

Міністерство освіти і науки України  
Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет Інформаційно-аналітичних технологій та менеджменту  
(повна назва)

Кафедра Інформатики  
(повна назва)

**КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА**  
**Пояснювальна записка**

рівень вищої освіти перший (бакалаврський)

**РОЗРОБКА МОБІЛЬНОГО ЗАСТОСУНКУ ДЛЯ ВЕДЕННЯ  
ЩОДЕННИКА ДІАБЕТИКА З ВИКОРИСТАННЯМ ШТУЧНОГО  
ІНТЕЛЕКТУ ДЛЯ АНАЛІЗУ ВМІСТУ ВУГЛЕВОДІВ У ЇЖІ  
НА ОСНОВІ ФОТО**

(тема)

Виконав:

здобувач 4 року навчання,

групи ІТІНФ-21-1

Мамонов Г. С.

(прізвище, ініціали)

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

Тип програми освітньо-професійна

Освітня програма Інформатика  
(повна назва освітньої програми)

Керівник доц. Любченко В. А.  
(посада, прізвище, ініціали)

Допускається до захисту

Завідувач кафедри інформатики \_\_\_\_\_  
(підпис)

Кобилін О. А.  
(прізвище, ініціали)

2025 р.

## Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет Інформаційно-аналітичних технологій та менеджментуКафедра ІнформатикиРівень вищої освіти перший (бакалаврський)Спеціальність 122 Комп'ютерні науки  
(код і повна назва)Тип програми освітньо-професійнаОсвітня програма Інформатика  
(повна назва)

ЗАТВЕРДЖУЮ:

Зав. кафедри \_\_\_\_\_  
(підпис)

«\_\_\_\_\_» \_\_\_\_\_ 2025 р.

**ЗАВДАННЯ**  
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУздобувачеві Мамонову Георгію Семеновичу  
(прізвище, ім'я, по батькові)1. Тема роботи Розробка мобільного застосунку для ведення щоденника діабетика з використанням штучного інтелекту для аналізу вмісту вуглеводів у їжі на основі фото

затверджена наказом університету від 19 травня 2025 року № 381Ст

2. Термін подання здобувачем роботи до екзаменаційної комісії 7 червня 2025 р.

3. Вихідні дані до роботи науково-методична та науково-технічна література, матеріали конференцій, дані інтернет-мережі, бібліотека Drogon, , бібліотека nlohmanjson, бібліотека SimpleAmqpClient, бібліотека Rabbitmq-c, середовище Visual Studio Code, мова програмування C++, мова програмування TypeScript, бібліотека Expo, база даних MySQL, платформа обміну повідомленнями RabbitMQ.

4. Перелік питань, що потрібно опрацювати в роботі \_\_\_\_\_

1. Аналіз існуючих методів підрахунку кількості вуглеводів по фото.

2. Створення набору даних та тестування мультимодальних моделей на ньому.

3. Розробка функціоналу для підрахунку кількості вуглеводів по фото.

4. Реалізація математичної моделі розрахунку дози інсуліну.

5. Реалізація функціоналу для збереження прийомів їжі користувача.

6. Розробка зручного мобільного застосунку для поєднання функцій аналізу фото на вміст вуглеводів, збереження аналізу та розрахунку дози інсуліну.

5. Перелік графічного матеріалу із зазначенням креслеників, схем, плакатів, комп'ютерних ілюстрацій (п.5 включається до завдання за рішенням випускової кафедри) зображення інших існуючих застосунків для діабетиків, схема згорткових нейронних мереж, схема розпізнавання, фотографії з набору даних для тестування мультимодальних моделей, діаграми порівняння мультимодальних моделей, рисунки роботи застосунку, алгоритм роботи серверної частини, алгоритм роботи мобільного застосунку.

---



---



---



---



---

6. Консультанти розділів роботи (п.6 включається до завдання за наявності консультантів згідно з наказом, зазначеним у п.1)

Найменування розділу	Консультант (посада, прізвище, ім'я, по батькові)	Позначка консультанта про виконання розділу	
		підпис	дата

### КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів роботи	Строк / терміни виконання етапів роботи	Примітка
1	Отримання завдання на кваліфікаційну роботу	07.04.2025	
2	Аналіз завдання, підбір літератури	08.04.25-10.04.25	
3	Аналіз літератури з досліджуваної проблеми	11.04.25-14.04.25	
4	Аналіз технічних засобів	15.04.25-20.04.25	
5	Розробка методу	21.04.25-27.04.25	
6	Програмна реалізація	28.04.25-11.05.25	
7	Оформлення пояснювальної записки	12.05.25-20.05.25	
8	Перевірка на нормоконтроль	21.05.25-01.06.25	
9	Перевірка на плагіат	21.05.25-01.06.25	
10	Рецензування	21.05.25-01.06.25	
11	Підготовка презентації та доповіді	21.05.25-18.06.25	
12	Занесення роботи в електронний архів	02.06.25-18.06.25	
13	Попередній захист кваліфікаційної роботи	02.06.25-18.06.25	

Дата видачі завдання 7 квітня 2025 р.

Здобувач \_\_\_\_\_  
(підпис)

Керівник роботи \_\_\_\_\_ доц. Любченко В.А.  
(підпис) (посада, прізвище, ініціали)

## РЕФЕРАТ/ABSTRACT

Пояснювальна записка до кваліфікаційної роботи: 85 с., 7 табл., 47 рис., 30 джерел.

РОЗПІЗНАВАННЯ ЇЖІ, ШТУЧНИЙ ІНТЕЛЕКТ, МУЛЬТИМОДАЛЬНІ МОДЕЛІ, ОЦІНКА КІЛЬКОСТІ ВУГЛЕВОДІВ, ДІАБЕТ, МОБІЛЬНИЙ ЗАСТОСУНОК, КОМП'ЮТЕРНИЙ ЗІР, C++, MYSQL, RABBITMQ, DROGON.

Об'єктом роботи є створення мобільного застосунку для ведення щоденнику діабетика з функцією автоматичного аналізу вмісту вуглеводів їжі на основі фото.

Метою роботи є створення застосунку, що дозволяє автоматично розпізнавати кількість вуглеводів на фото їжі, розраховувати дозу інсуліну та систематизувати ці дані.

Сформовано набір даних для порівняння мультимодальних моделей. Проаналізовано результати тестування мультимодальних моделей. Сформовано математичну модель для розрахунку дози інсуліну.

У результаті роботи розроблено мобільний застосунок для ведення щоденнику діабетика з функцією автоматичного аналізу вмісту вуглеводів їжі на основі фото.

FOOD RECOGNITION, ARTIFICIAL INTELLIGENCE, MULTIMODAL MODELS, CARBOHYDRATE ESTIMATION, DIABETES, MOBILE APPLICATION, COMPUTER VISION, C++, MYSQL, RABBITMQ, DROGON.

The object of the work is to create a mobile application for keeping a diabetic diary with the function of automatic analysis of the carbohydrate content of food based on photos.

The aim of the work is to create an application that allows you to automatically recognize the amount of carbohydrates in a photo of food, calculate the dose of insulin and systematize this data.

A dataset for comparing multimodal models has been formed. The results of testing multimodal models are analyzed. A mathematical model for calculating the insulin dose was created.

As a result of the work, a mobile application for keeping a diabetic diary with the function of automatic analysis of food carbohydrate content based on photos was developed.

## ЗМІСТ

Перелік умовних позначень, символів, одиниць, скорочень і термінів .....	6
Вступ.....	7
1 Аналіз застосунків та літератури що полегшують життя діабетикам .....	8
1.1 Проблема розрахунку дози інсуліну для діабетиків .....	8
1.2 Аналіз застосунків для діабетиків та розпізнавання їжі на фото... 10	
1.3 Аналіз літературних джерел для автоматичного розпізнавання кількості вуглеводів на основі фото.....	15
1.4 Постановка задачі .....	21
2 Особливості Розробки мобільного застосунку для ведення щоденника діабетика з використанням штучного інтелекту для аналізу вмісту вуглеводів у їжі на основі фото.....	23
2.1 Методи розпізнавання кількості вуглеводів по фото.....	23
2.2 Створення набору фотографій їжі для порівняння мультимодальних моделей.....	26
2.3 Порівняння мультимодальних моделей на наборі даних та визначення найкращої моделі.....	28
2.4 Математична модель розрахунку дози короткого інсуліну .....	34
3 Розробка мобільного застосунку для ведення щоденника діабетика з використанням штучного інтелекту для аналізу вмісту вуглеводів у їжі на основі фото.....	36
3.1 Обґрунтування вибору середовища програмної реалізації .....	36
3.2 Програмна реалізація.....	38
3.2.1 Структура бази даних .....	38
3.2.2 Модуль авторизації .....	42
3.2.3 Модуль розпізнавання їжі .....	45
3.2.4 Модуль ведення щоденника діабетика .....	54
3.3 Інструкція користувача .....	67
Висновки .....	81
Перелік джерел посилання .....	82

## **ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, СИМВОЛІВ, ОДИНИЦЬ, СКОРОЧЕНЬ І ТЕРМІНІВ**

FIRS – Fast InfraRed Spectroscopy (метод спектроскопії, що використовує інфрачервоне випромінювання для швидкого аналізу складу матеріалів)

PRISMA-ScR – Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses extension for Scoping Reviews (набір рекомендацій для покращення систематичного звітування)

RGB-D – Red, Green, Blue and Depth (технологія, що дозволяє отримувати дані про кольори та просторове розташування об'єктів)

NIR – Near InfraRed (метод аналізу складу матеріалів за інтенсивністю поглинання та відбиття світла)

CNN – Convolutional Neural Network (згортова нейронна мережа)

JSON – JavaScript Object Notation (формат зберігання та передачі структурованих даних у вигляді тексту)

JPEG – Joint Photographic Experts Group (формат цифрових зображень)

PNG – Portable Network Graphics (формат цифрових зображень)

\$ – позначка долара Сполучених Штатів Америки

HTTP – Hypertext Transfer Protocol (протокол передачі даних)

API – Application Programming Interface (спосіб взаємодії комп'ютерних програм між собою)

UUID – Universally Unique Identifier (стандарт ідентифікації)

SQL – Structured query language (мова структурованих запитів)

## ВСТУП

Мобільні застосунки стали невід'ємною частиною повсякденного життя, забезпечуючи зручний доступ до сервісів, які раніше вимагали спеціального обладнання або складних дій з боку користувача. Окреме місце серед таких сервісів займають застосунки для моніторингу стану здоров'я, зокрема – щоденники для людей із хронічними захворюваннями, такими як цукровий діабет.

Цукровий діабет вимагає постійного контролю рівня споживаних вуглеводів, що безпосередньо впливає на дозування інсуліну. Важливим аспектом підтримки належного рівня глікемії є ведення харчового щоденника, який дозволяє контролювати кількість вуглеводів у спожитих стравах. Проте ручне введення даних часто є незручним, неточним або призводить до втрати мотивації.

Із розвитком технологій штучного інтелекту та комп'ютерного зору з'явилась можливість автоматизувати цей процес. Використання мультимодальних моделей дозволяє аналізувати зображення їжі у поєднанні з текстовим контекстом, що дає змогу значно точніше оцінити склад страви. Такі технології відкривають нові можливості для створення інтелектуальних мобільних застосунків, здатних не лише розпізнавати їжу, а й оцінювати вміст вуглеводів.

Актуальність роботи полягає у необхідності створення зручного та надійного інструменту, що дозволяє людям із діабетом автоматично визначати кількість вуглеводів у їжі на основі фото, інтегрувати ці дані до щоденника та отримувати підказки для коригування інсулінотерапії. Такий застосунок сприятиме поліпшенню якості життя користувачів і підвищенню ефективності самоконтролю.

# 1 АНАЛІЗ ЗАСТОСУНКІВ ТА ЛІТЕРАТУРИ ЩО ПОЛЕГШУЮТЬ ЖИТТЯ ДІАБЕТИКАМ

## 1.1 Проблема розрахунку дози інсуліну для діабетиків

Цукровий діабет є однією з найбільш розповсюджених хвороб світу. За даними Міжнародної діабетичної федерації, станом на 2025 рік понад 537 мільйонів дорослих у віці від 20 до 79 років живуть із діабетом. Прогнозується, що до 2045 року ця цифра збільшиться до 783 мільйонів. Щороку захворюваність зростає, особливо в країнах із середнім та низьким рівнем доходу. Діабет не тільки значно погіршує якість життя пацієнтів, але й є однією з основних причин смертності від серцево-судинних захворювань, інфарктів, інсультів та ускладнень, пов'язаних з нирками, зором і нервовою системою.

В основі цукрового діабету лежить порушення обміну глюкози – основного джерела енергії для клітин організму. При діабеті першого типу організм взагалі не виробляє інсулін через аутоімунне руйнування бета-клітин підшлункової залози. При діабеті другого типу вироблення інсуліну може зберігатися, однак клітини організму стають стійкими до його дії. В обох випадках рівень глюкози в крові залишається підвищеним, що призводить до гострих і хронічних ускладнень.

На рівень глюкози в крові впливає велика кількість факторів. Одним з основних є їжа, особливо кількість та якість споживаних вуглеводів. Прості вуглеводи (наприклад, цукор) швидко підвищують рівень глюкози, тоді як складні вуглеводи (наприклад, крупи або овочі) впливають поступово. Інші важливі чинники включають: фізичну активність – оскільки під час навантаження глюкозу споживають м'язи; стрес, який може підвищувати рівень глюкози через вивільнення гормонів стресу (кортизолу, адреналіну); гормональні зміни; захворювання; лікарські засоби, які можуть мати гіперглікемічний ефект; а також добові коливання рівня глюкози.

Правильне дозування інсуліну є життєво необхідним для людей із діабетом першого типу та для деяких хворих на діабет другого типу. Доза короткодіючого інсуліну, що вводиться перед прийомом їжі, розраховується на основі кількості вуглеводів у страві та рівня глюкози перед їжею.

Основними інструментами для розрахунку є так званий вуглеводний коефіцієнт (кількість грамів вуглеводів, які покриває 1 одиниця інсуліну), а також коефіцієнт корекції, або чутливості до інсуліну (на скільки ммоль/л знижує рівень глюкози одна одиниця інсуліну). Наприклад, якщо вуглеводний коефіцієнт дорівнює 10, а в страві міститься 50 грамів вуглеводів, пацієнту потрібно ввести 5 одиниць інсуліну для компенсації їжі. Якщо перед їжею рівень глюкози перевищує цільовий, необхідно додатково ввести корекційну дозу, розраховану за коефіцієнтом чутливості.

Точний облік усіх цих даних – спожитої їжі, кількості введеного інсуліну, фізичної активності, рівня глюкози протягом дня – є основою ефективного самоконтролю. Ведення щоденника допомагає не лише уникати небезпечних станів, таких як гіпоглікемія або гіперглікемія, а й дає змогу пацієнтові та лікареві аналізувати тенденції: наприклад, виявляти періоди доби, коли глюкоза найчастіше виходить за межі норми, або відстежувати вплив окремих продуктів на рівень глюкози. З часом це дає змогу оптимізувати лікування, добирати точніші дози інсуліну, адаптувати харчування та фізичну активність.

Однак ведення такого обліку вручну є досить складним і потребує високої самодисципліни. Людський фактор часто призводить до помилок. Також ручне ведення щоденника вимагає багато часу та зусиль, що може бути незручним у повсякденному житті. Крім того, не всі пацієнти здатні систематично та точно записувати усі необхідні дані. Саме тому сучасні технології, мобільні застосунки з елементами штучного інтелекту – відкривають нові можливості для формування повноцінного цифрового щоденника діабетика. Це значно полегшує життя пацієнтів, зменшує кількість помилок і покращує загальний контроль над захворюванням.

## 1.2 Аналіз застосунків для діабетиків та розпізнавання їжі на фото

Використання мобільних застосунків значно підвищує якість життя людей із діабетом. Ці програми дають змогу відстежувати рівень глюкози в крові, планувати харчування та розраховувати дози інсуліну. Завдяки інтеграції технологій штучного інтелекту та машинного навчання, деякі із застосунків можуть аналізувати дані й надавати персоналізовані рекомендації. Такі інноваційні рішення сприяють зниженню ризику ускладнень і покращують загальний стан здоров'я.

Існує популярний застосунок для діабетиків SNAQ (рис. 1.1) [1]. Цей застосунок дозволяє розпізнавати їжу на фото, відмічати прийоми їжі та ін'єкції інсуліну.

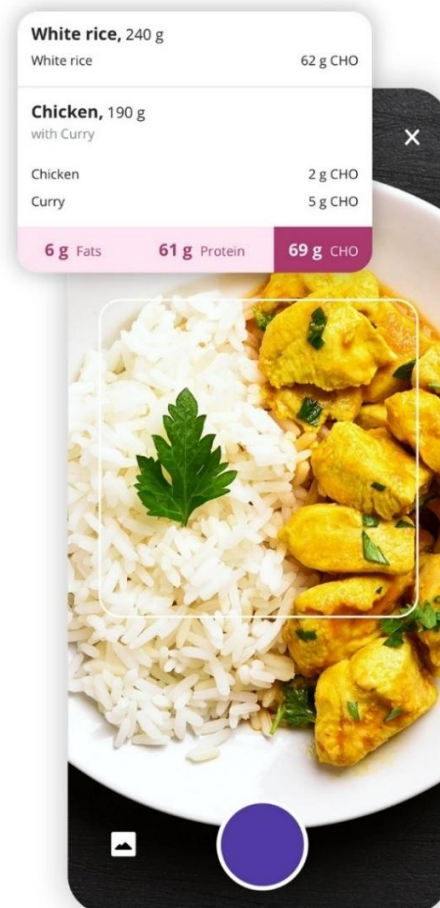


Рисунок 1.1 – Розпізнавання їжі у застосунку SNAQ

### Переваги застосунку SNAQ:

- інтеграція з системами неперервного моніторингу глюкози;
- розпізнавання кількості вуглеводів на фото;
- створює діаграми для аналізу впливу їжі на рівень глюкози.

### Недоліки застосунку SNAQ:

- користувачі скаржаться на точність визначення вуглеводів по фото їжі;
- користувачі скаржаться на погану роботу програми;
- більшість функцій доступна тільки в платній версії.

Існує популярний застосунок DiabTrend (рис. 1.2) [2].

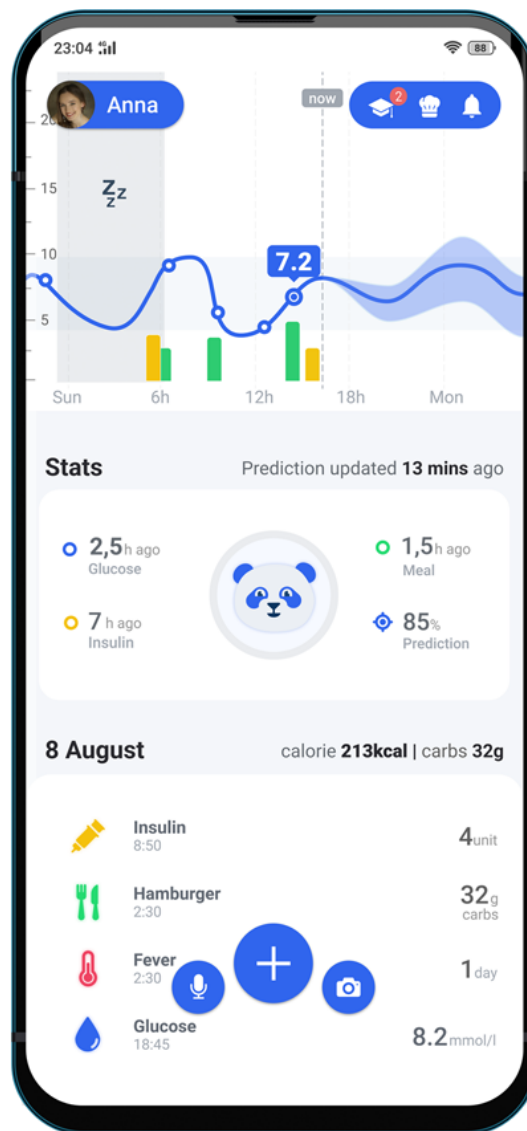


Рисунок 1.2 – Застосунок DiabTrend

Переваги застосунку DiabTrend:

- дозволяє швидко користуватися інтерфейсом за допомогою голосу;
- розпізнавання їжі на фото;
- прогнозування рівню глюкози.

Недоліки застосунку DiabTrend:

- користувачі скаржаться на складність та перевантаження інтерфейсу;
- немає інтеграції з більшістю систем моніторингу;
- застосунок працює повільно.

Існує застосунок mySugr (рис. 1.3) [3].

