборі даних про добавки, що полегшить точну класифікацію на корисні, нейтральні або шкідливі категорії на основі медичної та регуляторної інформації.

Головна перевага кастомних моделей ШІ полягає в їхній здатності забезпечувати виняткову продуктивність для спеціалізованих завдань. Налаштовуючи моделі відповідно до специфікацій програми, розробники можуть досягти більшої точності та стійкості, особливо в екстремальних ситуаціях, таких як низька якість зображень або нестандартні формати етикеток. Крім того, кастомні моделі забезпечують безперешкодну інтеграцію з глобальними регуляторними базами даних, гарантуючи аналіз з урахуванням специфіки регіону. Наприклад, спеціальний конвеєр NLP може співвідносити добавки як з E-номерами, так і з хімічними назвами, допомагаючи користувачам на різних ринках.

Крім того, кастомні моделі ML можуть інтегрувати розширені функціональні можливості, такі як зважений бал для оцінки продукту або персоналізація на основі вподобань користувача (наприклад, виділення алергенів), тим самим підвищуючи загальну цінність додатку.

Готові сервіси штучного інтелекту вирізняються швидкістю та масштабуванням, але їм бракує гнучкості для виконання спеціалізованих завдань із маркування харчових продуктів, що призводить до виникнення залежностей і проблем із конфіденційністю. Користувацькі моделі ШІ пропонують точність і адаптивність, але вимагають значних ресурсів для розробки. Моделі з відкритим вихідним кодом, що є проміжним варіантом, надають попередньо навчені фреймворки, які можна налаштовувати, але вони часто вимагають додаткових зусиль для досягнення такого ж рівня оптимізації, як і повністю кастомні рішення.

2.3.2 Навчання моделей ML

Навчання моделей машинного навчання є критично важливим компонентом конвеєра штучного інтелекту, що дозволяє додатку класифікувати добавки як корисні, нейтральні або шкідливі та надавати загальну оцінку продукту. Цей процес передбачає розробку моделей навчання з використанням маркованих наборів даних про харчові добавки, що забезпечує точну і надійну класифікацію, адаптовану до вимог програми.

Основою ефективного навчання з ML є високоякісний набір даних, який відображає різноманітність харчових добавок та їхній вплив на здоров'я. Набір даних повинен містити назви добавок, хімічні властивості, регуляторні класифікації та анотації, пов'язані зі здоров'ям, наприклад, зв'язок з алергією, хронічними захворюваннями або поживними властивостями. Наприклад, така добавка, як аскорбінова кислота, може бути позначена як корисна, тоді як тартразин може бути позначений як шкідливий через його зв'язок з гіперактивністю у дітей.

Підготовка набору даних включає кілька етапів, зокрема збір, очищення та анотування даних. Дані можуть бути отримані з публічних баз даних про безпечність харчових продуктів, регуляторних інструкцій та наукової літератури.

Навчання моделі машинного навчання для адитивної класифікації вимагає вибору відповідного алгоритму, який може включати дерева рішень, машини опорних векторів або нейронні мережі, з подальшою оптимізацією цього алгоритму як за точністю, так і за ефективністю.

Процедура навчання починається з поділу набору даних на навчальні, валідаційні та тестові підмножини для оцінки продуктивності моделі. На етапі навчання модель набуває здатності асоціювати вхідні дані (такі як назви добавок і хімічні характеристики) з вихідними мітками (корисні,

нейтральні, шкідливі), мінімізуючи функцію втрат, таку як перехресна ентропія.

Ключовим аспектом навчання є надання моделі можливості виробляти загальну оцінку продукту шляхом агрегування окремих класифікацій добавок. Цього можна досягти за допомогою таких методів, як зважена оцінка, коли вплив кожної добавки зважується на основі її кількості або тяжкості, або ансамблеві методи, які об'єднують кілька моделей для підвищення точності. Наприклад, продукт із кількома шкідливими добавками може отримати оцінку «шкідливий», тоді як продукт із сумішшю корисних і нейтральних добавок може бути позначений як «корисний». Такий агрегований результат підвищує зручність використання додатку, надаючи користувачам чітку, високорівневу оцінку.

Навчання користувацьких моделей ML є ресурсномістким процесом, що вимагає значних обчислювальних потужностей, досвіду та часу на збір і анування наборів даних. Забезпечення якості набору даних є критично важливим, оскільки упередження або помилки можуть призвести до неточних класифікацій.

Наприклад, неповний набір даних може не враховувати нішеві добавки, що знижує ефективність моделі. Крім того, підтримка моделі вимагає постійних зусиль для інтеграції нових даних та моніторингу ефективності.

2.4 Підходи до розробки мобільного фронтенду

Фронтенд мобільного додатку для аналізу якості продуктів харчування – це основний інтерфейс для взаємодії з користувачем, який полегшує захоплення зображень етикеток, передачу їх до серверної частини для обробки та представлення результатів аналізу, включаючи категоризовані списки добавок та загальну оцінку продукту.

Як мобільний додаток, фронтенд повинен забезпечувати безперебійну, чуйну та інтуїтивно зрозумілу роботу на різних пристроях, гарантуючи ефективне завантаження зображень і чітке відображення результатів. Крім того, важливо забезпечити адаптивний дизайн інтерфейсу та оптимізовану обробку введених даних, щоб мінімізувати затримки та покращити загальний користувацький досвід.

2.4.1 Нативна розробка

Нативна розробка передбачає створення окремих додатків для кожної мобільної платформи, таких як iOS і Android пристосованих для використання специфічних особливостей кожної операційної системи (рисунок 2.1). Такий підхід забезпечує глибоку інтеграцію з можливостями пристрою, такими як камери високої роздільної здатності для зйомки зображень етикеток і компоненти нативного користувацького інтерфейсу (UI) для візуалізації результатів.

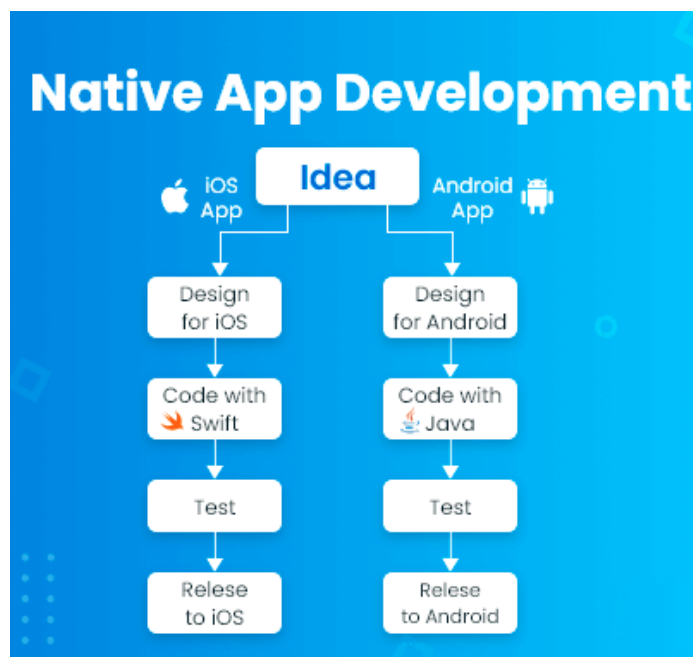


Рисунок 2.1 – Нативна розробка

Наприклад, нативний додаток може використовувати специфічні для платформи API камери, щоб увімкнути розширені функції, такі як автофокусування в реальному часі або регулювання експозиції, забезпечуючи високу якість зображень для обробки OCR. Нативні фреймворки інтерфейсу, такі як UIKit для iOS або Material Design для Android, забезпечують відшліфований, узгоджений з платформою зовнішній вигляд, підвищуючи залученість користувачів під час відображення списків корисних, нейтральних і шкідливих добавок.

Основною перевагою нативної розробки є її чудова продуктивність та швидкість реагування. Компілюючись безпосередньо в машинний код, нативні додатки досягають швидкого виконання таких завдань, як рендеринг зображень і переходи в інтерфейсі, що є критично важливим для користувачів, які очікують негайного зворотного зв'язку в умовах роздрібно́ї торгівлі.

Наприклад, рендеринг структурованого списку добавок з інтерактивними елементами (наприклад, розділами, що згортаються) відбувається плавно, з мінімальними затримками навіть на пристроях середнього класу. Нативні додатки також підтримують надійну автономну функціональність, дозволяючи користувачам захоплювати і зберігати зображення для подальшого завантаження в місцях з обмеженим зв'язком, що є цінною функцією для глобального юзабіліті.

Крім того, нативна розробка надає доступ до найсучасніших функцій платформи, таких як розширені інструменти для людей з обмеженими можливостями або покращення камери, що забезпечує конкурентоспроможність та інклюзивність додатку.

Однак нативна розробка є ресурсномісткою, оскільки вимагає створення окремих кодових баз для iOS та Android, що збільшує час розробки, вартість та зусилля з обслуговування. Впровадження нової функції, наприклад, графічного зведення результатів, вимагає подвійного

циклу розробки, що потенційно може призвести до неузгодженості платформ.

Тестування та оптимізація також повинні проводитися окремо, що ускладнює розгортання на різних пристроях. Хоча нативна розробка перевершує за продуктивністю, її високі накладні витрати роблять її менш практичною для проектів, які ставлять на перше місце ефективність розробки та швидкі ітерації.

2.4.2 Кросплатформна розробка з React Native

Крос-платформна розробка полегшує використання єдиної кодової бази для різних платформ, включаючи iOS та Android, за допомогою фреймворків, які абстрагуються від специфічних для платформи тонкощів (рисунок 2.2). Серед цих фреймворків особливо виділяється React Native як найкращий варіант, що компілюється у нативний код, пропонуючи продуктивність, яку майже неможливо відрізнити від нативних додатків, зберігаючи при цьому ефективність розробки. React Native дозволяє розробникам створювати інтерфейс програми за допомогою JavaScript та React, з компонентами, які безпосередньо відповідають нативним елементам інтерфейсу як iOS, так і Android, тим самим забезпечуючи узгоджений, але кастомізований інтерфейс на різних платформах [18].

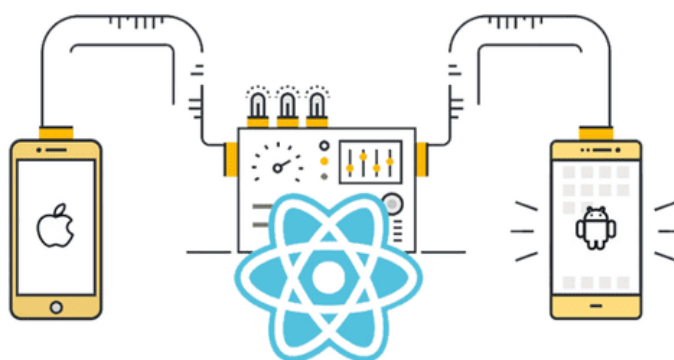


Рисунок 2.2 – Розробка з React native

Основна перевага React Native полягає в його здатності гармонізувати продуктивність з ефективністю розробки. Використовуючи єдину кодову базу, розробники можуть реалізувати такі функції, як завантаження зображень або рендеринг списків, один раз і розгорнути їх на різних платформах, що значно скорочує час розробки у порівнянні з нативними додатками.

Крім того, можливість гарячого перезавантаження React Native прискорює процес ітерацій, дозволяючи переглядати результати в реальному часі під час розробки, що особливо корисно для доопрацювання користувацького інтерфейсу для забезпечення інтуїтивно зрозумілого відображення результатів.

Також React Native може похвалитися всеосяжною екосистемою бібліотек і плагінів, які надають доступ до функціональних можливостей пристроїв, таких як камери та файлові системи, тим самим забезпечуючи надійні можливості для захоплення та зберігання зображень в офлайн-режимі.