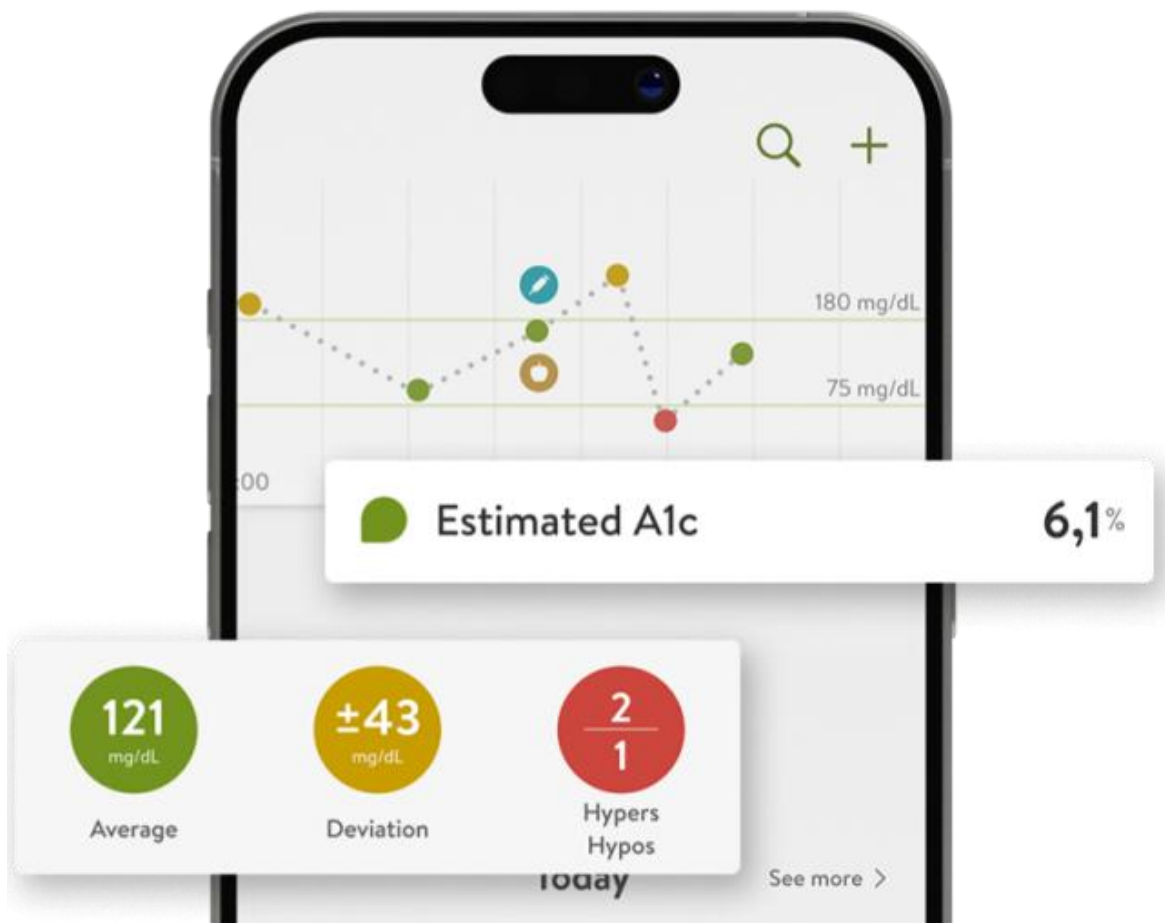


Рисунок 1.3 – Застосунок mySugr

Переваги застосунку mySugr:

- зручний інтерфейс;

- можливість введення даних про прийоми їжі, рівень глюкози та дози інсуліну;

- можливість прикріплення фотографії до прийому їжі;

- генерація звіту для медиків.

Недоліки застосунку mySugr:

- не має автоматичної функції розпізнавання їжі, всі дані треба вводити в ручному режимі;

- не має функціоналу для прогнозування дози інсуліну.

Існує застосунок Carbs & Cals: Diet & Diabetes (рис. 1.4) [4].

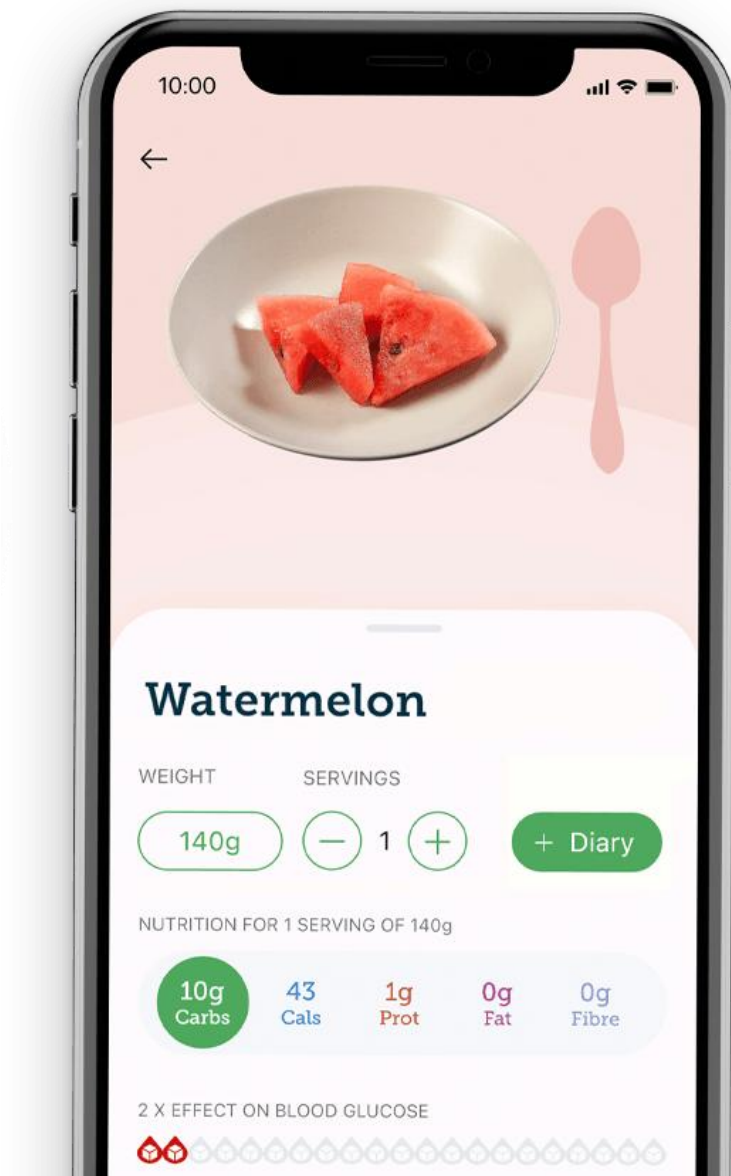


Рисунок 1.4 – Застосунок Carbs & Cals: Diet & Diabetes

### Переваги застосунку Carbs & Cals: Diet & Diabetes:

- дозволяє створювати віртуальну тарілку для порівняння з реальною та подальшого оцінювання кількості вуглеводів;
- має велику базу з 200000 продуктів.

### Недоліки застосунку Carbs & Cals: Diet & Diabetes:

- застосунок орієнтований тільки на Британію;
- не дозволяє робити записи доз інсуліну та показників цукру.

Існує застосунок Calorie Mama Food AI (рис. 1.5) [5].

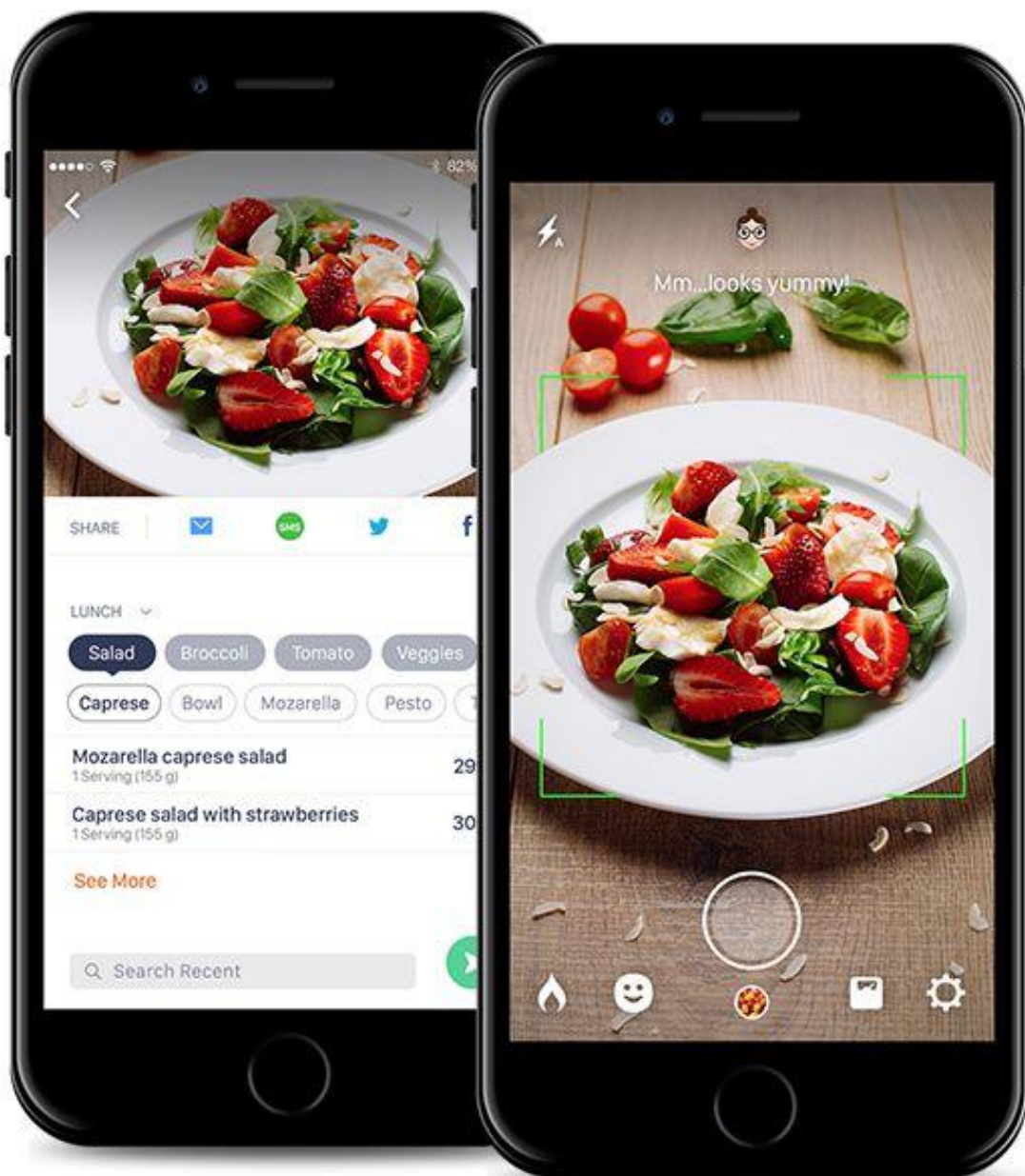


Рисунок 1.5 – Застосунок Calorie Mama Food AI

Переваги застосунку Calorie Mama Food AI:

- миттєве розпізнавання їжі;
- має функціонал для збереження прийомів їжі;
- застосунок має зручний інтерфейс.

Недоліки застосунку Calorie Mama Food AI:

- неточності при розпізнаванні складних страв;
- не дозволяє робити записи доз інсуліну та показників цукру;
- застосунок не орієнтований на діабетиків.

Проаналізувавши дані застосунки роблю висновок, що більшість застосунків мають суттєвий недолік. Застосунки не мають комплексного підходу до прогнозування дози інсуліну для хворих, що включає:

- розпізнавання кількості вуглеводів по фото їжі;
- ведення щоденнику з прийомами їжі, дозами інсуліну, фізичною активністю та показниками цукру;
- прогнозування дози інсуліну по фото їжі.

### 1.3 Аналіз літературних джерел для автоматичного розпізнавання кількості вуглеводів на основі фото

У роботі [6] автори акцентують увагу на важливості контролю рівня глюкози в крові, що вимагає дотримання дієти, фізичної активності та лікування. З метою полегшення цього процесу використовуються системи розпізнавання їжі FIRS, що базуються на мобільному комп'ютерному зорі. Такі системи використовують камери смартфонів і методи комп'ютерного зору для автоматичного визначення продуктів харчування, їхнього об'єму та поживної цінності. У статті проведено систематичний огляд досліджень за останні двадцять років, які стосуються застосування FIRS.

У роботі [7] розглядається використання штучного інтелекту як інструменту для автоматизованої оцінки поживних речовин. Автори провели

огляд відповідно до рекомендацій PRISMA-ScR, охопивши 25 досліджень, опублікованих з 2010 по 2023 роки, які застосовували сучасні моделі ШІ. У дослідженнях використовувалися зображення їжі, рух щелепи та текстові дані. Точність моделей виявлення їжі досягала 99,85 %. Для ідентифікації зображень із їжею використовуються згорткові нейронні мережі.

У дослідженні [8] акцентується увага на значенні точного оцінювання вуглеводів для управління надлишковою вагою та ожирінням, що досягається через запис поживної цінності спожитої їжі. З метою полегшення цього процесу розроблено системи, що використовують мобільні пристрої для автоматичного визначення їжі по фотографій. Застосунок застосовує згорткові нейронні мережі, які аналізують зображення для оцінки типу їжі та розміру порції. У статті зазначено, що запропонований підхід перевершив інші методики на наборах зображень UEC-256 і Food-101, демонструючи перспективність.

У дослідженні [9] запропоновано підхід до оцінки прийому їжі, який використовує фотографію страви як вхідні дані для згорткової нейронної мережі. Метою роботи є одночасне виконання сегментації їжі, розпізнавання типів продуктів та оцінки об'єму порцій. Такий підхід дозволяє точно визначати кількість вуглеводів, оскільки обсяг кожного продукту пов'язується з його харчовим складом. Модель демонструє високу точність і значно зменшує час обробки порівняно з традиційними методами, що робить її придатною для використання в мобільних застосунках для діабетиків.

У роботі [10] представлено метод, який поєднує глибоке навчання з оцінкою відстані для автоматичного розпізнавання розмірів порцій їжі. Метою дослідження є спрощення процесу вимірювання. Система використовує камеру мобільного пристрою для визначення відстані до їжі, що дозволяє точно оцінити розміри порцій та розрахувати вміст калорій і вуглеводів. Запропонований підхід досягає середньої точності 95 %, що перевищує результати попередніх методів, і може бути інтегрований у мобільні застосунки для моніторингу харчування.

У джерелі [11] запропоновано метод оцінки харчової цінності їжі на основі зображень, який поєднує передбачення відстані до їжі та злиття даних RGB-D. Метою роботи було покращити точність оцінки порцій їжі та вмісту вуглеводів. Система використовує нейронні мережі для передбачення глибини зображення, що дозволяє точніше визначати об'єм їжі. Отримані дані зливаються з RGB-зображенням для покращення оцінки харчової цінності.

У роботі [12] представлено систему, яка поєднує ближню інфрачервону спектроскопію з глибоким навчанням для оцінки калорійності та вмісту макроелементів, включаючи вуглеводи. Метою дослідження було підвищити точність та надійність оцінки харчової цінності їжі. Система аналізує спектри для точного передбачення поживних речовин та використовує модель глибокого навчання, що дозволяє покращити надійність результатів.

У роботі [13] представлено порівняльний аналіз методів виявлення об'єктів інтересу на кольорових медичних цитологічних зображеннях із застосуванням різних операторів детектування країв. Дослідження зосереджене на покращенні якості візуального розпізнавання за рахунок використання додаткової інформації, отриманої з окремих кольорових каналів у форматі RGB. Запропоновано підходи з повним або частковим повторним використанням операторів детекції країв, що дозволяє ефективніше виокремлювати ключові елементи зображення. Результати оцінюються з використанням метрик візуального сприйняття, а також ілюструються численними таблицями, графіками та зображеннями.

У джерелі [14] розглянуто сегментацію медичних цифрових зображень як одну з ключових задач обробки візуальної інформації, яка належить до класу NP-складних. Цифрові зображення виступають джерелом додаткової інформації про навколишнє середовище та відіграють важливу роль у процесі медичної діагностики й дослідження стану здоров'я людини. Завдяки цифровій візуалізації можливо отримувати необхідні дані дистанційно, без прямого втручання у життя пацієнта, що особливо актуально в умовах телемедицини. У дослідженні проаналізовано підходи до сегментації

зображень, які забезпечують досягнення необхідних результатів попри складність обчислень.

У роботі [15] розглянуто застосування методів медичної візуалізації для ранньої діагностики захворювань, що є вирішальним чинником для ефективного лікування та запобігання можливим ускладненням. Зокрема, об'єктом дослідження обрано мікроскопічні зображення тканин печінки, на яких можуть проявлятися ознаки жирової дистрофії. У дослідженні узагальнено загальну схему аналізу таких зображень, що включає етапи підготовки, обробки та інтерпретації даних

У джерелі [16] досліджується роль методів обробки та аналізу зображень як інструменту пізнання навколишнього світу. Особливу увагу приділено використанню цих методів у медицині, де візуалізація внутрішніх процесів людського організму є критично важливою для виявлення, розуміння та діагностики захворювань.

У роботі [17] розглядається обробка мікроскопічних зображень у медицині як один із пріоритетних напрямів досліджень, зокрема акцентовано увагу на зображеннях кров'яних препаратів. Такі зображення є важливим джерелом інформації для комплексної діагностики стану здоров'я людини. Проте візуалізація та подальша автоматизована обробка зображень крові пов'язані з низкою специфічних складностей, що обумовлює необхідність дослідження різних підходів до їх аналізу. У дослідженні розглянуто зображення кров'яних препаратів як складні зображення, для аналізу яких застосовано метод кольорової сегментації.

У дослідженні [18] досліджуються шляхи зменшення обсягу даних, що підлягають аналізу під час застосування методів класифікації зображень у системах комп'ютерного зору. Метою дослідження є розроблення підходів до зниження розмірності векторного опису еталонної бази за допомогою метричної грануляції, що дозволяє скоротити обчислювальні витрати та прискорити процес класифікації при збереженні достатнього рівня точності. У дослідженні використано дескриптори ключових точок, апарат метричної

грануляції даних, теоретичні засади класифікації та обробки зображень, структури даних і програмне моделювання.

У роботі [19] запропоновано альтернативну модель зображення для відеоданих, що розглядаються як послідовність кадрів, спотворених імпульсним шумом. Особливістю цього типу шуму є те, що він впливає не лише на поточний кадр, а й поширюється на наступні кадри, поступово згасаючи з часом. Для усунення цього типу шуму та відновлення зіпсованої послідовності кадрів запропоновано використання фільтра Калмана. Числові експерименти засвідчили ефективність запропонованого підходу в задачах фільтрації відео, спотвореного імпульсним шумом.

У джерелі [20] розглядається завдання розпізнавання візуальних об'єктів на зображеннях, що є однією з ключових задач комп'ютерного зору. Запропоновано метод пошуку об'єктів, що базується на кластерному поданні дескрипторів запиту та поточного зображення із розрахунком міри релевантності між ними. Використання кластерного подання дозволяє суттєво підвищити швидкість ідентифікації або класифікації візуальних об'єктів при збереженні достатнього рівня точності. Метод базується на моделюванні процесів аналізу й обробки множини дескрипторів ключових точок, що дозволяє ефективно визначати об'єкти на зображеннях. У роботі проведено порівняльний експеримент із традиційним методом, де ідентифікація здійснювалася шляхом лінійного пошуку найближчого дескриптора без використання кластеризації. Результати експерименту показали приріст у швидкості обробки приблизно в 5,2 раза при однаковому рівні точності, що свідчить про високу ефективність запропонованого підходу.

У дослідженні [21] розглядається задача зменшення обчислювальних витрат у процесі класифікації зображень із застосуванням структурних методів. Основна увага приділена реалізації інструментів грануляції, фільтрації та кластеризації для обробки множини еталонних дескрипторів. Внаслідок стиснення кожен еталон трансформується у зменшений набір

дескрипторів або центрів даних, що забезпечує високу швидкість і продуктивність класифікації зображень.

У роботі [22] розглядається метод обробки, який традиційно є популярним підходом для врахування просторової апріорної інформації у різноманітних задачах комп'ютерного зору. Цей метод застосовується як для покращення статистичних моделей, так і для зменшення обчислювальних витрат. Зокрема, техніки суперпікселів широко використовуються для графового виведення на основі розрізів графів, що дозволяє суттєво знизити обчислювальні навантаження в процесі аналізу зображень.

У дослідженні [23] розглядаються актуальні задачі комп'ютерного зору – розпізнавання та класифікація об'єктів на зображеннях. Запропоновано застосування методів глибинного навчання на основі нейронних мереж як альтернативу існуючим підходам. Розроблено новий підхід для ефективного розпізнавання та класифікації кулінарних страв на зображеннях, який передбачає використання можливостей бібліотеки глибинного навчання TensorFlow та особливостей згорткових нейронних мереж. Створено програмний додаток для розпізнавання та класифікації кулінарних страв. Результати тестування запропонованого інструменту показали, що після семи повних епох навчання модель досягає точності на рівні 77 %, що є досить хорошим показником, враховуючи, що одна з основних проблем розпізнавання кулінарних страв – це висока подібність між класами. Перспективою подальших досліджень є створення підкласів для існуючих загальних класів страв.

У дослідженні [24] поставлено за мету вдосконалення структурних методів класифікації зображень на основі опису у вигляді набору дескрипторів ключових точок. Основна увага приділена реалізації навчання класифікатора з використанням комітету мереж Кохонена окремо для кожного опису в базі еталонів. Результатом навчання є фіксований набір центрів кластерів, що забезпечує високу швидкість класифікації. Запропоноване покращення полягає у незалежному навчанні для кожного еталона, що підвищує точність

апроксимації описів набором центрів і загалом гарантує підтримання ефективності класифікації на прийнятному рівні. Швидкість класифікації запропонованого методу на основі навчання комітету мереж Кохонена порівняно з традиційним лінійним пошуком зростає пропорційно до відношення потужності опису та кількості сформованих центрів. Результати експериментального моделювання запропонованих методів наведені на базі даних зображень монет. Тестова вибірка сформована як набір зображень з бази еталонів з застосуванням геометричних перетворень зсуву, масштабування та обертання. Етап тестування показав високий рівень точності класифікації після запропонованого навчання та виявив практичну можливість вибору структури мережі та параметрів, здатних забезпечити необхідний рівень точності та швидкості класифікації для прикладної задачі.

У навчальному посібнику [25] описано фундаментальні методи, що застосовуються у сфері цифрової обробки зображень, а також продемонстровано приклади їх реалізації на практиці. Автори розглядають ключові поняття, що стосуються цифрової обробки, аналізують технічні засоби, необхідні для виконання зазначених завдань, а також різноманітні методи класифікації зображень, які включають як параметричні, так і непараметричні підходи. Зокрема, розкрито детальні аспекти методів фільтрації та відновлення зображень, а також розглянуто методи, що працюють у просторовій області, такі як лінійна просторово-інваріантна фільтрація.

#### 1.4 Постановка задачі

Таким чином, визначення кількості вуглеводів по фото їжі, розрахунок дози інсуліну та систематизація цих даних є актуальною проблемою для хворих на діабет. Тому ставиться завдання розробки мобільного застосунку ведення щоденнику діабетика.

Об'єктом роботи є створення мобільного застосунку для ведення щоденнику діабетика з функцією автоматичного аналізу вмісту вуглеводів їжі на основі фото.

Метою роботи є створення застосунку, що дозволяє автоматично розпізнавати кількість вуглеводів на фото їжі, розраховувати дозу інсуліну та систематизувати ці дані.

Для досягнення мети необхідно вирішити такі завдання:

- аналіз існуючих методів підрахунку кількості вуглеводів по фото;
- створення набору даних та тестування на ньому;
- розробити функціонал для підрахунку кількості вуглеводів по фото;
- реалізувати математичну модель розрахунку дози інсуліну;
- реалізувати функціонал для збереження прийомів їжі користувача;
- розробити зручний мобільний застосунок для поєднання цих функцій.

## 2 ОСОБЛИВОСТІ РОЗРОБКИ МОБІЛЬНОГО ЗАСТОСУНКУ ДЛЯ ВЕДЕННЯ ЩОДЕННИКА ДІАБЕТИКА З ВИКОРИСТАННЯМ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ ДЛЯ АНАЛІЗУ ВМІСТУ ВУГЛЕВОДІВ У ЇЖІ НА ОСНОВІ ФОТО

### 2.1 Методи розпізнавання кількості вуглеводів по фото

У сучасних мобільних застосунках для діабетиків одним із провідних підходів є використання згорткових нейронних мереж для автоматичного розпізнавання виду страви та оцінки її харчової цінності на основі зображення (рис. 2.1) [26].

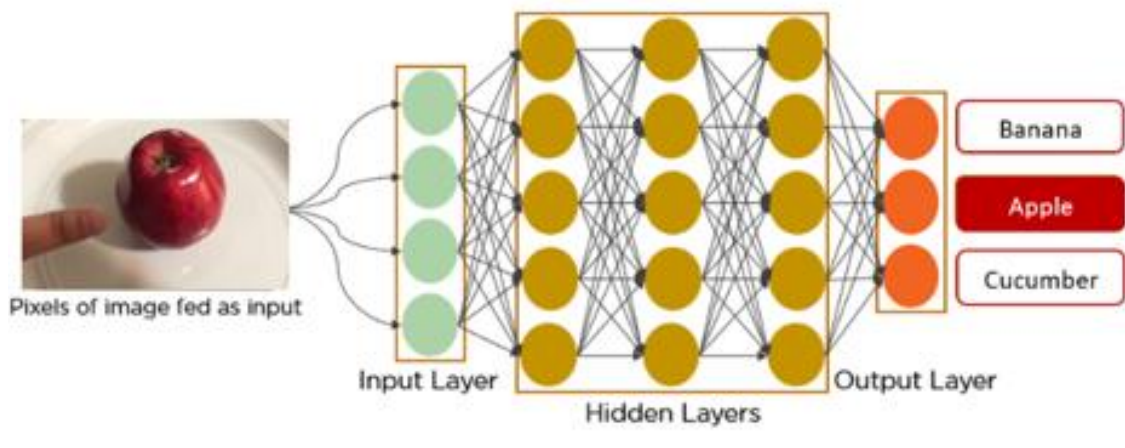


Рисунок 2.1 – Схема CNN

Спочатку система здійснює попередню обробку фотографії: нормалізацію розміру, корекцію освітлення та видалення шумів. Далі зображення пропускається через послідовність згорткових шарів, які витягують ключові ознаки (текстуру, форму та колір) для класифікації страви за довідковою базою даних. Після ідентифікації страви за отриманим класом виконується оцінка порції за допомогою методів сегментації та порівняння з еталонним об'єктом для розрахунку її площі чи об'єму. На підставі отриманого об'єму порції та збережених у базі даних середніх значень вмісту

вуглеводів у грамах для кожного типу страви проводиться обчислення загальної кількості вуглеводів у прийомі їжі.

У дослідженні [8] CNN досягла понад 80 % точності в класифікації 101 типу страв із наборів Food-101 та UEC-256, що підтвердило ефективність такого підходу для комп'ютерного аналізу харчового вмісту.

Іншим методом є використання великих мультимодальних моделей. У цьому методі використовуються мультимодальні великі моделі, які здатні одночасно аналізувати зображення та генерувати структуровані відповіді у форматі JSON (рис. 2.2) [27].

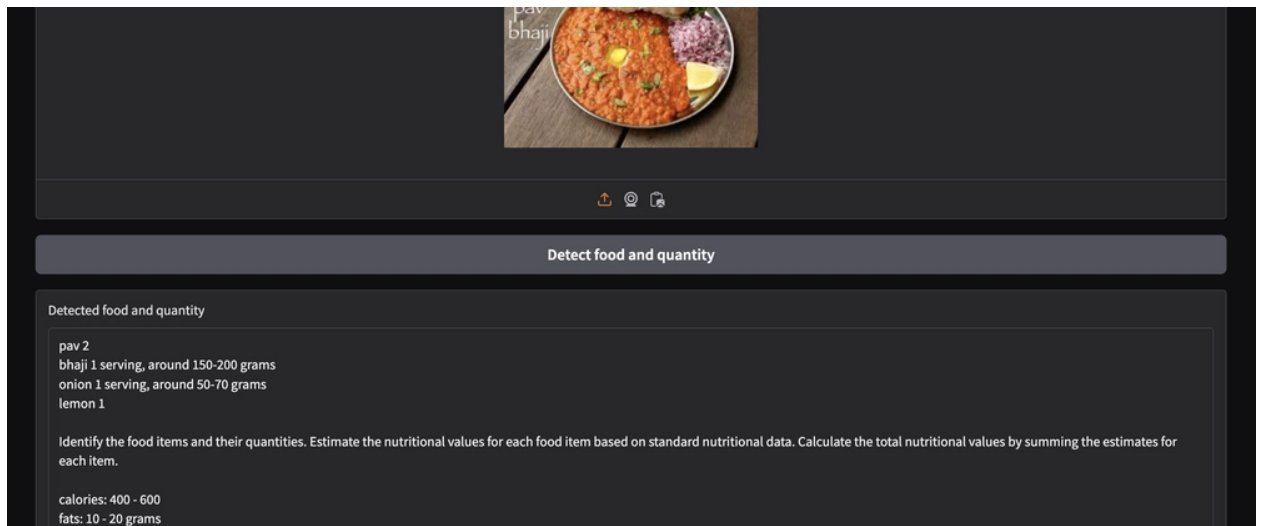


Рисунок 2.2 – Розпізнавання їжі за допомогою мультимодальної моделі GPT-4o mini

На вхід API передається запит, що містить дані про зображення: адресу або Base64-кодування фотографії, а також текстову інструкцію, наприклад «оцініть кількість вуглеводів у грамах». Окрім цього, у запиті задається схема JSON Schema, що описує очікувані поля відповіді. Це гарантує суворе дотримання формату виводу й спрощує інтеграцію в мобільний застосунок.

У дослідженні [27] був створений застосунок що розпізнає продукти та кількість кожного продукту в грамах на фото за допомогою мультимодальної моделі GPT-4o mini.

У рамках аналізу двох підходів до розпізнавання кількості вуглеводів у стравах на основі фотографій – класичного методу із застосуванням згорткових нейронних мереж та сучасного мультимодального підходу з використанням великих мультимодальних моделей, можна зробити кілька ключових висновків.

Метод на базі CNN ґрунтується на глибокому аналізі візуальних ознак, таких як колір, форма, текстура та розміщення інгредієнтів. Цей підхід добре підходить для завдань класифікації, де необхідно автоматично визначити відомі типи страв або інгредієнтів із заздалегідь підготовлених наборів даних. Однак CNN мають обмежену здатність до розуміння контексту, не враховують опис користувача, не мають можливості задавати уточнюючі запитання та потребують великих обсягів мічених даних. Через це точність оцінки кількості вуглеводів у складних або комбінованих стравах часто є недостатньо високою.

Мультимодальні моделі, значно розширюють ці можливості завдяки поєднанню зорової та мовної інформації. Вони не лише аналізують зображення, але й інтерпретують текстові інструкції, що дозволяє користувачам передавати додатковий контекст, наприклад опис способу приготування чи приблизну масу інгредієнтів. Моделі здатні видавати структуровані відповіді у форматі JSON, розраховувати вміст вуглеводів із урахуванням масштабів порції та навіть ставити уточнюючі запитання у випадках невизначеності. Це робить їх надзвичайно ефективними у реальних умовах, де якість зображень і тип страви можуть значно варіюватися.

Таким чином, хоча класичні CNN залишаються цінним інструментом для базової класифікації, мультимодальні підходи є значно перспективнішими для персоналізованого аналізу харчування, оскільки забезпечують вищу точність, гнучкість у взаємодії та здатність працювати з неповними або неоднозначними вхідними даними. У контексті розробки мобільного застосунку для щоденника діабетика мультимодальні моделі буду розглядати як основну технологічну платформу для автоматичного аналізу вуглеводного складу їжі.

## 2.2 Створення набору фотографій їжі для порівняння мультимодальних моделей

Для оцінки точності моделей та визначення найкращої моделі для розпізнавання кількості вуглеводів по фото треба зробити набір фотографій де буде відома кількість вуглеводів та протестувати набір моделей.

Роздільна здатність зображень повинна становити не менше  $1024 \times 768$  пікселів. Фон фотографій повинен бути максимально нейтральним та контрастним щодо об'єкта зйомки. Освітлення кадру повинно бути рівномірним, без різких тіней. Формат збереження зображень має бути стандартний, з перевагою на користь форматів JPEG або PNG. Кожне зображення повинно бути зроблене з відносно однакового ракурсу – зверху або під кутом 45 градусів. На фотографії має бути видно всі продукти у страві, тобто продукти які будуть захищені під стравою не будуть враховуватися бо на фотографії їх не видно (рис. 2.3).



Рисунок 2.3 – Приклад фотографії їжі з набору

До кожної фотографії створено окремий текстовий документ де зберігається кількість вуглеводів на фото (рис. 2.4). Для фотографій що не містять їжі створено файл з вмістом вуглеводів що дорівнює 0.

```
services > model_tests_1 > true_results > photo_2024-09-05_13-18-59.jpg.txt
1 53
```

Рисунок 2.4 – Приклад додатку до фотографії з вмістом вуглеводів

Було сформовано набір з 200 фотографій: з яких 150 це різноманітні фото їжі та 50 фото не містить їжі (рис. 2.5). Під час готування цих страв експертом було визначено кількість грам кожного продукту та кількість вуглеводів кожного продукту. Ці дані було збережено до набору даних.

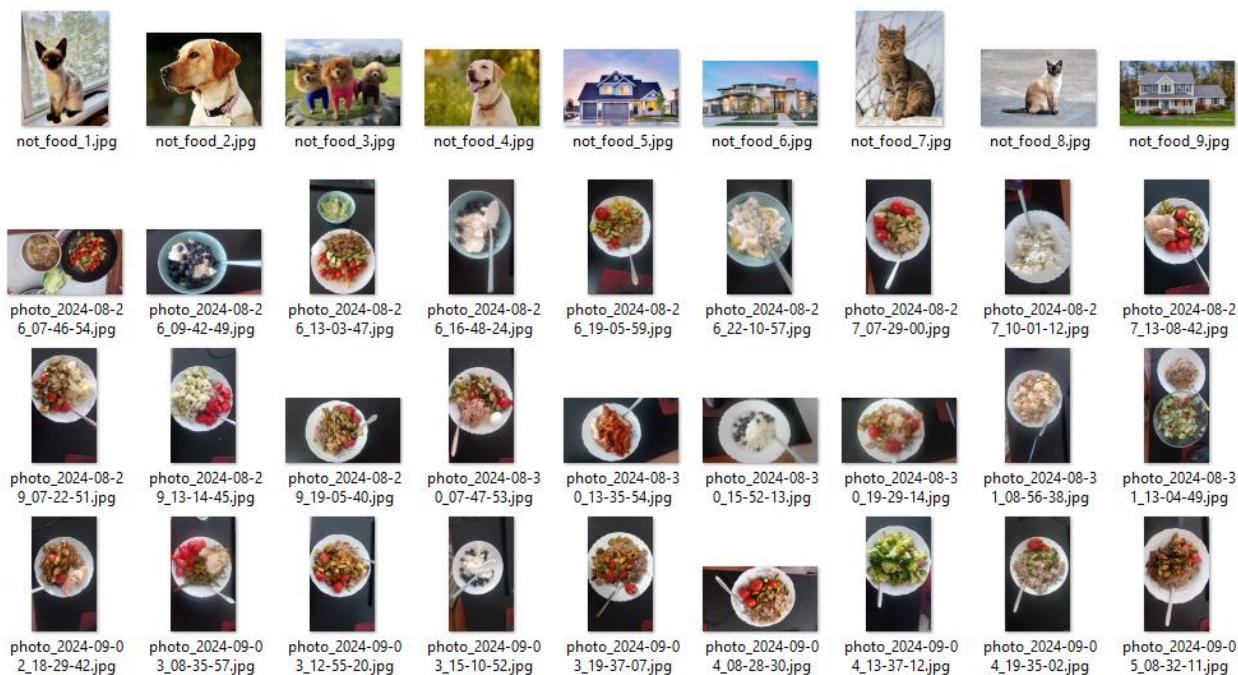


Рисунок 2.5 – Фотографії з набору

## 2.3 Порівняння мультимодальних моделей на наборі даних та визначення найкращої моделі

У процесі дослідження та створення мобільного застосунку, було здійснено порівняння сучасних мультимодальних моделей штучного інтелекту з метою визначення найоптимальнішої за точністю та продуктивністю. Для цього було створено спеціалізований текстовий запит (рис. 2.6), адаптований до задачі розпізнавання харчових продуктів на зображеннях та обчислення кількості вуглеводів, що містяться в них. Цей запит було сформульовано англійською мовою.

```

13  const std::string Prompts::prompt =
14  R"(You are a nutrition analysis assistant. Given any input image of foods:
15
16  1. Detect every unique food item and its weight in grams.
17  2. Use surrounding and image depth to determine amount of products.
18  3. Split products to the smallest parts(for example you should not have a single product with name
19  "Zucchini and cherry tomatoes", it should be two separate products).
20  4. For each item, retrieve the standard carbohydrate content per 100g from a reliable nutrition database.
21  5. Calculate the total carbohydrates for each item.
22  6. If there is no food on photo return return zero products.
23  7. Output ONLY valid JSON in the following format:
24
25  {
26  "products": [
27  {
28  "name":    "<exact food name>",
29  "grams":   <detected weight in grams as an integer>,
30  "carbs":   <calculated total carbohydrates rounded to the nearest integer>
31  }
32  ]
33  });

```

Рисунок 2.6 – Запит що було використано в коді

Запит включає в себе інструкції для моделі, які передбачають виявлення усіх окремих харчових продуктів на зображенні, визначення їхньої ваги в грамах, поділ на найменші складові одиниці (тобто відокремлення комбінованих страв на інгредієнти), а також отримання даних про вміст вуглеводів на 100 грамів з надійного харчового джерела. Після цього модель повинна обчислити загальну кількість вуглеводів для кожного продукту та надати виключно правильний результат у форматі JSON відповідно до наданої схеми.

Схема JSON була розроблена згідно з вимогами до структурованого представлення даних та містить об'єкт із масивом продуктів. Кожен елемент масиву повинен містити назву продукту, визначену вагу у грамах, а також кількість вуглеводів, розраховану з урахуванням зазначеної ваги. Такий формат дозволяє легко аналізувати та зберігати результати у базі даних або у зовнішніх файлах.

З метою забезпечення об'єктивного порівняння, було обрано вісім найперспективніших мультимодальних моделей відповідно до актуального тестування [28] із задач візуального розпізнавання та відповіді на питання за зображенням. До списку протестованих моделей увійшли: GPT-4o, GPT-4o-mini, o4-mini, GPT-4.1, GPT-4.1-mini, Gemini 2.5 Pro Preview, Gemini 2.0 Flash, Gemini 2.0 Flash Lite, Gemini 1.5 Flash, Gemini 2.5 Flash Preview та Gemini 2.0 Flash Exp. Всі ці моделі були обрані з урахуванням їхніх мультимодальних можливостей, підтримки зображень та здатності генерувати структуровані відповіді.

Для автоматизації процесу тестування було реалізовано програмне забезпечення, яке надсилає кожне зображення з набору даних до кожної моделі окремо. Відповіді моделей зберігаються у форматі JSON, після чого програма виконує аналіз результатів на відповідність істинним значенням, закладеним у тестовому наборі даних (рис. 2.7). Такий підхід дозволив забезпечити рівні умови для всіх моделей та отримати кількісну оцінку їх точності.

```
services > model_tests_1 > results > gpt-4o > {} photo_2024-08-31_13-04-49.jpgjson > ...
1
2
3 "products": [
4   {
5     "carbs": 99,
6     "grams": 150,
7     "name": "Buckwheat"
8   },
9   {
10    "carbs": 0,
11    "grams": 100,
12    "name": "Chicken"
13  },
14  {
15    "carbs": 10,
16    "grams": 200,
17    "name": "Mixed Salad"
18  }
19 ],
20 "time_spent": "5659"
```

Рисунок 2.7 – Приклад відповіді моделі GPT-4o

Оцінювання точності здійснювалося за спеціально розробленою формулою, яка враховує специфіку дієтотерапії при діабеті. Важливим аспектом є те, що у клінічній практиці для більшості пацієнтів допустимим вважається відхилення розрахованої кількості вуглеводів у межах  $\pm 10$  грамів, оскільки таке відхилення не має значущого впливу на рівень глікемії при стандартному дозуванні інсуліну. Таким чином, якщо розбіжність між справжнім значенням і обчисленим не перевищує 10 грам, модель отримує оцінку точності у 100 %. У випадках, коли відхилення перевищує цей поріг, застосовується розрахунок відносної похибки з подальшим перетворенням у відсоткову шкалу точності. Такий підхід дозволяє збалансовано оцінювати як точні, так і частково правильні відповіді моделей.

Після обчислення точності для кожної моделі по всіх зображеннях, результати були зведені у табличну форму та збережені у файл формату CSV для подальшого аналізу. У таблиці 2.1 наведено середній час обробки одного зображення та середню точність моделі у відсотках.

Таблиця 2.1 – Характеристики мультимодальних моделей

<b>Модель</b>	<b>Середній час запити (мілісекунди)</b>	<b>Точність</b>	<b>Ціна моделі за мільйон вхідних токенів (\$)</b>	<b>Ціна моделі за мільйон вихідних токенів (\$)</b>
<b>1</b>	<b>2</b>	<b>3</b>	<b>4</b>	<b>5</b>
gpt-4o	4453,29	69,67	5	20
gemini-2.5-flash-preview-05-20	6072,93	71,61	0,15	0,6
gpt-4o-mini	3947,19	62,46	0,6	2,4
gpt-4.1	4727,42	78,69	2	8
gemini-1.5-flash	2088,21	64,43	0,07	0,3

Продовження таблиці 2.1

1	2	3	4	5
gemini-2.0- flash-exp	2107,87	73,40	0	0
gpt-4.1-mini	3442,66	74,49	0,4	1,6
gemini-2.0- flash-lite	2273,93	71,86	0,07	0,3
o4-mini	8894,72	74,48	1,1	4,4
gemini-2.0- flash	2214,49	68,48	0,1	0,4
gemini-2.5- pro-preview- 05-06	31571,79	89,08	1,25	10

Отримані результати виявили, що найвищу точність продемонструвала модель Gemini 2.5 Pro Preview, хоча й з найбільшим середнім часом обробки. Інші моделі, зокрема GPT-4.1-mini та Gemini 2.0 Flash Exp, продемонстрували прийнятне співвідношення між точністю та швидкістю. Модель Gemini 1.5 Flash виявилася найшвидшою, проте мала найнижчу середню точність.

Створено діаграми що відображають відношення типу моделі до середнього часу запиту, відношення типу моделі до точності, відношення типу моделі до ціни моделі за мільйон вхідних токенів та відношення типу моделі до ціни моделі за мільйон вихідних токенів (рис. 2.8 – 2.11).