Проблеми React Native включають періодичні обмеження у доступі до найсучасніших функцій платформи, що вимагає кастомних нативних модулів для заповнення прогалін. Наприклад, розширені функції керування камерою можуть потребувати специфічного для платформи коду, що додає складнощів.

Крім того, забезпечення ідеальної узгодженості платформи вимагає ретельного проектування для узгодження з угодами інтерфейсу користувача кожної оперативної системи.

Однак активна спільнота React Native та часті оновлення пом'якшують ці проблеми, надаючи інструменти та плагіни для подолання більшості обмежень. Порівняно з нативною розробкою, ефективність та масштабованість React Native робить його привабливим вибором для мобільних додатків, орієнтованих на широку базу користувачів.

2.4.3 Прогресивні веб-програми

Прогресивні веб-додатки (PWA) – це веб-додатки, які працюють у браузері, але імітують мобільні додатки, пропонуючи такі функції, як офлайн-доступ та інтеграцію з пристроями (наприклад, камерою, файловою системою). Створені за допомогою HTML, CSS та JavaScript, PWA доступні за URL-адресою, що виключає розповсюдження через магазини додатків. У додатку для аналізу етикеток харчових продуктів PWA може дозволити користувачам завантажувати зображення етикеток через інтерфейс браузера і переглядати результати, такі як списки добавок, в оптимізованому для мобільних пристроїв макеті. Сервісні працівники вмикають автономне кешування, підтримуючи захоплення зображень і відображення результатів у зонах з низьким рівнем зв'язку.

PWA відрізняються доступністю та простотою розповсюдження. Користувачі можуть отримати доступ до програми, не завантажуючи її, що знижує бар'єри для впровадження, а оновлення розгортаються миттєво без схвалення магазину додатків. PWA також мають невелику вагу і займають мінімум місця в пам'яті пристрою, що є перевагою для користувачів з низькопродуктивними пристроями. Витрати на розробку менші, ніж у нативних додатків, оскільки єдина кодова база підтримує кілька платформ, включно з настільними комп'ютерами, що розширює сферу охоплення програми (рисунок 2.3).



Рисунок 2.3 – Прогресивні веб-додатки

Однак PWA стикаються зі значними обмеженнями в продуктивності та інтеграції з пристроями. Виконання на основі браузера призводить до накладних витрат, сповільнюючи обробку зображень і рендеринг інтерфейсу порівняно з нативними або крос-платформними додатками. Наприклад, захоплення зображень етикеток з високою роздільною здатністю через API камери браузера може призвести до непослідовної якості на різних пристроях, що потенційно знижує точність розпізнавання. PWA мають обмежений доступ до розширених функцій пристрою, таких як керування камерою або фонові обробка, що обмежує їхні можливості оптимізувати завантаження зображень або офлайн-функції. Користувацький інтерфейс також може здаватися менш інтуїтивно зрозумілим, оскільки PWA не мають відшліфованих, специфічних для платформи взаємодій нативних додатків або React Native, що потенційно знижує рівень залученості. Для додатків зі штучним інтелектом, які потребують високої продуктивності, PWA менш придатні.

2.4.4 Порівняльний аналіз та вибір підходу

Вибір підходу до розробки інтерфейсу залежить від балансу між продуктивністю, зручністю для користувача, ефективністю розробки та доступністю. Нативна розробка пропонує неперевершену продуктивність та інтеграцію з пристроями, ідеально підходить для захоплення зображень та відображення результатів, але її висока вартість та підтримка двох кодових баз є непомірно високою. PWA забезпечують доступність і низьку трудомісткість розробки, але поступаються в продуктивності та доступі до функцій, що робить їх неадекватними для додатків зі складними вимогами, керованих ШІ. Крос-платформна розробка, зокрема з React Native, забезпечує оптимальний баланс, надаючи майже нативну продуктивність, згуртований користувацький досвід та значну ефективність розробки.

React Native було обрано як підхід до розробки інтерфейсу завдяки його здатності відповідати мобільним вимогам додатку, одночасно спрощуючи розробку. Його майже нативна продуктивність забезпечує швидке завантаження зображень та адаптивне відображення результатів, що є критично важливим для користувачів, які аналізують етикетки в режимі реального часу. Уніфікована кодова база React Native дозволяє швидко розробляти та оновлювати функції, наприклад, додавати персоналізовані фільтри результатів, забезпечуючи масштабованість для глобальної бази користувачів. Офлайн-можливості, такі як кешування зображень для подальшого завантаження, підтримуються за допомогою плагінів, що підвищує зручність використання в різних мережевих умовах.

3 ПРОГРАМНА РЕАЛІЗАЦІЯ ТА ТЕСТУВАННЯ

3.1 Мови програмування

Мови програмування складають основу розробки програмного забезпечення, дозволяючи створювати функціональні додатки за допомогою логіки, користувацьких інтерфейсів та обробки даних.

У мобільному додатку для аналізу якості продуктів харчування JavaScript слугує основною мовою як для фронтенду, так і для бекенду, цінується за свої динамічні та асинхронні можливості. JavaScript лежить в основі фронтенду React Native, забезпечуючи інтерактивні функції, такі як захоплення зображення етикетки та відображення результатів, включаючи категоризовані списки корисних, нейтральних та шкідливих добавок. На бекенді, в середовищі Node.js, JavaScript керує сервером Fastify, керуючи завантаженням зображень, організовуючи OCR для вилучення тексту, викликаючи OpenAI для аналізу добавок на основі NLP та запускаючи TensorFlow.js для ML-класифікації продуктів.

TypeScript, надбудова JavaScript, покращує фронтенд за допомогою статичної типізації, забезпечуючи надійність React Native компонентів шляхом валідації структур даних, таких як адитивні списки, зменшуючи помилки в динамічних оновленнях інтерфейсу. Ці мови забезпечують ефективну обробку зображень та аналіз на основі штучного інтелекту, підтримуючи масштабованість та зручність обслуговування додатку.