Рисунок 2.8 – Діаграма відношення типу моделі до середнього часу запиту

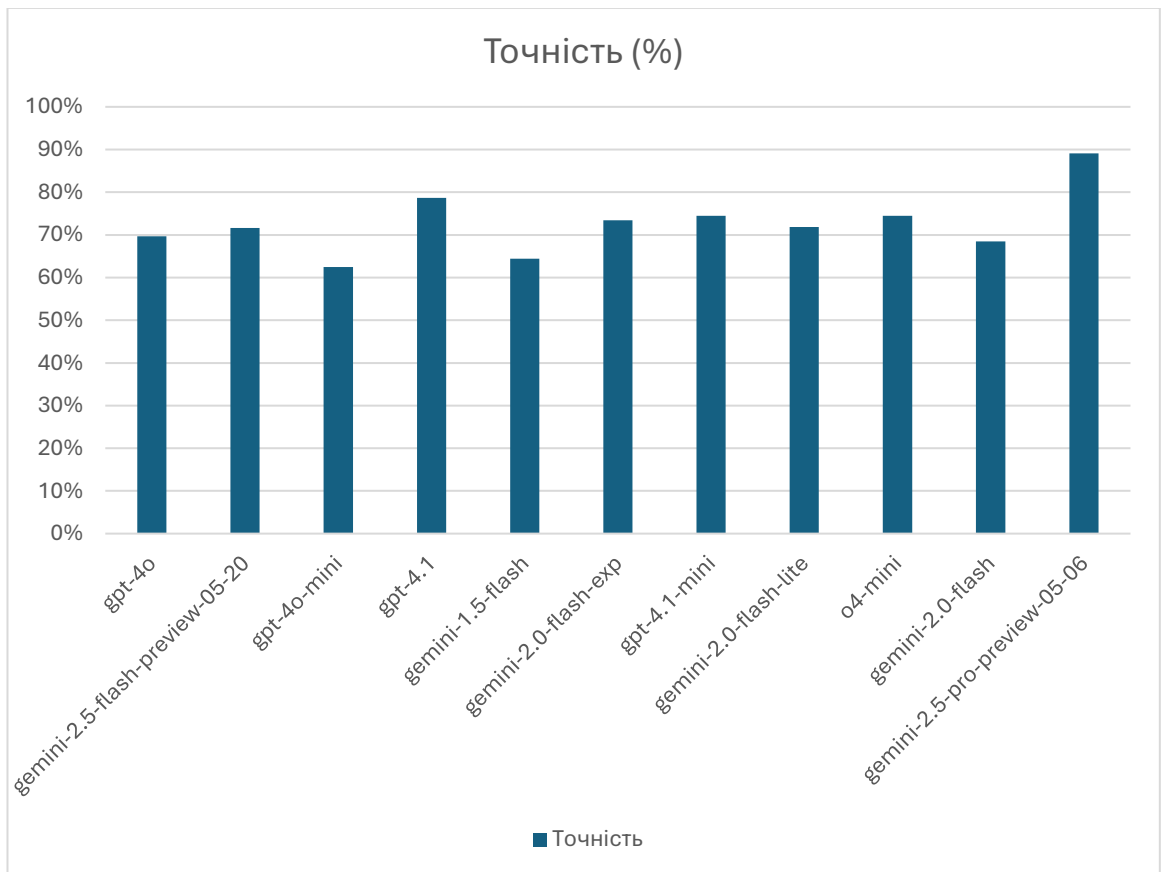


Рисунок 2.9 – Діаграма відношення типу моделі до точності



Рисунок 2.10 – Діаграма відношення типу моделі до ціни моделі за мільйон вхідних токенів

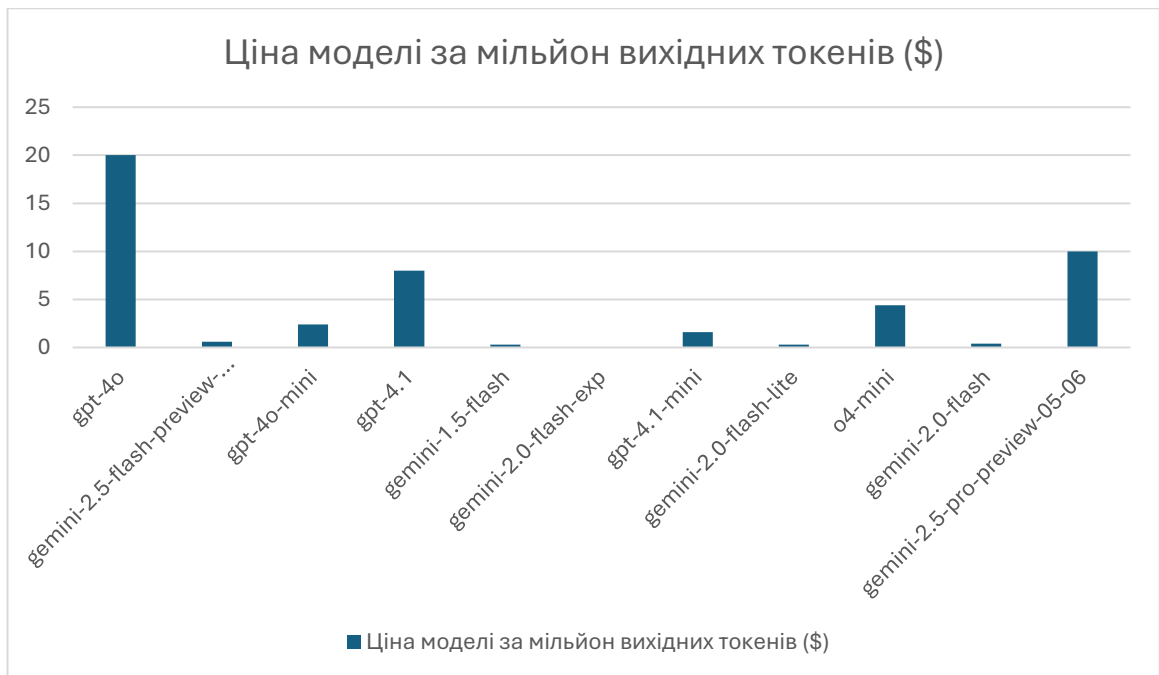


Рисунок 2.11 – Діаграма відношення типу моделі до ціни моделі за мільйон вихідних токенів

Аналізуючи отримані результати, особливу увагу було приділено двом найточнішим моделям – GPT-4.1 та Gemini 2.5 Pro Preview. Хоча Gemini 2.5

Pro Preview продемонструвала найвищу середню точність – 89,08 %, варто враховувати інші критично важливі чинники, зокрема час обробки запиту та доступність моделі для інтеграції в застосунок.

У порівнянні, модель Gemini 2.0 Flash Exp забезпечила високий рівень точності – 73,40 %, однак її середній час відповіді становив лише 2107,87 мілісекунд, що майже в 15 раз швидше за Gemini 2.5 Pro Preview. Окрім цього, Gemini 2.0 Flash Exp є безкоштовною у використанні, тоді як Gemini 2.5 Pro Preview вимагає оплати за кожен запит, що створює додаткові фінансові та технічні бар'єри для широкого застосування в мобільному застосунку, орієнтованому на кінцевих користувачів.

Таким чином, з урахуванням не лише точності, але й продуктивності, швидкодії та вартості, Gemini 2.0 Flash Exp може вважатися більш доцільною для використання у реальному застосунку, особливо з огляду на потребу в швидкому та доступному аналізі харчування без зайвих затримок чи фінансових витрат з боку користувача.

Результати експерименту дозволили обґрунтовано визначити найефективнішу модель для задачі автоматичного оцінювання вуглеводного складу їжі на основі зображень. Це забезпечує надійну основу для інтеграції обраної моделі у мобільний застосунок для підтримки користувачів із діабетом у повсякденному контролі харчування.

## 2.4 Математична модель розрахунку дози короткого інсуліну

У даному розділі розглянуто математичну модель розрахунку дози короткого інсуліну, яка реалізована в межах мобільного застосунку для підтримки людей із цукровим діабетом. В основі моделі лежить ідея індивідуального підходу до кожного користувача, з урахуванням не лише кількості вуглеводів у прийомі їжі, а й фізичної активності та добових фізіологічних коливань інсулінової чутливості. Такий підхід забезпечує

гнучке і персоналізоване дозування, що відповідає сучасним рекомендаціям з самоконтролю при інсулінотерапії.

Формула, що використовується для розрахунку дози короткого інсуліну, має вигляд:

$$Insulin = Carbohydrates/10 \times PersonalCoefficient \times \quad (2.1) \\ \times SportCoefficient \times TimeCoefficient,$$

де *PersonalCoefficient* це коефіцієнт чутливості користувача до інсуліну, який показує, скільки одиниць інсуліну необхідно для засвоєння 10 г вуглеводів. Він індивідуальний для кожної людини і встановлюється на підставі медичних рекомендацій або шляхом клінічного спостереження, самоконтролю та корекції в процесі використання застосунку;

*SportCoefficient* враховує рівень фізичної активності користувача протягом дня. Відомо, що під час занять спортом або після значного фізичного навантаження чутливість до інсуліну збільшується, отже, потрібна менша доза препарату. Натомість при відсутності фізичної активності цей коефіцієнт може бути більшим за одиницю, що призводить до підвищення дози. Залежність інсулінової потреби від фізичної активності підтверджена численними клінічними дослідженнями;

*TimeCoefficient* враховує добові коливання потреби в інсуліні, які можуть змінюватися в залежності від часу доби. Згідно з клінічними спостереженнями, зранку чутливість до інсуліну, як правило, є нижчою, а тому доза препарату має бути більшою, ніж удень чи ввечері. Такий підхід дозволяє компенсувати гормональні коливання, зокрема дію гормонів, які активізуються вночі та в ранкові години.

Обґрунтованість використання даної формули підтверджується сучасними протоколами з лікування цукрового діабету та матеріалами провідних закладів, зокрема рекомендаціями University of California San Francisco Diabetes Teaching Center [29].

### **3 РОЗРОБКА МОБІЛЬНОГО ЗАСТОСУНКУ ДЛЯ ВЕДЕННЯ ЩОДЕННИКА ДІАБЕТИКА З ВИКОРИСТАННЯМ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ ДЛЯ АНАЛІЗУ ВМІСТУ ВУГЛЕВОДІВ У ЇЖІ НА ОСНОВІ ФОТО**

#### **3.1 Обґрунтування вибору середовища програмної реалізації**

У процесі розробки було обґрунтовано доцільність використання низки технологій, що забезпечують ефективність, надійність і масштабованість програмного рішення. Обране середовище програмної реалізації відповідає вимогам щодо продуктивності, зручності розробки, підтримки сучасних протоколів обміну даними та можливості інтеграції з інструментами штучного інтелекту.

Основою серверної частини застосунку є мова програмування C++, яка забезпечує високу продуктивність, контроль над ресурсами системи та ефективну обробку великого обсягу даних. Її використання є виправданим у контексті задач, пов'язаних із зберіганням, обробкою зображень та організацією взаємодії з клієнтською частиною. Крім того, C++ дає змогу створювати оптимізовані та масштабовані серверні модулі, що критично важливо для мобільного застосунку з високими вимогами до швидкодії.

Як середовище для реалізації серверної логіки обрано Drogon – сучасний високопродуктивний фреймворк на C++, який підтримує асинхронну обробку запитів, що дає змогу досягти високої продуктивності при обробці одночасних клієнтських з'єднань. Його перевагами є зручність інтеграції з іншими системними модулями, підтримка сучасних стандартів, вбудовані засоби роботи з шаблонами, маршрутизацією та базами даних. Використання Drogon суттєво прискорює розробку і підвищує стабільність серверної частини застосунку.

У системі обміну повідомленнями використовується брокер RabbitMQ, що забезпечує надійне асинхронне повідомлення між модулями системи.

RabbitMQ підтримує широкий спектр протоколів, масштабованість та високу доступність, що є важливим для розподілених систем із мікросервісною архітектурою. Його використання дозволяє досягти гнучкості при взаємодії між серверною частиною і модулями штучного інтелекту, а також забезпечити обробку повідомлень без втрати даних у разі збоїв.

Для зберігання структурованої інформації про користувачів, записи щоденника та результати аналізу було обрано систему керування базами даних MySQL. Ця база даних є стабільною, добре задокументованою та має високу продуктивність при роботі з даними. MySQL забезпечує надійне збереження інформації, підтримує складні запити, індексацію та масштабування, що дозволяє ефективно обробляти великі обсяги користувацьких даних і забезпечити їх цілісність та доступність.

Операційною системою для розробки та розгортання серверної частини обрано Linux, яка є стабільною, безпечною та придатною для розробки серверних застосунків з відкритим кодом. Linux підтримує необхідні засоби адміністрування, має широкий набір інструментів розробника і дозволяє ефективно працювати з мережевими сервісами, зокрема вебсерверами, базами даних та брокерами повідомлень. Використання Linux також сприяє зниженню витрат на інфраструктуру за рахунок відкритої ліцензії.

Клієнтську частину реалізовано з використанням фреймворку React Native у поєднанні з Expo, що дає змогу створювати кросплатформні мобільні застосунки з єдиною кодовою базою. Це дозволяє прискорити розробку, зменшити витрати на підтримку та забезпечити однаковий користувацький досвід як на пристроях з Android, так і на інших системах. Expo додатково надає зручні інструменти для налагодження, оновлення застосунку в режимі реального часу та доступ до нативних функцій пристроїв без написання платформозалежного коду.

Редагування коду та управління проектом здійснюється в інтегрованому середовищі Visual Studio Code, яке забезпечує розширюваність, підтримку великої кількості мов програмування та інструментів, включно з підтримкою

C++, JavaScript, React Native та інтеграцією з системами контролю версій. Завдяки широкому вибору розширень Visual Studio Code сприяє підвищенню ефективності розробника, полегшує налагодження коду та дозволяє централізовано працювати з усіма компонентами системи.

Загалом вибір зазначеного середовища програмної реалізації забезпечує відповідність програмного рішення технічним вимогам, стабільність роботи та зручність подальшого масштабування системи.

## 3.2 Програмна реалізація

Розроблений мобільний застосунок для ведення щоденника діабетика з використанням штучного інтелекту для аналізу вмісту вуглеводів у їжі на основі фото має клієнт-серверну архітектуру. Серверна частина написана мовою C++ з використанням середовища Drogon для обробки HTTP-запитів, бібліотеки SimpleAmqpClient для роботи з чергою повідомлень RabbitMQ та зовнішніх API штучного інтелекту для аналізу зображень їжі. Клієнтська частина представлена мобільним застосунком.

### 3.2.1 Структура бази даних

Серверна частина використовує реляційну базу даних MySQL для зберігання інформації про користувачів, записи їхнього щоденника та результати розпізнавання їжі. Основні таблиці, що використовуються в базі: Users, FoodRecognitions, Records. Кожна таблиця містить структуровані дані, що забезпечують ефективний доступ та зв'язки між сутностями. Таблиця Records пов'язана з таблицею Users через зовнішній ключ, що дозволяє зберігати індивідуальні записи для кожного користувача. Таблиця FoodRecognitions зберігає результати аналізу зображень їжі.

Схему бази даних, що включає таблиці Users, FoodRecognitions, Records та як вони пов'язані між собою зображено на рисунку 3.1.

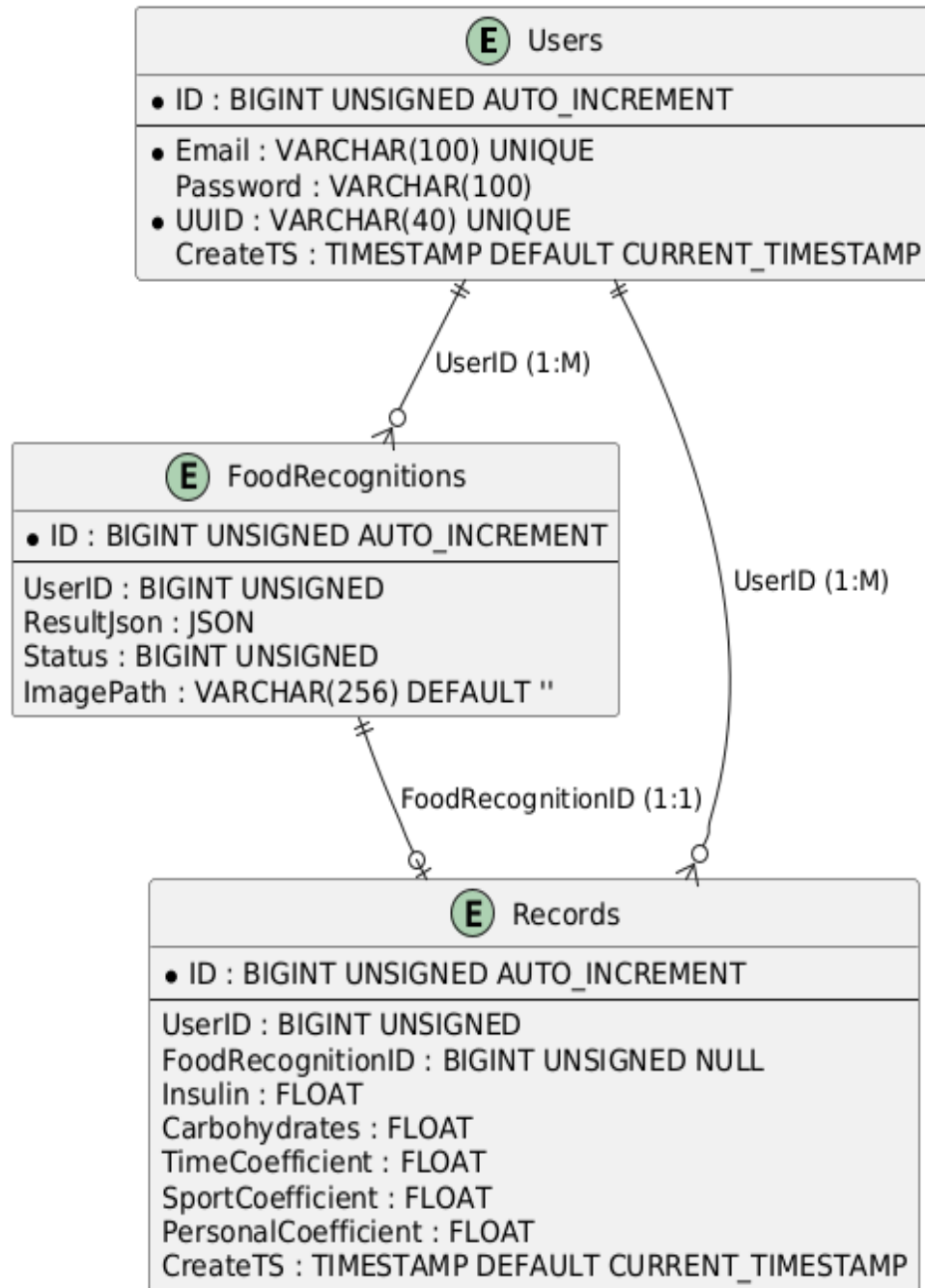


Рисунок 3.1 – Схема бази даних

Таблиця Users зберігає інформацію про користувачів системи (табл. 3.1).  
 Таблиця FoodRecognitions зберігає інформацію про результати розпізнавання їжі (табл. 3.2).  
 Таблиця Records зберігає записи щоденника діабетика (табл. 3.3).

Таблиця 3.1 – Структура таблиці Users

Назва поля	Тип поля	Опис поля
ID	BIGINT UNSIGNED AUTO_INCREMENT PRIMARY KEY	Унікальний ідентифікатор користувача, первинний ключ таблиці
Email	VARCHAR(100) UNIQUE	Електронна адреса користувача, унікальне значення в межах таблиці
Password	VARCHAR(100)	Пароль користувача
UUID	VARCHAR(40) UNIQUE	Унікальний ідентифікатор для автентифікації користувача в системі
CreateTS	TIMESTAMP DEFAULT CURRENT_TIMEST AMP	Часова мітка створення облікового запису користувача

Таблиця 3.2 – Структура таблиці FoodRecognitions

Назва поля	Тип поля	Опис поля
1	2	3
ID	BIGINT UNSIGNED AUTO_INCREMENT PRIMARY KEY	Унікальний ідентифікатор запиту на розпізнавання, первинний ключ таблиці
UserID	BIGINT UNSIGNED	Ідентифікатор користувача, ключ на таблицю Users
ResultJson	JSON	Результат аналізу зображення у форматі JSON, містить інформацію про розпізнані продукти

Продовження таблиці 3.2

<b>1</b>	<b>2</b>	<b>3</b>
Status	BIGINT UNSIGNED	Статус обробки запиту (1 - очікування, 2 - обробка, 3 - завершено, 4 - помилка)
ImagePath	VARCHAR(256) DEFAULT "	Шлях до збереженого зображення на сервері

Таблиця 3.3 Структура таблиці Records

<b>Назва поля</b>	<b>Тип поля</b>	<b>Опис поля</b>
<b>1</b>	<b>2</b>	<b>3</b>
ID	BIGINT UNSIGNED AUTO_INCREMENT PRIMARY KEY	Унікальний ідентифікатор запису щоденника, первинний ключ таблиці
UserID	BIGINT UNSIGNED	Ідентифікатор користувача, зовнішній ключ на таблицю Users
FoodRecognitionID	BIGINT UNSIGNED NULL	Опціональний ідентифікатор розпізнавання їжі, ключ на таблицю FoodRecognitions
Insulin	FLOAT	Кількість введеного інсуліну в міжнародних одиницях
Carbohydrates	FLOAT	Кількість вуглеводів у грамах

Продовження таблиці 3.3

1	2	3
TimeCoefficient	FLOAT	Коефіцієнт часу, що враховує вплив часу доби на засвоєння вуглеводів
SportCoefficient	FLOAT	Коефіцієнт фізичної активності, що враховує вплив фізичного навантаження на засвоєння вуглеводів
PersonalCoefficient	FLOAT	Персональний коефіцієнт, що враховує індивідуальні особливості пацієнта
CreateTS	TIMESTAMP DEFAULT CURRENT_TIMESTAMP	Часова мітка створення запису щоденника

### 3.2.2 Модуль авторизації

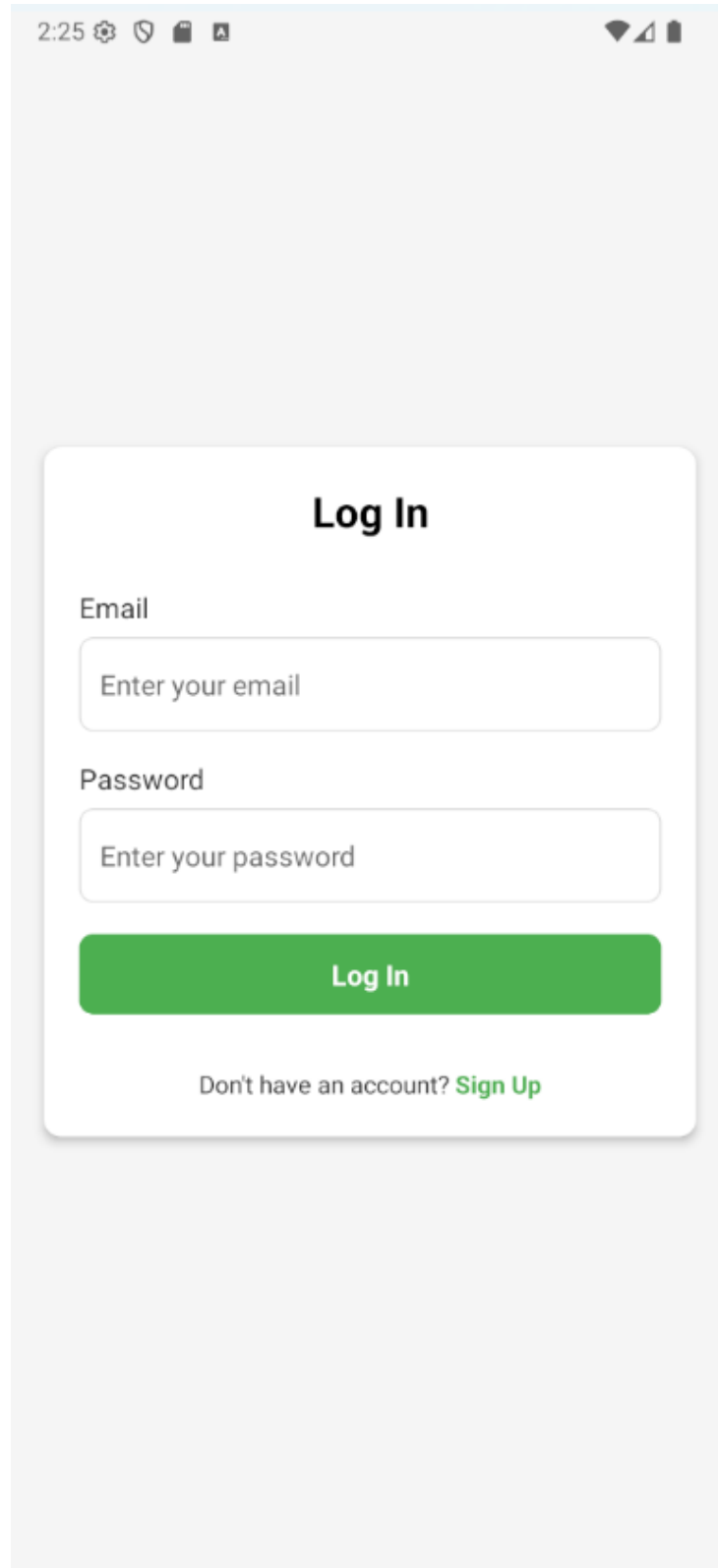
Модуль авторизації відповідає за реєстрацію нових користувачів та вхід у систему. Реалізація цього модуля представлена у класі `AuthenticatorController`.

Процес реєстрації користувача включає перевірку валідності введених даних, перевірку унікальності електронної адреси, генерацію унікального ідентифікатора UUID та збереження інформації користувача у базу даних. У випадку успішної реєстрації, сервер повертає UUID користувача, який використовується для автентифікації у подальших запитах.

Процес входу в систему включає перевірку наявності користувача з вказаною електронною адресою та паролем. У випадку успішної

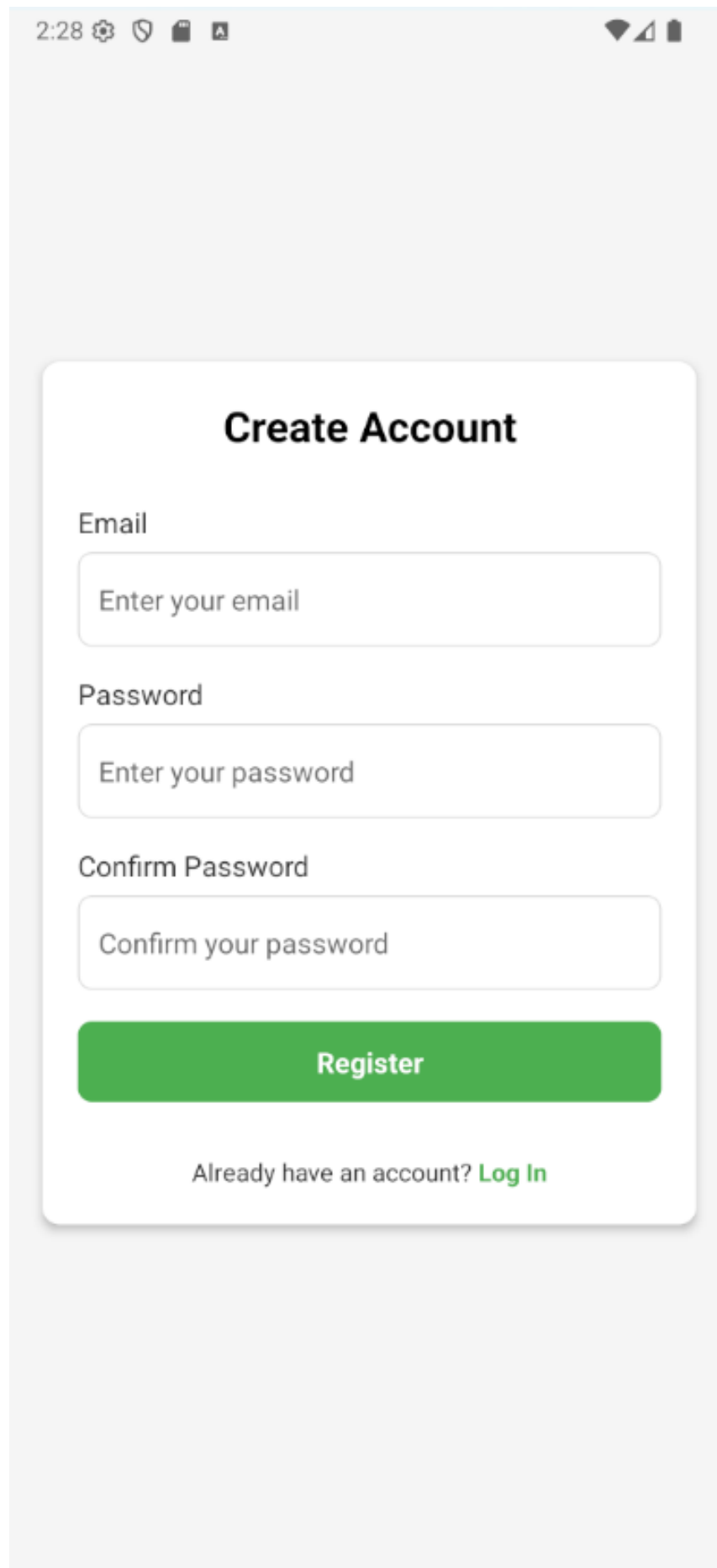
автентифікації, сервер повертає UUID користувача для використання у подальших запитах.

В застосунку було реалізовано форму реєстрації та входу (рис. 3.2, 3.3).



The image shows a mobile application interface for logging in. At the top, the status bar displays the time 2:25 and various system icons. The main content is a white rounded rectangle with a drop shadow, titled "Log In". Below the title are two input fields: "Email" with the placeholder text "Enter your email" and "Password" with the placeholder text "Enter your password". Below these fields is a prominent green button with the text "Log In". At the bottom of the form, there is a link: "Don't have an account? [Sign Up](#)".

Рисунок 3.2 – Форма входу в обліковий запис



2:28 [Settings] [Security] [App] [Home] [Wi-Fi] [Signal] [Battery]

## Create Account

Email

Password

Confirm Password

**Register**

Already have an account? [Log In](#)

Рисунок 3.3 – Форма реєстрації облікового запису

Опис точок доступу вебсерверу модуля авторизації знаходиться в таблиці 3.4.

Таблиця 3.4 – Точки доступу модуля авторизації

Шлях	Опис	Параметр	Опис параметру
/login_user	Вхід користувача в систему	email	Електронна адреса користувача
		password	Пароль користувача
/register_user	Реєстрація нового користувача в системі	email	Електронна адреса користувача
		password	Пароль користувача

### 3.2.3 Модуль розпізнавання їжі

Модуль розпізнавання їжі забезпечує аналіз зображень їжі та визначення вмісту вуглеводів у кожному визначеному продукті. Реалізація цього модуля представлена у класі FoodRecognitionController та сервісі ai\_requester\_service.

Робота клієнтської частини починається з ініціативи користувача, який робить фотографію їжі або вибирає вже наявне зображення з галереї свого мобільного пристрою. Обране зображення підлягає попередній обробці, зокрема кодуванню у формат base64, що забезпечує можливість його безпечної та уніфікованої передачі у складі HTTP-запиту.

Після кодування зображення мобільний застосунок формує запит на сервер за визначеним маршрутом /recognize\_food, у тілі якого передається закодоване зображення. Сервер приймає цей запит, ставить його в чергу на

обробку (за допомогою RabbitMQ) та повертає клієнту унікальний ідентифікатор запиту, що використовується для відстеження стану обробки.

Починаючи з моменту отримання ідентифікатора, мобільний застосунок періодично виконує перевірку стану обробки запиту, надсилаючи запити за маршрутом `/get_status`. Ці запити відбуваються до моменту, поки сервер не повідомить про завершення аналізу зображення. У разі, якщо обробка ще триває, застосунок очікує певний інтервал часу і повторює запит, забезпечуючи тим самим механізм тривалого опитування.

Коли сервер повертає позитивний результат про завершення обробки, мобільний застосунок надсилає фінальний запит на отримання результатів розпізнавання за маршрутом `/get_result`. У відповідь клієнт отримує структуровані дані про розпізнані харчові продукти, їх вагу та розраховану кількість вуглеводів. Ці дані візуалізуються у вигляді списку в інтерфейсі користувача.

В застосунку було реалізовано форму для виводу фотографії та відображення результатів (рис. 3.4, 3.5).

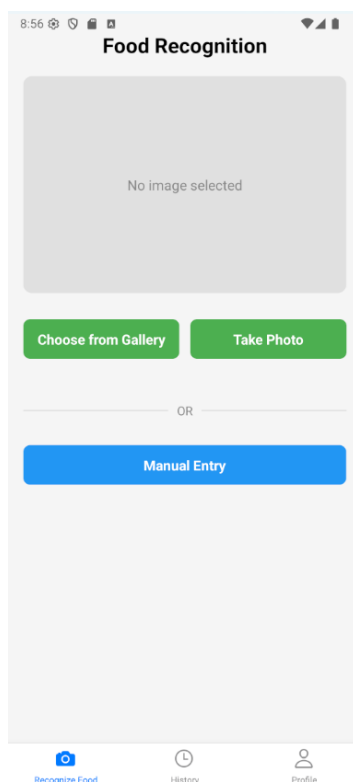


Рисунок 3.4 – Форма вибору фотографії

The screenshot shows a mobile application interface for food recognition. At the top, the status bar displays the time 8:58 and various system icons. The app title 'Food Recognition' is centered at the top. Below the title is a green 'Back' button with a left-pointing arrow. The main content is organized into two sections: 'Recognized Food' and 'Record Details'. The 'Recognized Food' section contains three items, each in a rounded rectangular box. The first item is 'bread' with a weight of 60 grams and 32g of carbohydrates. The second is 'cucumber' with 40 grams and 2g of carbohydrates. The third is 'smoked salmon' with 50 grams and 0g of carbohydrates. A horizontal line separates these items from a summary row that states 'Total Carbs: 34.0g'. The 'Record Details' section follows, featuring a label 'Carbohydrates (g): \*' above a text input field containing the number '34'. Below this is another label 'Insulin (units):' followed by the text 'Auto-calculated' in green. At the bottom of the screen is a navigation bar with three icons: a camera icon labeled 'Recognize Food', a clock icon labeled 'History', and a person icon labeled 'Profile'.

8:58

# Food Recognition

← Back

## Recognized Food

**bread**

Grams:

Carbs: 32g

**cucumber**

Grams:

Carbs: 2g

**smoked salmon**

Grams:

Carbs: 0g

**Total Carbs: 34.0g**

## Record Details

Carbohydrates (g): \*

Insulin (units): **Auto-calculated**

Recognize Food History Profile

Рисунок 3.5 – Форма виводу результатів розпізнавання

Алгоритм роботи клієнтської частини модуля розпізнавання їжі зображено на рисунку 3.6.



Рисунок 3.6 – Алгоритм клієнтської сторони

Сервіс розпізнавання виконує підключення до бази даних, у якій зберігаються запити користувачів та відповідні шляхи до зображень, а також до системи обміну повідомленнями RabbitMQ, яка використовується для організації черги задач. Після встановлення підключень сервіс переходить у режим очікування нових повідомлень і продовжує роботу до моменту завершення своєї активності або зупинки системи.

Сервіс отримує задачу з черги під назвою `recognize_food`, яка містить ідентифікатор запиту. Далі, використовуючи цей ідентифікатор, здійснюється запит до бази даних для отримання шляху до відповідного зображення, збереженого у файловій системі. Після завантаження файлу із зображенням відбувається його кодування у формат `base64` – цей формат є зручним для передавання бінарних даних у тілі HTTP-запиту до API.

Наступним кроком є формування запиту до зовнішнього інтерфейсу штучного інтелекту, який відповідає за розпізнавання харчових продуктів на фото та надання структурованих результатів. Після цього відповідний запис у базі даних оновлюється зі зміною статусу на «Виконано», що свідчить про завершення аналізу та готовність результатів для перегляду користувачем.

Якщо під час звернення до API відбувається помилка, наприклад через проблеми з мережею або некоректні дані, сервіс змінює статус запису у базі даних на «Помилка». Такий підхід забезпечує прозоре відстеження стану обробки кожного запиту й дозволяє системі повідомити користувача про необхідність повторної спроби.

Описаний алгоритм реалізує стійкий до збоїв, масштабований та автоматизований механізм обробки запитів. Цей алгоритм зображено на рисунку 3.7.

Алгоритм роботи модуля розпізнавання вебсервісу розподілений на три основні функціональні етапи: надсилання зображення, перевірка статусу обробки та отримання результатів.

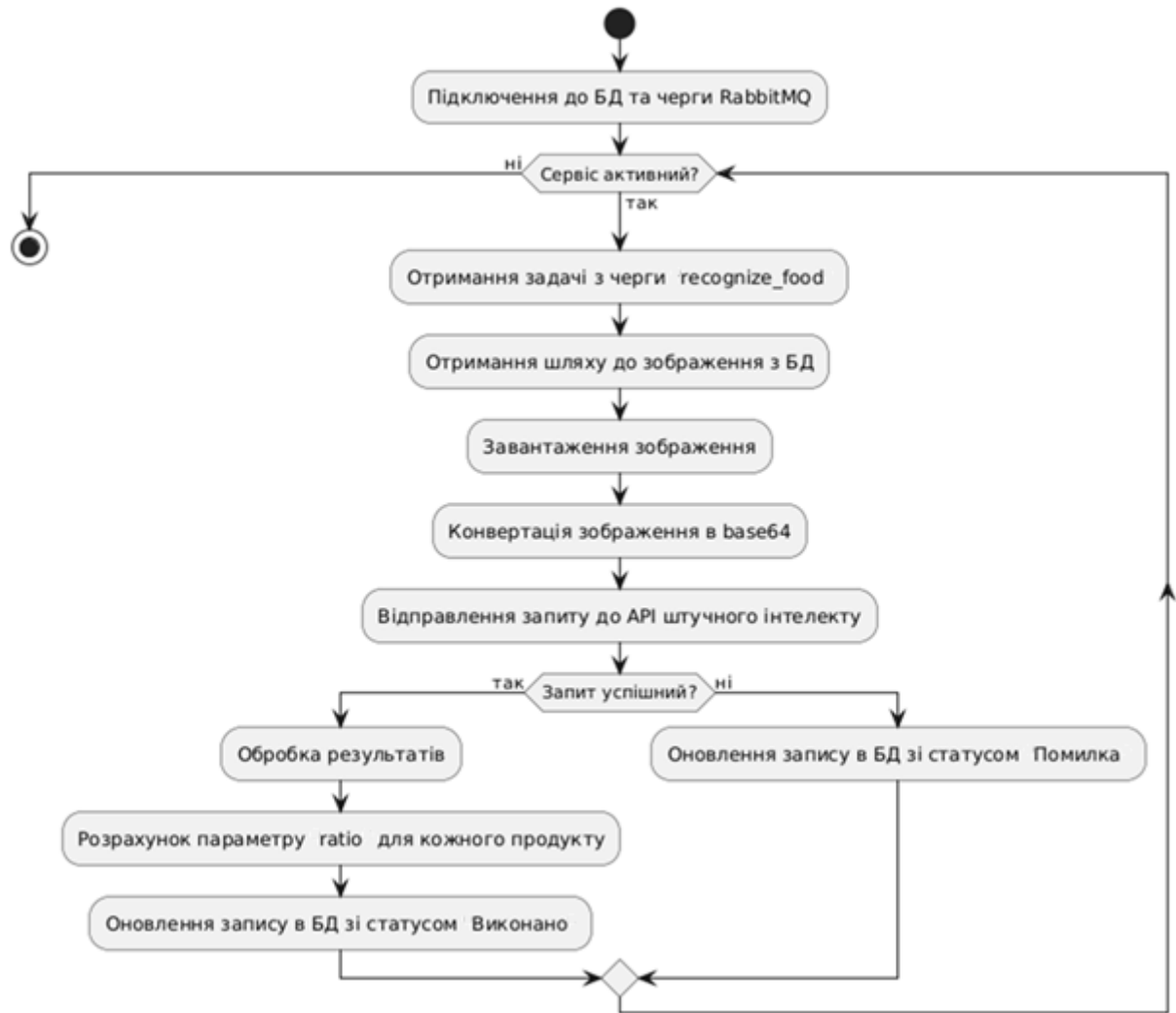


Рисунок 3.7 – Алгоритм сервісу розпізнавання

Перший етап відбувається під час обробки запиту на розпізнавання їжі, що надходить за маршрутом `/recognize_food`. Після отримання запиту вебсервер виконує перевірку користувача. У разі успішного підтвердження створюється відповідний запис у базі даних, де фіксується статус запиту як «очікування». Надане клієнтом зображення зберігається на диск у файловій системі сервера з унікальним ім'ям, прив'язаним до створеного запису. Після цього завдання розпізнавання формується у вигляді повідомлення, яке надсилається до черги RabbitMQ, що забезпечує асинхронну обробку зображень спеціалізованим сервісом. У відповідь клієнту повертається ідентифікатор створеного запиту, який використовується для подальшого відстеження статусу.

Другий етап пов'язаний з перевіркою статусу обробки надісланого зображення, яка здійснюється через запит за маршрутом `/get_status`. Як і в попередньому випадку, сервер спочатку перевіряє автентичність користувача. Після цього, використовуючи наданий ідентифікатор запиту, система звертається до бази даних і отримує поточний статус обробки. Отримана інформація повертається клієнтському застосунку, що дозволяє користувачеві в режимі реального часу стежити за прогресом аналізу.

На завершальному етапі, коли клієнт надсилає запит на отримання результатів за маршрутом `/get_result`, вебсервер знову виконує перевірку автентичності. Після успішної перевірки сервер звертається до бази даних, де зберігаються результати обробки – перелік розпізнаних продуктів, їх вага та розрахована кількість вуглеводів. Ці дані формуються у структурованому форматі й передаються клієнту для відображення на інтерфейсі користувача.

Точки доступу модуля описано в таблиці 3.5.

Таблиця 3.5 – Точки доступу модуля користувача

Шлях	Опис	Параметр	Опис параметру
1	2	3	4
<code>/recognize_food</code>	Завантаження зображення їжі для розпізнавання та аналізу вмісту вуглеводів	<code>uuid</code>	Унікальний ідентифікатор користувача для автентифікації
		<code>base64_string</code>	Зображення, закодоване у форматі <code>base64</code>
		<code>mime_type</code>	МІМЕ-тип зображення

Продовження таблиці 3.5.

1	2	3	4
/get_status	Перевірка поточного статусу обробки запиту на розпізнавання	uuid	Унікальний ідентифікатор користувача для автентифікації користувача в системі
		request_id	Унікальний Ідентифікатор запиту на розпізнавання що зробив користувач
/get_status	Отримання результатів розпізнавання їжі	uuid	Унікальний ідентифікатор користувача для автентифікації користувача
		request_id	Унікальний Ідентифікатор запиту на розпізнавання що зробив користувач

Алгоритм роботи вебсерверу модуля розпізнавання їжі, що обробляє точки доступу /recognize\_food, /get\_status, /get\_status з відповідними параметрами, зображено на рисунку 3.8.



Рисунок 3.8 – Алгоритм роботи вебсерверу

### 3.2.4 Модуль ведення щоденника діабетика

У серверній частині системи реалізовано обробку трьох основних функцій: додавання нового запису, отримання списку ідентифікаторів існуючих записів та отримання детальної інформації про записи за зазначеними ідентифікаторами. Кожна з цих функцій обробляється окремим маршрутом на сервері, при цьому логіка роботи кожного з маршрутів містить обов'язкову перевірку автентичності користувача за унікальним ідентифікатором, що забезпечує захист персональних даних та правильне співвіднесення записів із конкретним користувачем.

У процесі додавання нового запису, що обробляється за маршрутом `/add_record`, сервер отримує параметри запити, серед яких обов'язковими є значення коефіцієнтів часу, фізичної активності та персонального коефіцієнта, а також введені користувачем кількість інсуліну та вуглеводів. Параметр `request_id` може бути переданий для зв'язку з результатом автоматичного розпізнавання їжі. Після успішної автентифікації сервер перевіряє валідність переданих параметрів. Якщо всі дані відповідають очікуваному формату, формується SQL-запит для внесення нового запису до таблиці `Records`, запит виконується, а у відповідь користувач отримує повідомлення про успішне збереження. У разі виявлення помилок у параметрах або відсутності автентифікації, сервер повертає відповідне повідомлення про помилку або вимогу авторизації.