3.2 Бекенд технології

Backend-фреймворки та бібліотеки забезпечують інфраструктуру для роботи на стороні сервера, дозволяючи ефективно обробляти запити, обробляти дані та інтегруватися зі спеціалізованими сервісами. У мобільному додатку для аналізу якості продуктів харчування набір бекенд-

технологій забезпечує надійну обробку зображень етикеток та надання інсайтів на основі штучного інтелекту. Fastify керує роботою сервера, Tesseract.js виконує вилучення тексту, OpenAI API аналізує добавки, а TensorFlow.js підтримує завдання машинного навчання. Ці інструменти спільно обробляють завантаження зображень, вилучення тексту, класифікацію добавок та оцінку продуктів, забезпечуючи масштабовану та ефективну продуктивність.

3.2.1 Фреймворк Fastify

Веб-фреймворки полегшують розробку серверів, пропонуючи інструменти для маршрутизації, управління запитами та системної інтеграції.

Fastify, високопродуктивний фреймворк для Node.js, виступає ядром внутрішнього сервера додатку. Fastify ефективно обробляє HTTP-запити, особливо для завантаження зображень, використовуючи багатокomпонентну обробку форм для безпечної обробки файлів. Можливості ведення журналів допомагають у налагодженні та моніторингу, гарантуючи надійну роботу.

Fastify надсилає завантажені зображення етикеток до кінцевих точок обробки, запускаючи робочі процеси розпізнавання тексту та аналізу штучного інтелекту. Масштабованість фреймворку дозволяє задовольняти запити декількох користувачів одночасно, що робить його ідеальним для глобальної аудиторії.

Його легка архітектура зменшує накладні витрати, забезпечуючи швидку реакцію на критичні за часом завдання, такі як аналіз етикеток у реальному часі, що відповідає вимогам програми до ефективної обробки даних зображень.

3.2.2 Бібліотека Tesseract.js

Бібліотеки OCR перетворюють зображення на машинозчитуваний текст, необхідний для обробки візуальних даних, таких як етикетки. Tesseract.js, JavaScript-порт движка Tesseract OCR, отримує текст із завантажених у додаток зображень етикеток. Його здатність працювати з різними шрифтами, макетами та мовами, забезпечує точне вилучення тексту з різноманітних харчових етикеток. Tesseract.js обробляє зображення асинхронно, легко інтегруючись з бекендом Fastify, щоб надати текст для NLP-аналізу. Наприклад, він перетворює складні списки інгредієнтів у структурований текст, що дозволяє ідентифікувати добавки в подальшому. Завдяки відкритому вихідному коду та гнучкості він ідеально підходить для роботи з різноманітними форматами етикеток, підтримуючи надійне розпізнавання в робочому процесі бекенда.

3.2.3 Бібліотека TensorFlow.js

Бібліотеки машинного навчання дозволяють створювати та впроваджувати моделі для задач прогнозування, включаючи класифікацію. TensorFlow.js, бібліотека машинного навчання на основі JavaScript, використовується в додатку для навчання та розгортання моделі, яка класифікує продукти відповідно до кількості добавок. Модель навчається на наборі даних добавок, класифікованих як корисні, нейтральні або шкідливі, і консолідує ці класифікації, щоб визначити загальний статус продукту. TensorFlow.js функціонує в середовищі Node.js, що дозволяє робити висновки на стороні сервера без необхідності зовнішніх залежностей. Його нейромережева архітектура полегшує точні прогнози, а асинхронна обробка гарантує ефективність. Інтегрований з Fastify, TensorFlow.js забезпечує всебічну оцінку продукту, тим самим розширюючи можливості програми генерувати дієві висновки з отриманих даних.

3.2.4 API OpenAI

API для NLP полегшують вивчення тексту для отримання важливих висновків, включаючи розпізнавання та класифікацію об'єктів. OpenAI API використовується в додатку для ретельного аналізу тексту, отриманого із зображень етикеток, таким чином ідентифікуючи та класифікуючи харчові добавки як корисні, нейтральні або шкідливі. Він аналізує списки інгредієнтів, використовуючи складні мовні моделі для створення структурованих результатів, таких як компіляції добавок разом з їхньою класифікацією безпеки. Наприклад, такі добавки, як бензоат натрію, оцінюються відповідно до наукових стандартів, що гарантує точну категоризацію. Інтеграція API з Fastify забезпечує безпечні асинхронні запити, надаючи результати для презентації користувачеві. Здатність керувати регіональною термінологією, наприклад, E-номерами, підвищує глобальну застосовність, роблячи його важливим елементом для аналізу добавок.

3.3 Фронтенд технології

Фронтенд-технології формують користувацький інтерфейс та рівень взаємодії мобільних додатків, визначаючи, наскільки ефективно користувачі взаємодіють з такими функціями, як введення даних та візуалізація результатів. У мобільному додатку для аналізу якості харчових продуктів React Native слугує основним фреймворком для побудови крос-платформного фронтенду, що дозволяє безперешкодно захоплювати зображення, завантажувати їх та динамічно візуалізувати результати. Інтеграція з API пристроїв полегшує доступ до функцій камери та галереї, а можливості стилізації забезпечують адаптивний, сумісний з платформою користувацький інтерфейс. Здатність React Native надавати нативний досвід на iOS та Android підтримує мобільний дизайн додатку, надаючи

користувачам інтуїтивно зрозумілу платформу для завантаження зображень етикеток та перегляду категоризованих списків добавок (корисні, нейтральні, шкідливі) разом із загальною оцінкою продукту. Гнучкість фреймворку та екосистема спрощують розробку, забезпечуючи ефективну обробку мультимедійних даних та оновлення інтерфейсу в режимі реального часу, що є критично важливим для надання дієвої інформації про безпечність харчових продуктів у зручному для користувача форматі.

Фреймворки інтерфейсу, що використовують компонентну архітектуру, полегшують модульну розробку користувацьких інтерфейсів, що дозволяє створювати динамічні та адаптивні додатки за допомогою багаторазово використовуваних елементів. Компонентна архітектура React Native слугує основою для фронтенду додатку, забезпечуючи нативний користувацький інтерфейс для платформ iOS та Android з уніфікованою кодовою базою. Компоненти відповідають за основні функції, включаючи кнопки, які ініціюють захоплення зображення, екрани для попереднього перегляду зображень та прокручувані списки, які представляють результати адитивного аналізу. Інтеграція з API пристроїв, що стала можливою завдяки бібліотекам, які надають доступ до камери і галереї, дозволяє отримувати високоякісні зображення етикеток, тим самим забезпечуючи надійні вхідні дані для обробки оптичного розпізнавання символів. Динамічне відображення результатів здійснюється за допомогою компонентів, керованих станом, які відображають категоризовані списки добавок і класифікацію продуктів з плавними переходами. Система стилів React Native, яка використовує таблиці стилів на основі JavaScript, враховує специфічні для платформи дизайни, дотримуючись рекомендацій Human Interface Guidelines для iOS та принципів Material Design для Android, щоб створити уніфікований користувацький досвід.

Зручність використання підвищується завдяки таким функціям, як індикатори завантаження та інтерактивні елементи, а оптимізація продуктивності, притаманна фреймворку, гарантує швидкий відгук на

різних пристроях, тим самим підтримуючи мету додатку – забезпечити привабливий та ефективний інтерфейс.

3.4 Впровадження програмної реалізації

Робочі процеси реалізації коду в розробці програмного забезпечення визначають організовану взаємодію між компонентами програми, забезпечуючи безперебійне виконання завдань користувача та системних процесів. Ці робочі процеси інтегрують фронтенд і бекенд системи, координуючи вхідні дані користувача, обробку даних і рендеринг вихідних даних для досягнення функціональних цілей. У мобільному додатку для аналізу харчових етикеток робочий процес реалізації коду сприяє злагодженій взаємодії між фронтендом React Native, що відповідає за захоплення зображень і відображення результатів, і бекендом Fastify, який займається обробкою зображень, отриманням тексту, аналізом ШІ та класифікацією на основі машинного навчання.

Робочий процес починається у фронтенді, де користувачі взаємодіють з додатком, щоб захопити або вибрати зображення етикеток. Фронтенд React Native використовує API пристрою для доступу до камери або галереї, запитуючи у користувачів необхідні дозволи для забезпечення безпечної роботи (рисунок 3.1). Після захоплення зображення додаток готує його до завантаження, відображаючи попередній перегляд для підтвердження вибору (рисунок 3.2). Цей процес включає в себе компоненти, які керують введенням даних користувачем, такі як кнопки для ініціювання захоплення, та елементи, керовані станом, які динамічно оновлюють інтерфейс. Модульний дизайн інтерфейсу гарантує, що дії користувача, такі як скасування або підтвердження зображення, обробляються м'яко, а повідомлення про помилки, наприклад, відмова у дозволі, відображаються на екрані. Цей механізм захоплення зображень є критично важливим,

оскільки він забезпечує вихідні дані для подальшого аналізу, що вимагає високоякісних вхідних даних для підтримки точного вилучення тексту.

```
const requestCameraPermission = async () => {
  if (Platform.OS === 'android') {
    try {
      const granted = await PermissionsAndroid.request(
        PermissionsAndroid.PERMISSIONS.CAMERA,
        {
          title: 'Camera Permission',
          message: 'This app needs camera access to scan ingredients.',
          buttonNeutral: 'Ask Me Later',
          buttonNegative: 'Cancel',
          buttonPositive: 'OK',
        }
      );
      if (granted === PermissionsAndroid.RESULTS.GRANTED) {
        return true;
      } else {
        Alert.alert('Permission Denied', 'You need to grant camera permission to use this feature.');
```

Рисунок 3.1 – Фрагмент коду

```
const takePicture = async () => {
  const hasPermission = await requestCameraPermission();
  if (!hasPermission) return;

  setResult(null);

  const options = {
    mediaType: 'photo' as const,
    includeBase64: false,
    saveToPhotos: true,
  };

  launchCamera(options, (response: ImagePickerResponse) => {
    if (response.didCancel) {
      Alert.alert('Error', 'User cancelled the camera');
```

Рисунок 3.2 – Фрагмент коду

Після того, як зображення отримано, фронтенд завантажує його на сервер бекенда за допомогою HTTP-запиту (рисунок 3.3). Процес завантаження використовує багатокomпонентну форму для передачі файлу зображення, що забезпечує сумісність з можливостями бекенда по роботі з файлами. Фронтенд керує цим процесом асинхронно, відображаючи індикатор завантаження, щоб підтримувати взаємодію з користувачем під час передачі. Механізми обробки помилок фіксують збої в мережі або помилки сервера, попереджаючи користувачів про необхідність повторити спробу або перевірити з'єднання. Етап завантаження з'єднує фронтенд і бекенд, ініціюючи конвеєр аналізу, передаючи зображення етикетки на сервер для обробки. Інтеграція функції завантаження гарантує, що додаток залишається чуйним навіть на пристроях з різними мережевими умовами, підтримуючи глобальну базу користувачів.

```
const uploadImage = async (uri: string) => {
  setLoading(true);
  const formData = new FormData();
  formData.append('file', {
    uri,
    name: 'image.jpg',
    type: 'image/jpeg',
  });

  try {
    const response = await fetch('http://ip:3000/upload', {
      method: 'POST',
      body: formData,
      headers: {
        'Content-Type': 'multipart/form-data',
      },
    });
    const json: { beneficial?: string; neutral?: string; harmful?: string; conclusion?: string; classification?: string; error?: string } = await response.json();
    if (json.error) {
      Alert.alert('Error', json.error);
      setResult(null);
    } else {
      setResult({
        beneficial: json.beneficial || 'None',
        neutral: json.neutral || 'None',
        harmful: json.harmful || 'None',
        conclusion: json.conclusion || 'No conclusion provided',
        classification: json.classification || 'Unknown',
      });
    }
  } catch (error) {
    Alert.alert('Error', 'Failed to connect to the server');
    console.error('Upload error:', error);
    setResult(null);
  } finally {
    setLoading(false);
  }
};
```