Маршрут `/get_record_ids` відповідає за отримання списку ідентифікаторів записів, які належать автентифікованому користувачеві. Після перевірки доступу сервер формує SQL-запит, що повертає лише ідентифікатори записів, без завантаження їхнього повного змісту. Це дозволяє оптимізувати трафік і забезпечити швидкий перегляд загальної структури історії користувача. Результати запити повертаються у форматі масиву JSON.

Для отримання повних даних записів, клієнтська частина застосунку надсилає запит на маршрут `/get_records_by_ids`, у якому передає список ID, що

раніше були отримані. Сервер перевіряє автентичність користувача та валідність отриманого списку ідентифікаторів. У випадку коректного запиту сервер розбирає список, формує SQL-запит для отримання записів з бази даних, виконує його та повертає у відповідь масив JSON із повними даними, включаючи всі параметри, введені користувачем. Якщо запит некоректний або користувач не автентифікований, повертається відповідне повідомлення про помилку. Цей алгоритм зображено на рисунках 3.9 – 3.11.

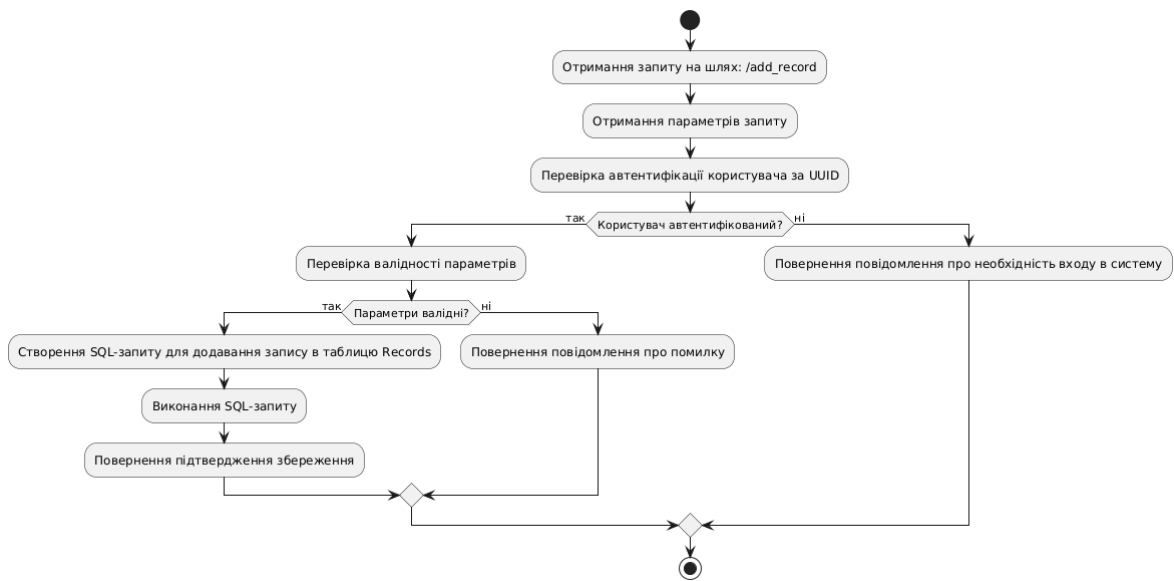


Рисунок 3.9 – Алгоритм точки доступу додавання запису до щоденника

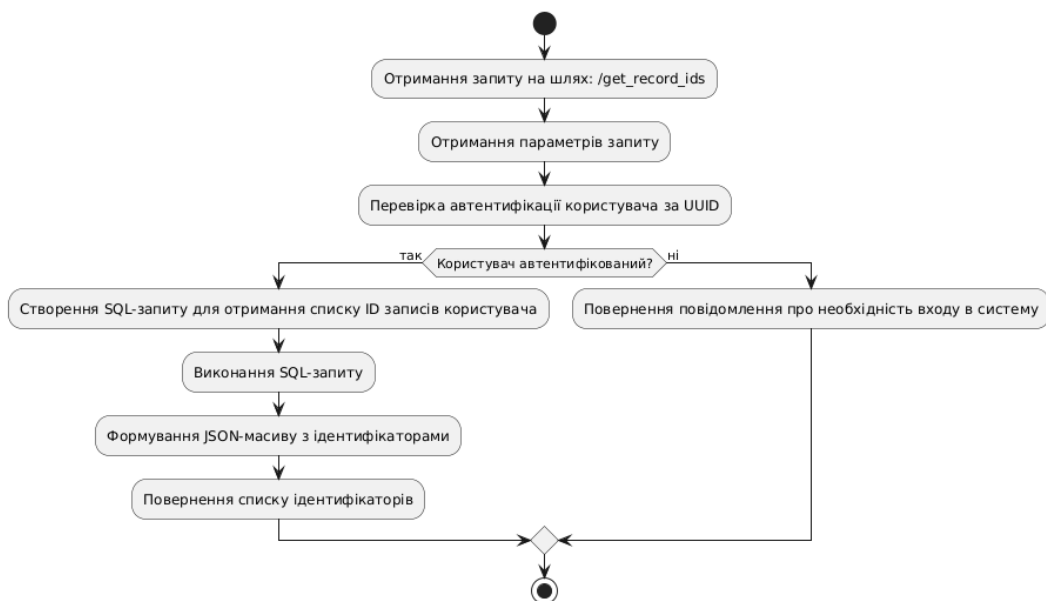


Рисунок 3.10 – Алгоритм точки доступу отримання списку записів

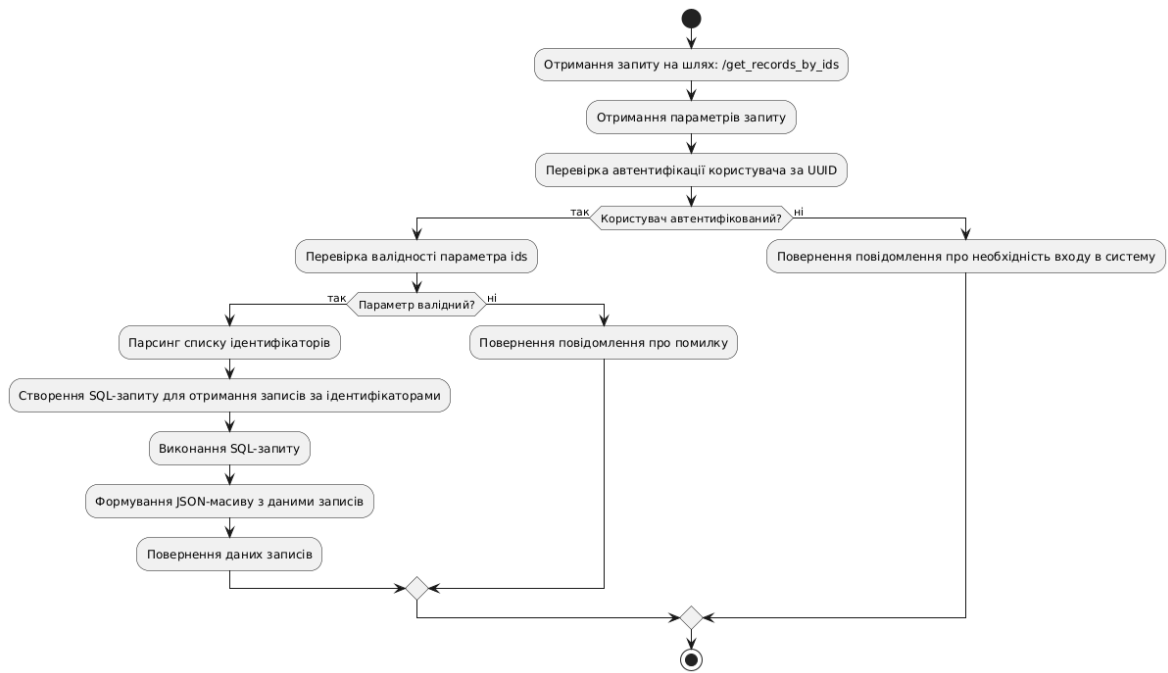


Рисунок 3.11 – Алгоритм точки доступу отримання записів за ідентифікаторами

Точки доступу модуля описано в таблиці 3.6.

Таблиця 3.6 – Точки доступу модуля ведення щоденнику

Шлях	Опис	Параметр	Опис параметру
1	2	3	4
/add_record	Додавання нового запису до щоденника діабетика	uuid	Ідентифікатор користувача
		time_coefficient	Коефіцієнт часу
		sport_coefficient	Коефіцієнт фізичної активності
		personal_coefficient	Персональний коефіцієнт
		insulin	Кількість введеного інсуліну

Продовження таблиці 3.6

1	2	3	4
		carbohydrates	Кількість вуглеводів у грамах
		request_id	Ідентифікатор запиту на розпізнавання, пов'язаний з цим записом
/get_record_ids	Отримання списку ідентифікаторів всіх записів щоденника користувача	uuid	Унікальний ідентифікатор користувача для автентифікації
/get_records_by_ids	Отримання детальної інформації про записи щоденника за їх ідентифікаторами	uuid	Унікальний ідентифікатор користувача для автентифікації
		ids	Список ідентифікаторів записів, розділених комами

У процесі створення нового запису в щоденнику мобільного застосунку користувач спочатку обирає відповідну опцію в інтерфейсі програми. Після цього йому надається можливість скористатися функціональністю штучного інтелекту для автоматичного розпізнавання вмісту вуглеводів у їжі. Якщо

користувач погоджується на використання цієї функції, він обирає фото з галереї свого пристрою або робить новий знімок. Вибране зображення надсилається на сервер. Після завершення обробки сервер повертає результати, зокрема розраховану кількість вуглеводів, яку застосунок автоматично підставляє у відповідне поле нового запису.

У разі, якщо користувач відмовляється від використання функції розпізнавання, він вводить кількість вуглеводів вручну. Незалежно від способу отримання інформації про вуглеводи, користувач додатково зазначає кількість введеного інсуліну, а також встановлює три коефіцієнти, що індивідуалізують вплив їжі на організм: коефіцієнт часу, коефіцієнт фізичної активності та персональний коефіцієнт. Ці параметри враховують специфіку метаболізму користувача та поточний фізіологічний стан.

Після введення всіх необхідних даних застосунок формує відповідну структуру запиту та надсилає її на сервер за маршрутом `/add_record`. У відповідь система повертає підтвердження про успішне збереження інформації, що відображається користувачеві у вигляді повідомлення. Цей механізм забезпечує швидке і зручне ведення щоденника, дозволяючи користувачу зосередитись на контролі свого стану здоров'я, а не на рутинному заповненні даних.

Алгоритм створення нового запису в щоденнику діабетика зображено на рисунку 3.12.

У ході розробки програмного забезпечення було створено дві основні форми для додавання нового запису. Перша форма передбачає повністю ручне введення всіх необхідних параметрів: кількості вуглеводів, введеного інсуліну, а також індивідуальних коефіцієнтів

Друга форма була реалізована з метою підвищення зручності та точності шляхом автоматичного заповнення частини полів. Зокрема, вміст вуглеводів у їжі визначається за допомогою розпізнавання. (рис. 3.13 – 3.15).

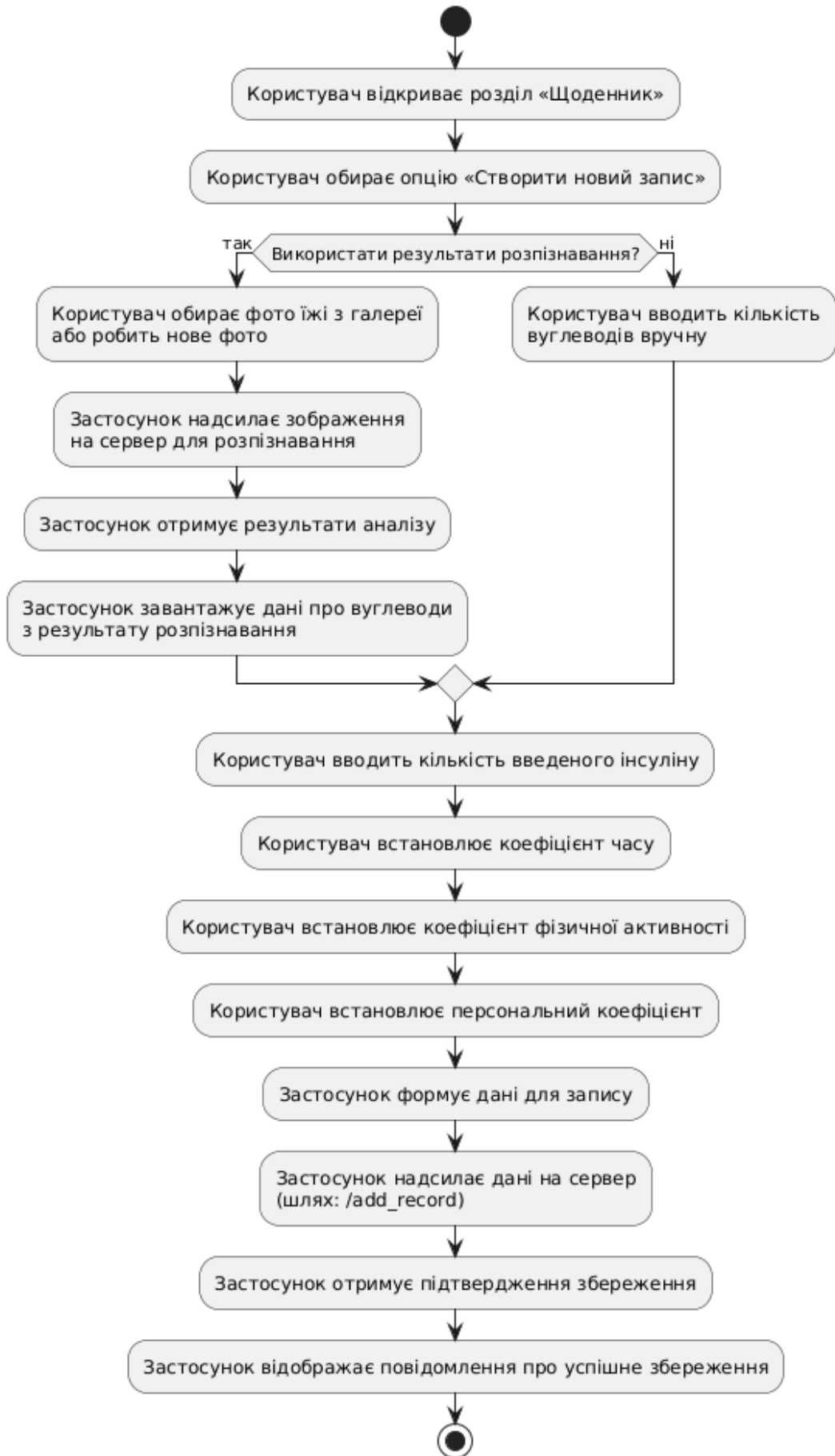


Рисунок 3.12 – Алгоритм клієнтської сторони створення нового запису

10:00

# Food Recognition

[← Back](#)

## Record Details

Carbohydrates (g): \*

Insulin (units): Auto-calculated

*Formula: Carbs / 10 × Time × Sport × Personal*

---

## Coefficients

These values affect insulin calculation

Time Coefficient:

Sport Coefficient:

Personal Coefficient:

[Save Record](#)

Recognize Food      History      Profile

Рисунок 3.13 – Форма ручного створення запису

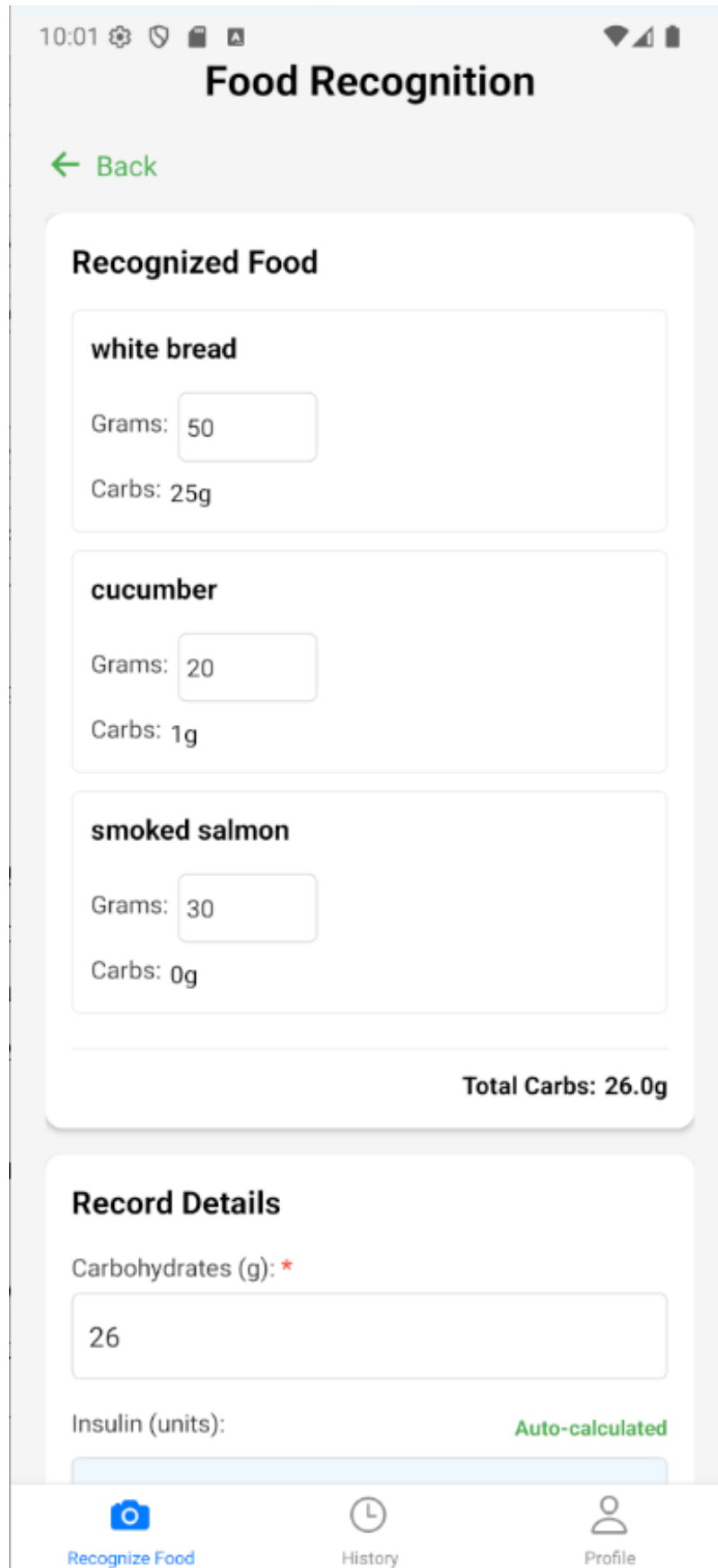








Рисунок 3.14 – Форма автоматичного створення запису частина 1

10:02      

**Total Carbs: 26.0g**

### Record Details

Carbohydrates (g): \*

Insulin (units): Auto-calculated

*Formula: Carbs / 10 × Time × Sport × Personal*

---

### Coefficients




These values affect insulin calculation

Time Coefficient:

Sport Coefficient:

Personal Coefficient:

**Save Record**

Recognize Food      History      Profile

Рисунок 3.15 – Форма автоматичного створення запису частина 2

У процесі перегляду історії даних у мобільному застосунку користувач взаємодіє з інтерфейсом, обираючи розділ «Історія». У цьому розділі він активує функцію перегляду раніше створених записів, що дозволяє отримати повну картину змін у власному стані здоров'я та оцінити динаміку контролю за вмістом вуглеводів і дозуванням інсуліну.

Застосунок формує запит до серверної частини системи з метою отримання списку унікальних ідентифікаторів усіх записів, що належать поточному користувачу. Цей запит надсилається за визначеним маршрутом `/get_record_ids`. У відповідь сервер повертає перелік ідентифікаторів, які застосунок зберігає у тимчасовій пам'яті для подальшої обробки.

Наступним кроком є формування другого запиту, в якому застосунок звертається до сервера за маршрутом `/get_records_by_ids`, передаючи отримані ідентифікатори. У результаті сервер надсилає повні відомості про кожен запис, включаючи дату, час, кількість вуглеводів, дозу інсуліну, а також значення відповідних коефіцієнтів, що були встановлені користувачем при створенні кожного запису.

Після отримання цих даних застосунок впорядковує їх у хронологічному порядку та виводить на екран у вигляді зручного для перегляду списку. Користувач має можливість переглядати загальний список або обрати конкретний запис для більш детального ознайомлення. У разі такого вибору застосунок виводить розширену інформацію про обраний запис, що дозволяє здійснювати детальний аналіз введених даних. Алгоритм роботи клієнтської сторони для перегляду історії записів зображено на рисунку 3.16. На формі зображено список записів що робив користувач. На кожному записі вказано унікальний ідентифікатор запису що зробив користувач, кількість вуглеводів страви, коефіцієнт часу, персональний коефіцієнт, кількість введеного інсуліну та дату створення користувачем відповідного запису.

В процесі розробки було розроблено форми для перегляду записів (рис. 3.17, 3.18).

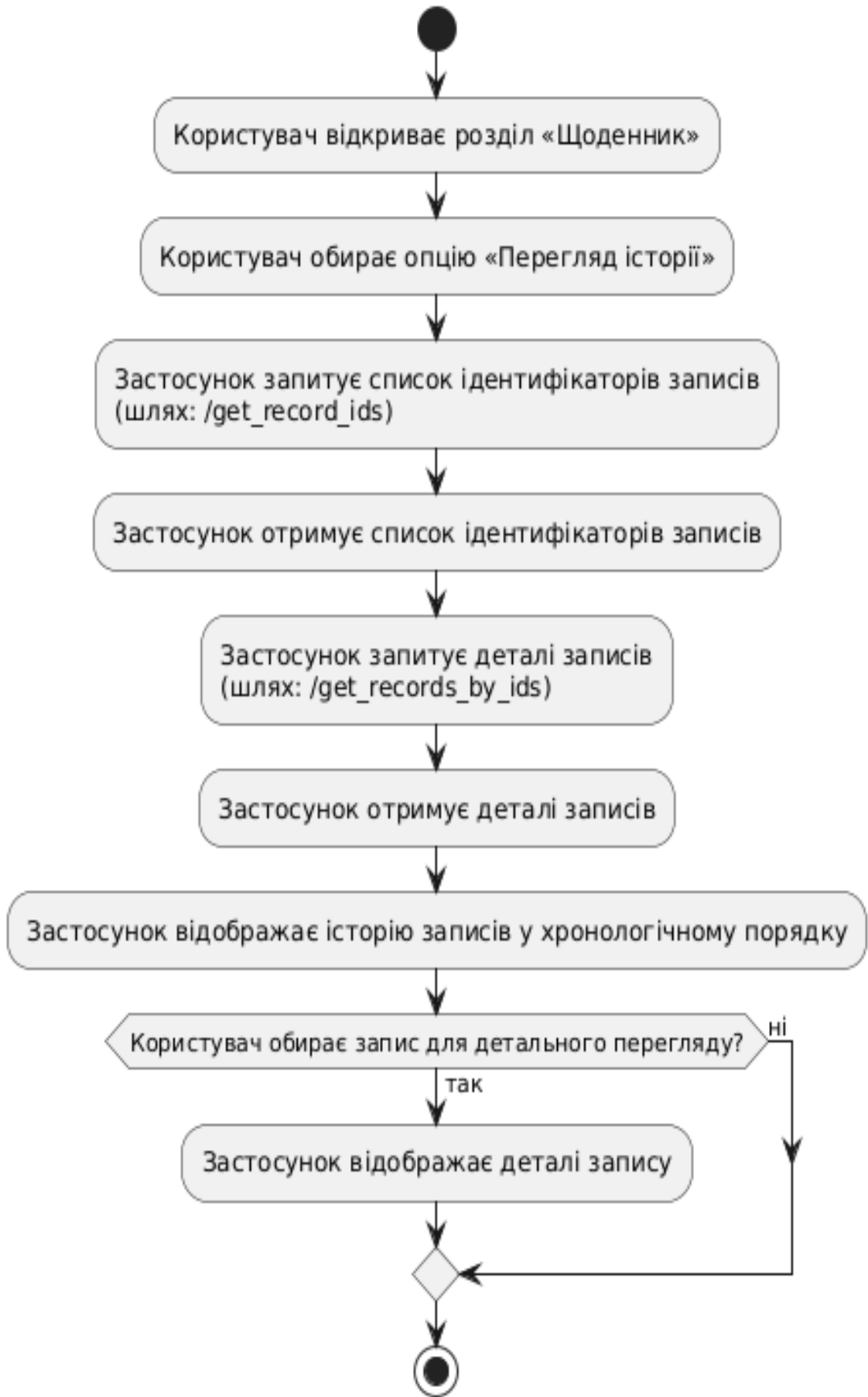


Рисунок 3.16 – Алгоритм клієнтської сторони перегляд історії записів

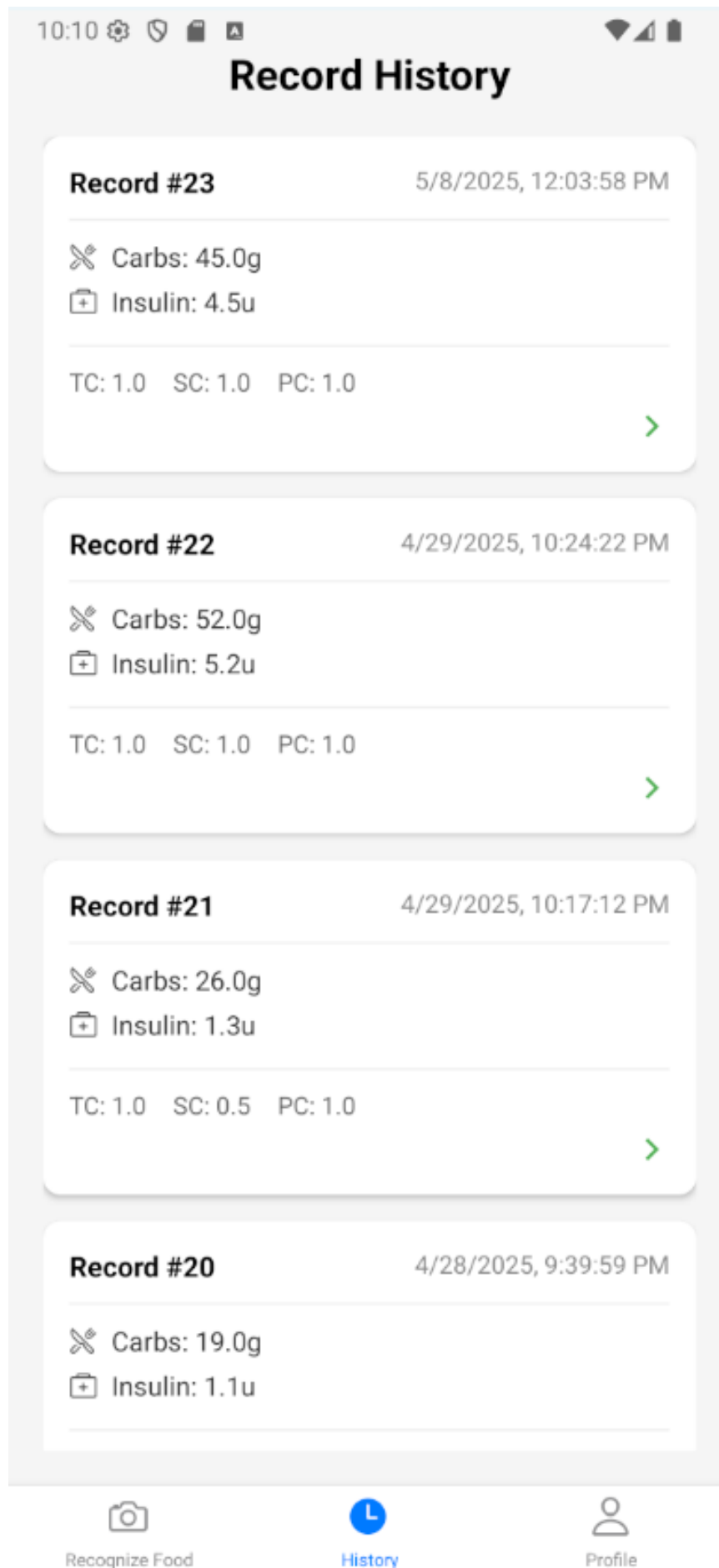


Рисунок 3.17 – Форма перегляду записів

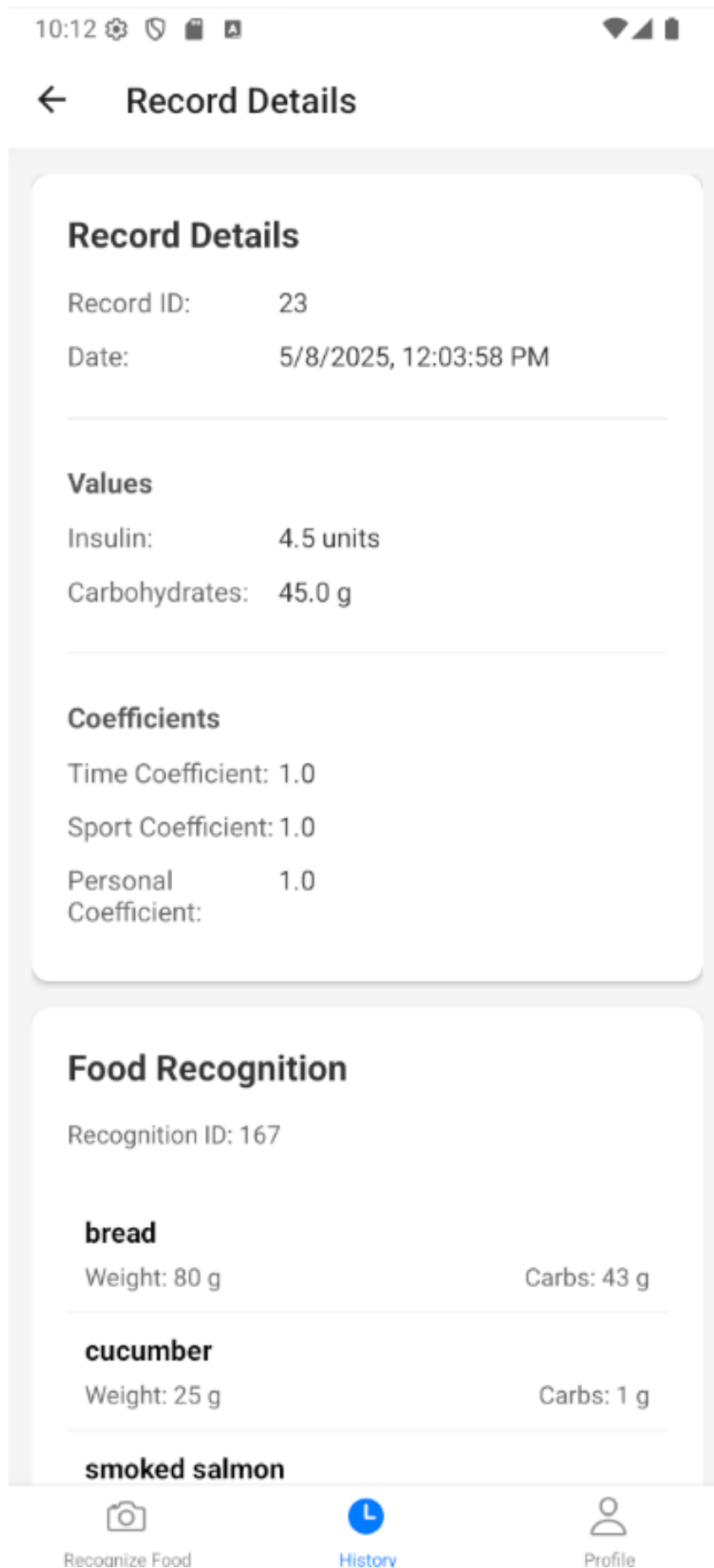
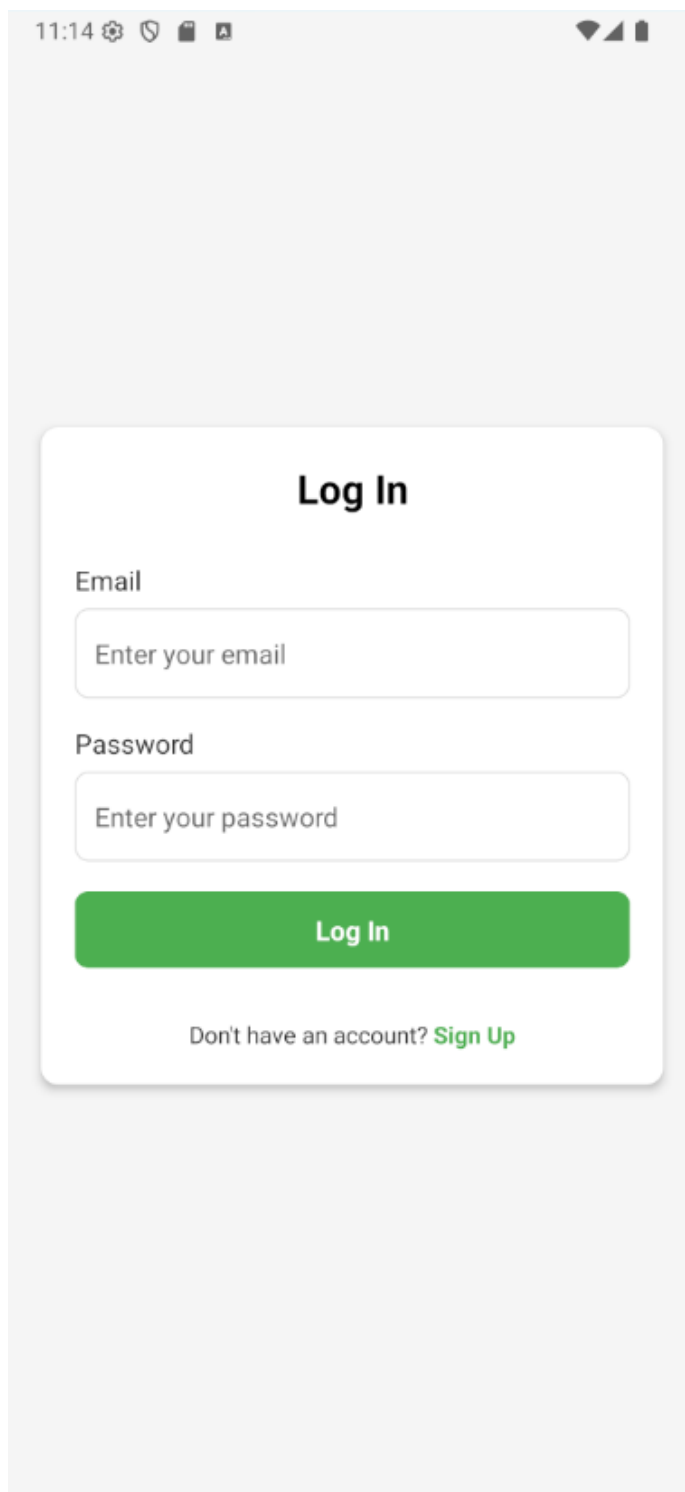


Рисунок 3.18 – Форма просмотра записи

### 3.3 Інструкція користувача

Після завантаження застосунку користувач має опцію входу в систему або створення облікового запису (рис. 3.19, 3.20). Для цього користувач має ввести електронну пошту та пароль.



The image shows a mobile application interface for logging in. At the top, the status bar displays the time 11:14 and various system icons. The main content is a white rounded rectangle with a light gray shadow. Inside, the title 'Log In' is centered in bold black text. Below the title are two input fields: 'Email' with the placeholder text 'Enter your email' and 'Password' with the placeholder text 'Enter your password'. A prominent green button with the text 'Log In' is positioned below the password field. At the bottom of the form, there is a link that reads 'Don't have an account? Sign Up'.

Рисунок 3.19 – Форма входу в систему

11:15 [Settings] [Security] [Battery] [Signal] [Wi-Fi] [Battery]

## Create Account

Email

Password

Confirm Password

**Register**

Already have an account? [Log In](#)

Рисунок 3.20 – Форма реєстрації

Після реєстрації застосунок автоматично авторизує клієнта. При переході у вкладку «Профіль» користувачу буде показана форма як на рисунку 3.21 на якій буде вказано унікальний ідентифікатор користувача. При натисканні кнопки «Вихід» користувач вийде із системи.

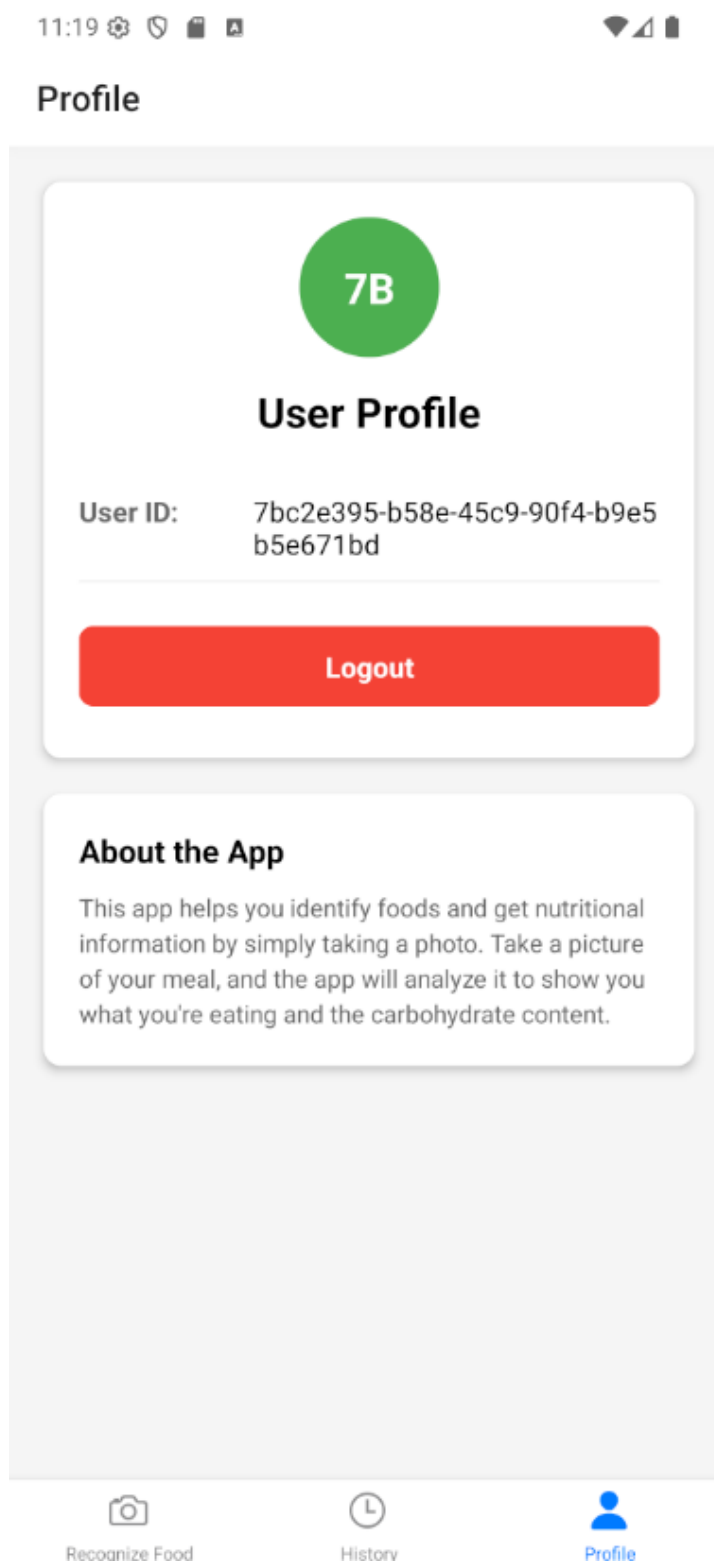


Рисунок 3.21 – Форма входу в систему

Після авторизації користувач може створити новий запис прийому їжі. Для цього треба перейти у вкладку «Розпізнавання зображень». Після цього застосунок відобразить форму як на рисунку 3.22.

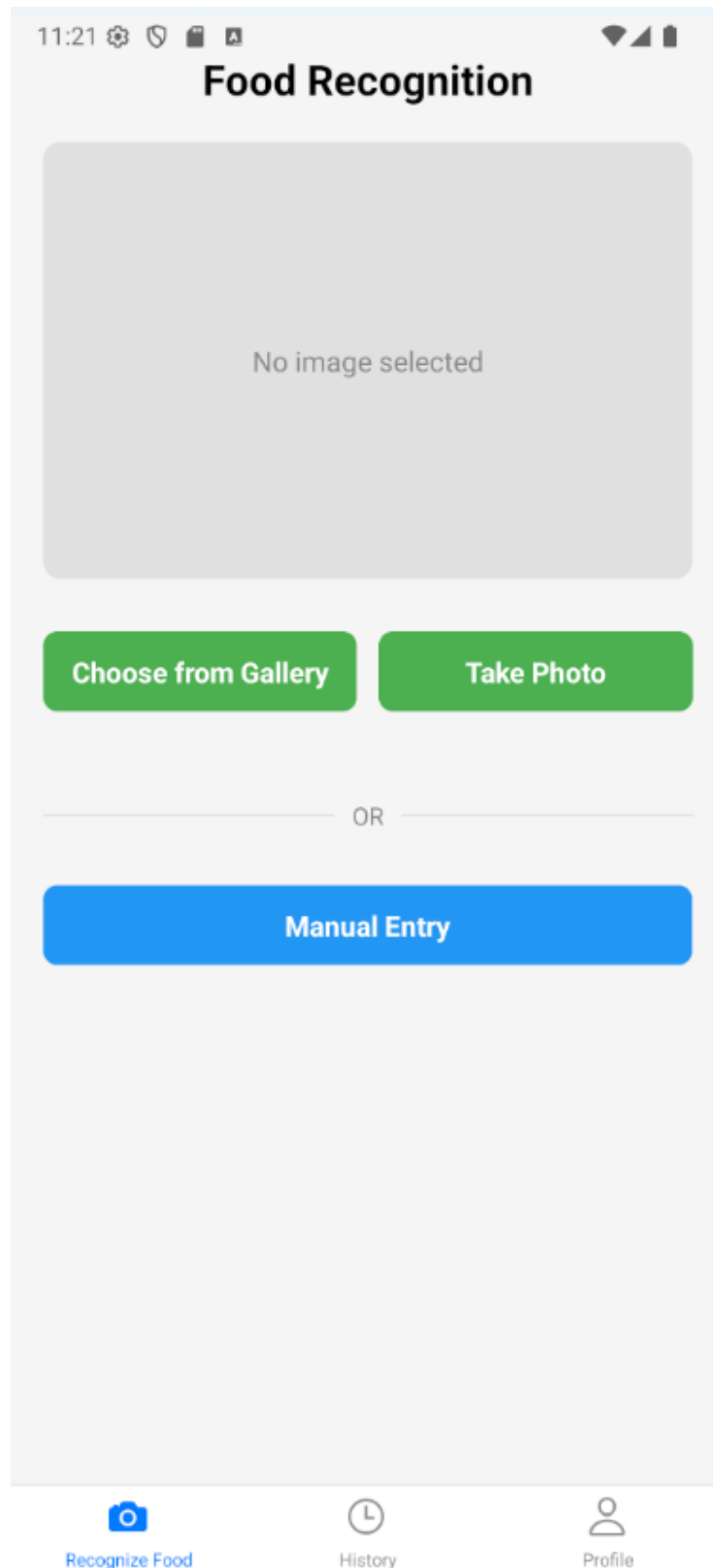


Рисунок 3.22 – Меню розпізнавання фото

Користувач має декілька можливостей: вибрати фото для розпізнавання з галереї, зробити фото або вибрати ручний режим. Форми для вибору фотографії зображено на рисунках 3.23, 3.24.