Рисунок 3.3 – Фрагмент коду

На внутрішній стороні сервер Fastify отримує завантажене зображення і починає його обробку. Сервер використовує багатокomпонентний синтаксичний аналіз форми для вилучення файлу

зображення, перетворюючи його у формат, придатний для аналізу. Оптичне розпізнавання символів виконується для вилучення тексту з етикетки, перетворюючи візуальні дані в машинозчитуваний формат (рисунок 3.4). Цей етап має вирішальне значення, оскільки він уможливорює подальший ШІ-аналіз, надаючи структурований список інгредієнтів. Процес розпізнавання оптимізовано для різних форматів етикеток, він працює з різними мовами та типографіками для забезпечення точності. Потім витягнутий текст передається на наступні етапи обробки, при цьому серверна частина підтримує надійний конвеєр для ефективної обробки паралельних запитів. Обробка помилок гарантує, що невірні зображення або збої в обробці реєструються і передаються назад на фронтенд, зберігаючи надійність системи.

```
fastify.post('/upload', async (req, reply) => {
  try {
    const parts = req.parts();
    for await (const part of parts) {
      if (part.type === 'file' && part.file) {
        const buffer = await getStream.buffer(part.file);

        const { data: { text } } = await Tesseract.recognize(buffer, 'eng', {
          logger: m => console.log(m)
        });
        console.log('Extracted text:', text);
      }
    }
  }
});
```

Рисунок 3.4 – Фрагмент коду

Витягнутий текст проходить аналіз за допомогою штучного інтелекту, щоб ідентифікувати та класифікувати харчові добавки. Бекенд надсилає текст до сервісу NLP, який аналізує список інгредієнтів, щоб класифікувати добавки як корисні, нейтральні або шкідливі, створюючи структуровані результати для кожної категорії. Цей аналіз спирається на зовнішні моделі штучного інтелекту, доступ до яких здійснюється за допомогою захищених викликів API, для оцінки добавок відповідно до наукових стандартів. Паралельно модель машинного навчання, навчена на наборі даних маркованих добавок, обробляє категоризовані показники добавок, щоб

визначити загальну безпеку продукту (позитивну, нейтральну, негативну). Бекенд агрегує ці результати, поєднуючи результати NLP з класифікацією ML, щоб сформувавши комплексну відповідь. Такий підхід подвійного аналізу підвищує точність програми, надаючи користувачам детальну інформацію та загальну оцінку. Асинхронна обробка даних у бекенді гарантує, що складні обчислення не затримують відповіді, зберігаючи продуктивність для використання в режимі реального часу.

Нарешті, бекенд повертає результати аналізу на фронтенд, який надає їх у зручному для користувача форматі. Фронтенд React Native динамічно оновлює інтерфейс, відображаючи категоризовані списки добавок з кольоровим кодуванням тексту (наприклад, зелений – корисні, червоний – шкідливі) та стислий опис класифікації безпеки продукту. Такі компоненти, як прокручувані перегляди і стилізовані контейнери, забезпечують доступність і візуальну зрозумілість результатів навіть для великих списків інгредієнтів. Фронтенд обробляє граничні випадки, такі як порожні результати або помилки, відображаючи відповідні повідомлення. Процес рендерингу завершує робочий процес, перетворюючи необроблені зображення етикеток на дієву інформацію. Тісна інтеграція між фронтендом і бекендом, завдяки стандартизованим форматам даних і надійній обробці помилок, забезпечує безперебійну роботу користувача, що відповідає меті програми – ефективно надавати достовірну інформацію про безпеку харчових продуктів.

3.5 Тестування застосунку

Після запуску програми користувачів зустрічає головна сторінка, яка слугує точкою входу для взаємодії (рисунок 3.5). Цей інтерфейс має чистий, інтуїтивно зрозумілий дизайн з двома основними опціями: створення нової фотографії етикетки товару за допомогою камери пристрою або вибір існуючого зображення з галереї. Макет, створений за допомогою React

Native, надає пріоритет простоті, з помітно розміщеними кнопками з чіткими підписами, які керують діями користувача. Тестування підтвердило, що головна сторінка швидко завантажується на пристроях iOS та Android, а дозволи на доступ до камери або галереї запитуються прозоро.

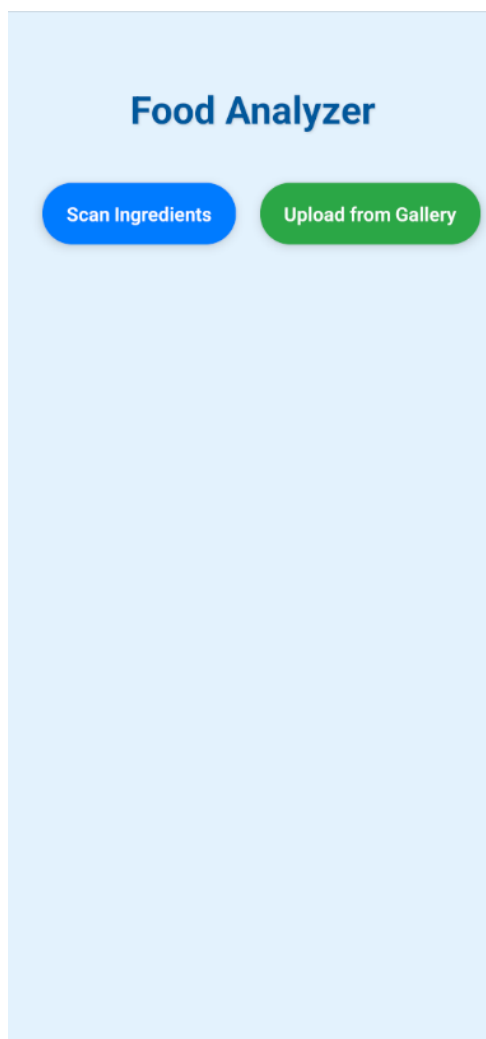


Рисунок 3.5 – Головна сторінка застосунку

Після вибору опції – захоплення нової фотографії або завантаження з галереї – додаток переходить у стан завантаження, що означає, що зображення обробляється (рисунок 3.6). На цьому етапі зображення завантажується на внутрішній сервер Fastify, після чого відбувається розпізнавання тексту, NLP і ML-аналіз. Фронтенд відображає динамічний індикатор завантаження, реалізований як React Native компонент, щоб

підтримувати взаємодію з користувачем під час обробки. Тестування підтвердило, що екран завантаження з'являється оперативно і забезпечує візуальний зворотній зв'язок, а індикатор плавну анімацію. Додаток ефективно справляється з нестабільністю мережі, повторюючи спроби завантаження в разі тимчасових збоїв і сповіщаючи користувачів про постійні проблеми з підключенням. Тривалість фази завантаження, яка зазвичай становить кілька секунд, залежить від складності зображення та часу відгуку сервера, але оптимізація бекенду забезпечує мінімальну затримку, підтримуючи зручність використання в реальному часі.

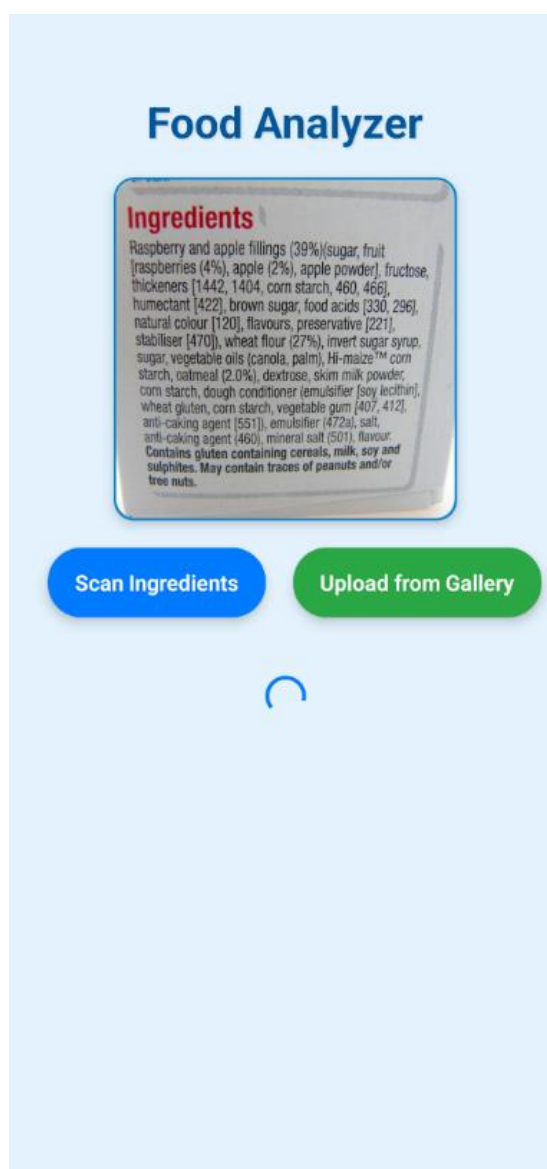


Рисунок 3.6 – Завантаження результатів аналізу

Після завершення аналізу програма представляє результати у структурованому, зручному для користувача форматі, який відображається за допомогою інтерфейсу з прокруткою, що організовує інсайти для наочності (рисунок 3.7 та рисунок 3.8). На екрані результатів відображаються три категоризовані списки харчових добавок, визначених на етикетці: корисні, нейтральні та шкідливі, кожен з яких супроводжується назвою добавки та коротким описом, де це можливо. Кожна категорія має кольорове кодування:

- зелений для корисних;
- чорний для нейтральних;
- червоний для шкідливих;

Якщо в категорії не виявлено жодних добавок, додаток показує «Немає», забезпечуючи прозорість.

На додаток до списків добавок, результати включають загальну класифікацію продукту як позитивного, нейтрального або негативного, визначену за допомогою моделі TensorFlow.js, навченої на маркованому наборі даних про добавки. Ця класифікація відображає сукупну безпеку виявлених добавок, надаючи користувачам стисле резюме. Наприклад, продукт з переважно корисними добавками і без шкідливих може бути класифікований як позитивний, тоді як продукт зі шкідливими добавками – як негативний. Результати також містять заснований на фактах висновок, отриманий за допомогою NLP-аналізу, який підсумовує безпеку продукту, не перебільшуючи ризики.

Інтерфейс результатів, побудований на основі прокручуваних компонентів React Native, забезпечує зручну навігацію у великих списках, зі стилізованим текстом та макетами, оптимізованими для читання. Тестування підтвердило, що результати завантажуються миттєво після отримання відповіді бекенда, а динамічні оновлення обробляються плавно, щоб запобігти збоєм в інтерфейсі.

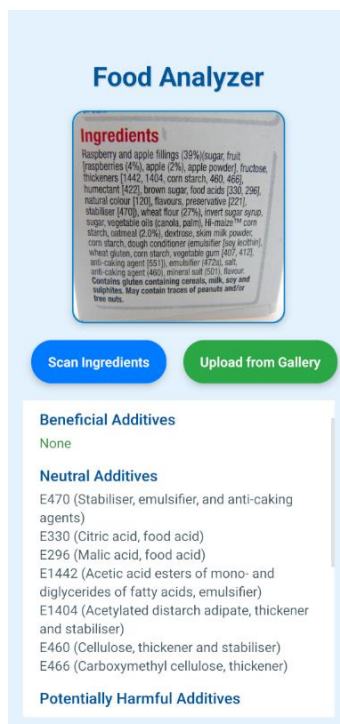


Рисунок 3.7 – Результати аналізу

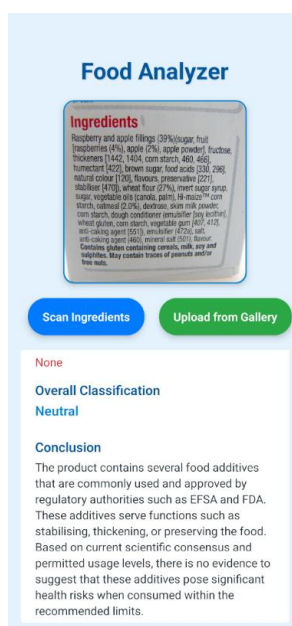


Рисунок 3.8 – Результати аналізу

В результаті роботи застосунку користувач отримує повну інформацію про добавки продукту.

ВИСНОВКИ

Основною метою цієї роботи була розробка мобільного додатку для аналізу етикеток харчових продуктів з метою оцінки безпеки через ідентифікацію та класифікацію добавок у поєднанні з комплексним дослідженням методів, придатних для досягнення цієї мети.

Завдання було повністю виконано, в результаті чого було створено функціональний додаток, який дозволяє користувачам захоплювати або завантажувати зображення етикеток, витягувати текст за допомогою оптичного розпізнавання символів, аналізувати добавки за допомогою обробки природної мови та класифікувати продукти за допомогою машинного навчання. Додаток успішно класифікує добавки як корисні, нейтральні або шкідливі, надає загальну класифікацію продуктів та надає висновки про безпеку, що ґрунтуються на фактах, відповідно до функціональних вимог проекту.

Порівняно з вітчизняними та світовими аналогами, додаток пропонує унікальне поєднання розпізнавання тексту в реальному часі, аналізу добавок на основі NLP та класифікації продуктів на основі ML в межах однієї мобільної платформи. Іншим рішенням, таким як сканери основних інгредієнтів, часто не вистачає аналізу на основі ШІ, вони покладаються на ручний пошук у базі даних. Інтеграція OCR, NLP і ML відрізняє цей додаток, забезпечуючи гнучкість для різних форматів етикеток і аналітику в реальному часі без залежності від зовнішніх баз даних, що позиціонує його як конкурентний інструмент у сфері безпеки харчових продуктів.

Потенційні майбутні вдосконалення включають підвищення точності розпізнавання зображень низької якості, додавання багатомовної підтримки для глобального використання та інтеграцію оновлень нормативної бази в режимі реального часу для відображення нових стандартів безпеки харчових продуктів, забезпечуючи постійну актуальність і масштабованість.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Food Safety and Consumer Awareness. *World Health Organization*.
URL: <https://www.who.int/health-topics/food-safety> (дата звернення 24.04.2025)
2. AI-Based Mobile Applications for Food Safety Analysis. *ScienceDirect*.
URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0924224421001234>
(дата звернення 25.04.2025)
3. Global Food Supply Chains and Quality Control. *Food and Agriculture Organization*. URL: <https://www.fao.org/food-safety/en/> (дата звернення 26.04.2025)
4. Nutrition and Chronic Disease Prevention. *National Library of Medicine*.
URL: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC7314891/> (дата звернення 27.04.2025)
5. Number of food additives per food. *Researchgate*. URL: https://www.researchgate.net/figure/Number-of-food-additives-per-food-product-Open-Food-Facts-database-n-126-556_fig3_339686378 (дата звернення 28.04.2025)
6. Variability in Food Labeling Practices. *Journal of Food Science*. URL: <https://ift.onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1111/1750-3841.15987> (дата звернення 29.04.2025)
7. International Food Labeling Standards. U.S. *Food and Drug Administration*. URL: <https://www.fda.gov/food/food-labeling-nutrition> (дата звернення 30.04.2025)
8. AI Innovations in Food Quality Analysis. *Forbes*. URL: <https://www.forbes.com/sites/forbestechcouncil/2024/03/15/ai-in-food-quality-control/> (дата звернення 01.05.2025)
9. Computer Vision and NLP in Food Safety. *National Library of Medicine*.
URL: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC7891234/> (дата звернення 02.05.2025)

10. LeCun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. Deep Learning. *Nature*. URL: <https://www.nature.com/articles/nature14539> (дата звернення 03.05.2025)
11. Sparsim. *Що таке OCR та навіщо його використовують*. URL: <https://sparsim.org/shcho-take-ocr-ta-navishcho-yoho-vykorystovuiut/> (дата звернення 05.05.2025)
12. Lample, G., et al. Neural Architectures for Named Entity Recognition. *ACL Anthology*. URL: <https://aclanthology.org/N16-1030/> (дата звернення: 07.05.2025)
13. Conneau, A., et al. Unsupervised Cross-lingual Representation Learning at Scale. *ACL Anthology*. URL: <https://aclanthology.org/2020.acl-main.747/> (дата звернення 09.05.2025)
14. Hastie, T., Tibshirani, R., & Friedman, J. The Elements of Statistical Learning. *SpringerLink*. URL: <https://link.springer.com/book/10.1007/978-0-387-84858-7> (дата звернення: 11.05.2025)
15. Shi, W., et al. Edge Computing: Vision and Challenges. *IEEE Xplore*. URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/7469397> (дата звернення: 13.05.2025)
16. Armbrust, M., et al. A View of Cloud Computing. *ACM Digital Library*. URL: <https://dl.acm.org/doi/10.1145/1721654.1721672> (дата звернення: 15.05.2025)
17. Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. Deep Learning. *MIT Press*. URL: <https://www.deeplearningbook.org/> (дата звернення: 17.05.2025)
18. React Native documentation. *React Native*. URL: <https://www.oreilly.com/library/view/learning-react-native/9781491929049/> (дата звернення: 19.05.2025)