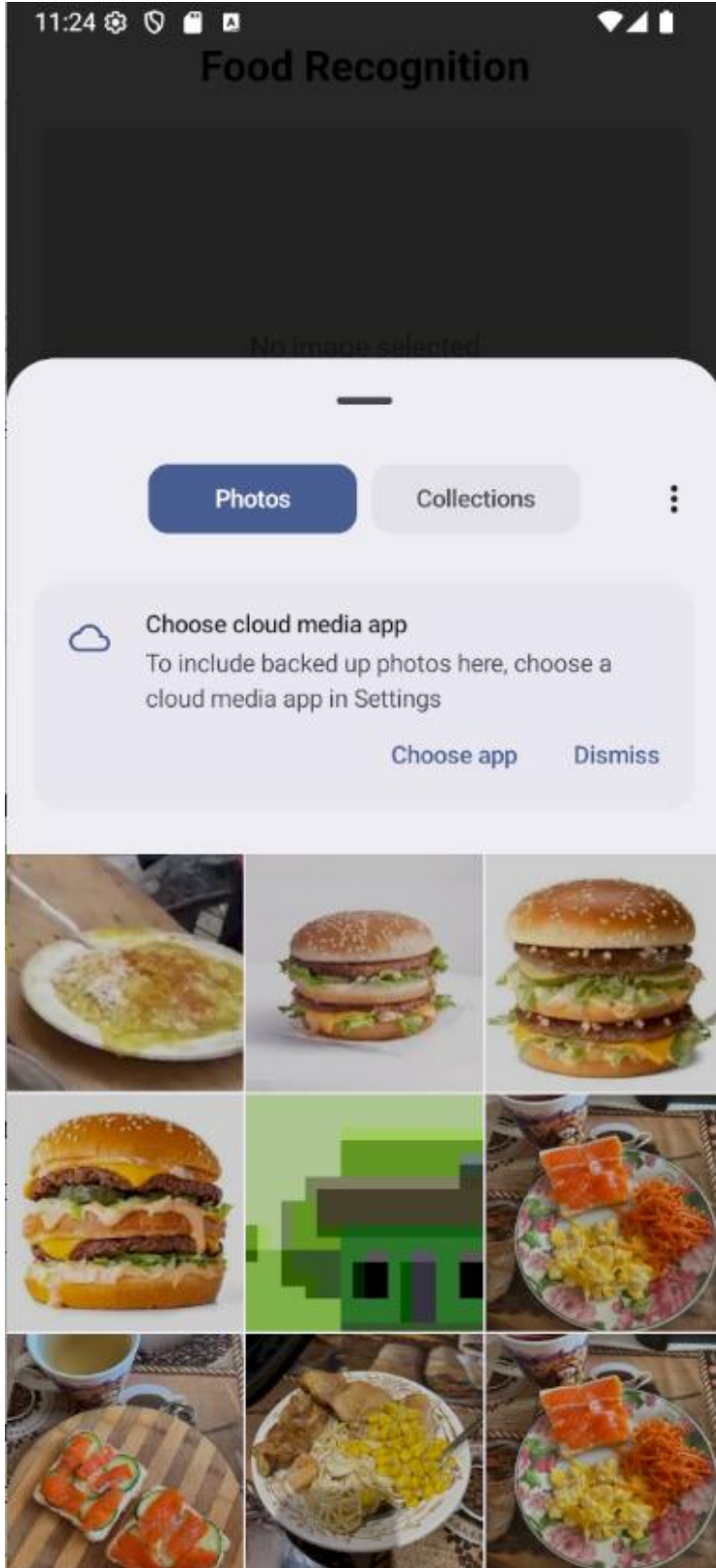


Рисунок 3.23 – Вибір фото з галереї



Рисунок 3.24 – Виділення частини фотографії яка має бути використана

Після вибору фото, вибране відобразиться у формі (рис. 3.25).

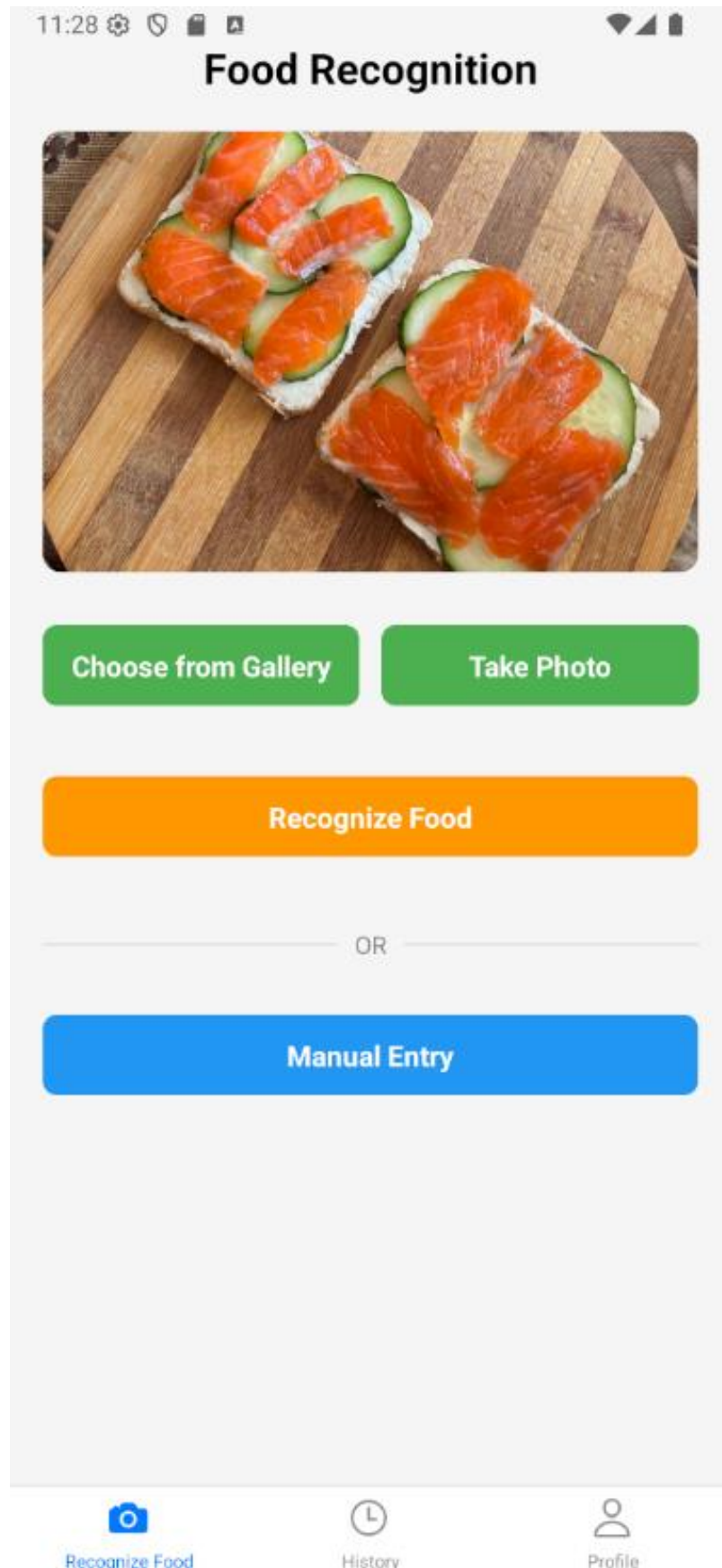


Рисунок 3.25 – Меню після вибору фото

Після цього користувач може натиснути кнопку «Розпізнати їжу» для того що запустити процес розпізнавання кількості вуглеводів. Після натискання застосунок буде відображати статус розпізнавання (рис. 3.26).

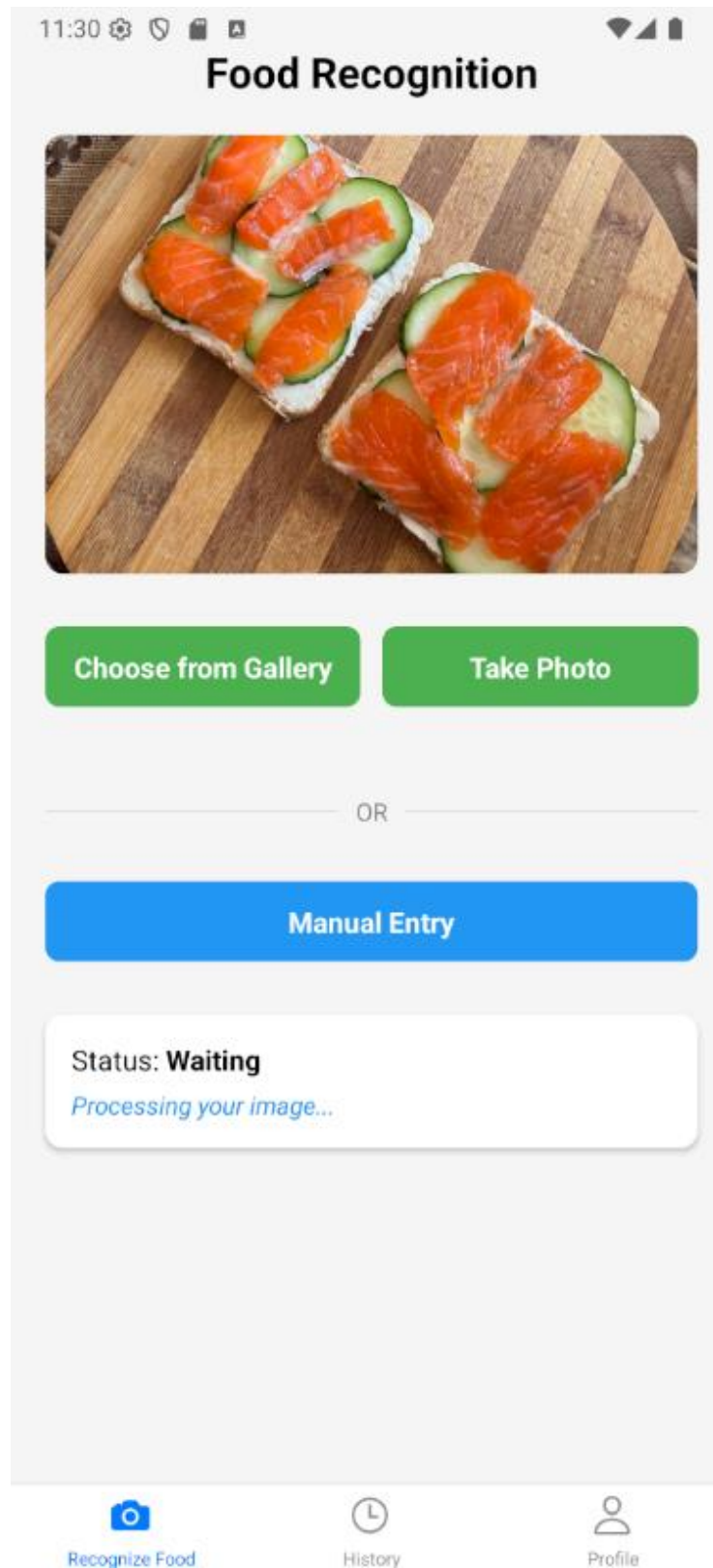


Рисунок 3.26 – Статус процесу розпізнавання

Після завершення процесу розпізнавання застосунок виведе на екран перелік продуктів, кількість грамів кожного продукту та кількість вуглеводів кожного продукту (рис. 3.27). Користувач має можливість змінювати кількість кожного продукту якщо вважає що кількість що видала модель не є достовірною.

The screenshot displays the 'Food Recognition' app interface. At the top, there is a title 'Food Recognition' and a green 'Back' button with a left-pointing arrow. Below this is a section titled 'Recognized Food' containing three food items, each with a name, a 'Grams' input field, and 'Carbs' information:

- bread**: Grams: 60, Carbs: 30g
- cucumber**: Grams: 30, Carbs: 1g
- smoked salmon**: Grams: 40, Carbs: 0g

At the bottom of this section, it shows 'Total Carbs: 31.0g'. Below the 'Recognized Food' section is a 'Record Details' section with a 'Carbohydrates (g): \*' label and an input field containing '31'. Below that is an 'Insulin (units):' label with the text 'Auto-calculated' in green. At the very bottom, there is a navigation bar with three icons: a camera icon labeled 'Recognize Food', a clock icon labeled 'History', and a person icon labeled 'Profile'.

Рисунок 3.27 – Статус процесу розпізнавання

Після перевірки кількості грам кожного продукту та зміни за потреби кількості користувач може почати розрахунок дози інсуліну.

На формі (рис. 3.28) виведено загальну кількість вуглеводів, кількість одиниць інсуліну та коефіцієнти користувача.








**PersonalCoefficient** це коефіцієнт чутливості користувача до інсуліну, який показує, скільки одиниць інсуліну необхідно для засвоєння 10 грам вуглеводів. Він індивідуальний для кожної людини і встановлюється на підставі медичних рекомендацій або шляхом клінічного спостереження, самоконтролю та корекції в процесі використання застосунку.

**SportCoefficient** враховує рівень фізичної активності користувача протягом дня. Відомо, що під час занять спортом або після значного фізичного навантаження чутливість до інсуліну збільшується, отже, потрібна менша доза препарату. Натомість при відсутності фізичної активності цей коефіцієнт може бути більшим за одиницю, що призводить до підвищення дози. Залежність інсулінової потреби від фізичної активності підтверджена численними клінічними дослідженнями.

**TimeCoefficient** враховує добові коливання потреби в інсуліні, які можуть змінюватися в залежності від часу доби. Згідно з клінічними спостереженнями, зранку чутливість до інсуліну, як правило, є нижчою, а тому доза препарату має бути більшою, ніж удень чи ввечері. Такий підхід дозволяє компенсувати гормональні коливання, зокрема дію гормонів, які активізуються вночі та в ранкові години.

Після зміни полів доза інсуліну буде автоматично перерахована. Але користувач має можливість самостійно вказати дозу інсуліну яку буде приймати. При самостійному вказанні дози інсуліну буде проставлений флаг що доза інсуліну була задана в ручному режимі (рис. 3.29). Якщо користувач знає точну кількість вуглеводів страви, користувач має можливість самостійно вказати кількість вуглеводів та застосунок автоматично перерахує дозу зі вказаною кількістю вуглеводів.

Після редагування значень користувач може зберегти запис.

11:39       

**Total Carbs: 31.0g**

### Record Details

Carbohydrates (g): \*

Insulin (units): Auto-calculated

*Formula: Carbs / 10 × Time × Sport × Personal*

---

### Coefficients




These values affect insulin calculation

Time Coefficient:

Sport Coefficient:

Personal Coefficient:

**Save Record**

Recognize Food      History      Profile

Рисунок 3.28 – Форма автоматичного розрахунку дози інсуліну

11:40 100% 5G

Total Carbs: 31.0g

### Record Details

Carbohydrates (g): \*

Insulin (units): [Calculate automatically](#)

### Coefficients

These values affect insulin calculation

Time Coefficient:

Sport Coefficient:

Personal Coefficient:

**Save Record**

Recognize Food History Profile

Рисунок 3.29 – Форма ручного розрахунку дози інсуліну

Користувач має змогу дивитися історію записів перейшовши у вкладку «Історія» (рис. 3.30). Якщо список записів не пустий, користувач має можливість відкрити запис та отримати детальну інформацію запису (рис. 3.31).

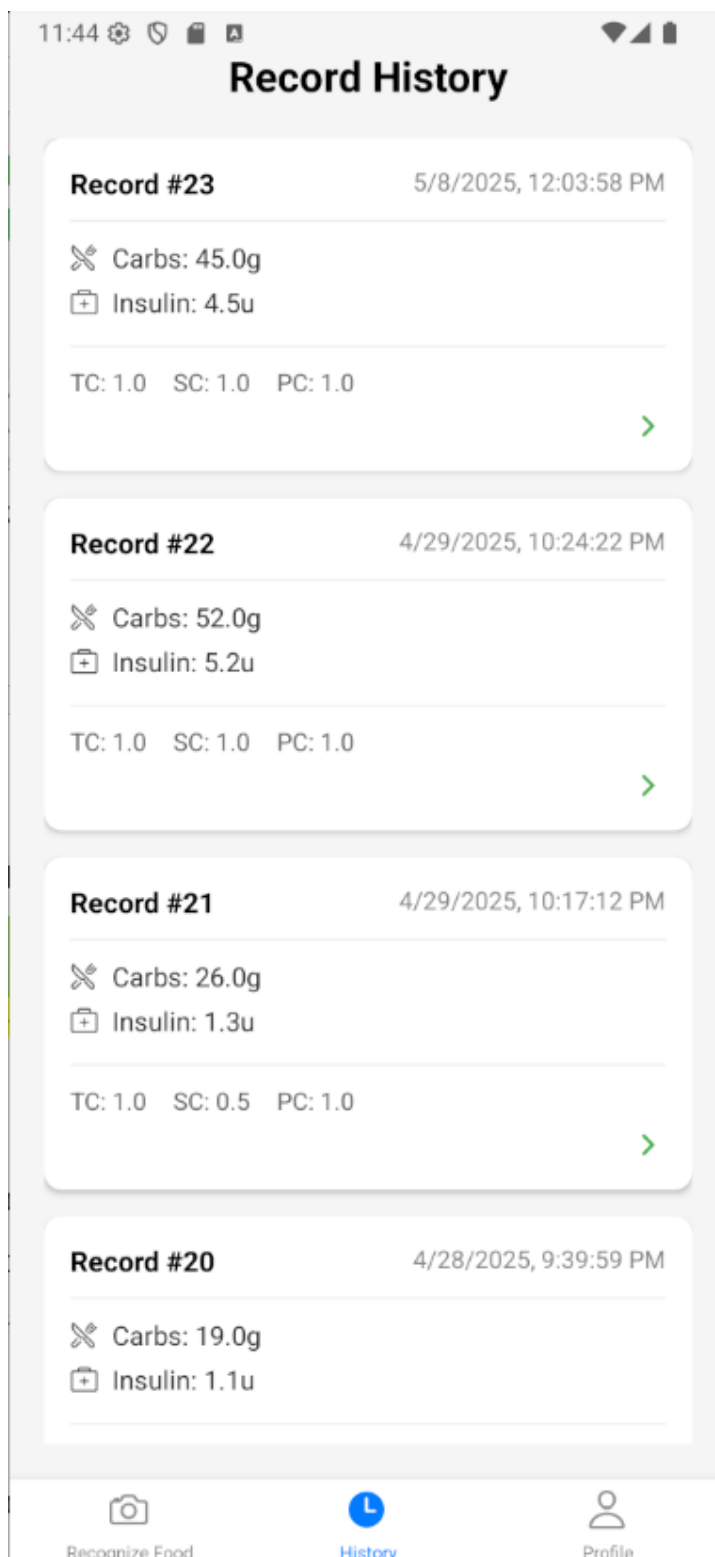


Рисунок 3.30 – Список записів

11:46 

## ← Record Details

### Record Details

Record ID: 23

Date: 5/8/2025, 12:03:58 PM

### Values

Insulin: 4.5 units

Carbohydrates: 45.0 g

### Coefficients

Time Coefficient: 1.0

Sport Coefficient: 1.0

Personal Coefficient: 1.0

### Food Recognition

Recognition ID: 167

#### bread

Weight: 80 g

Carbs: 43 g

#### cucumber

Weight: 25 g

Carbs: 1 g

#### smoked salmon



Recognize Food



History



Profile

Рисунок 3.31 – Детальна інформація про запис

## ВИСНОВКИ

У межах кваліфікаційної роботи було розроблено мобільний застосунок для ведення щоденника діабетика з функцією автоматичного аналізу вмісту вуглеводів у їжі на основі фотографій. Такий підхід поєднує сучасні досягнення в галузі штучного інтелекту, зокрема мультимодальних моделей, з практичними потребами людей, які живуть із цукровим діабетом. Основною метою роботи було створення зручного та інформативного інструмента, який дозволяє користувачеві не лише вести облік харчування, а й отримувати автоматичну оцінку кількості вуглеводів, що суттєво зменшує потребу в ручному підрахунку та мінімізує ризики помилок.

У процесі дослідження було сформовано набір зображень, який використано для порівняння якості роботи різних мультимодальних моделей штучного інтелекту. Проведено аналіз їхньої ефективності щодо точності розпізнавання продуктів та оцінки їхнього вуглеводного вмісту. Також було сформовано математичну модель для розрахунку дози інсуліну на основі введених або автоматично визначених параметрів. Це дозволяє персоналізувати рекомендації щодо введення інсуліну з урахуванням індивідуальних коефіцієнтів користувача.

У результаті роботи створено повноцінний прототип мобільного застосунку, який забезпечує як ручне, так і автоматизоване створення записів у щоденнику, інтеграцію із серверною частиною для збереження даних, а також функції аналізу вмісту страв на фотографіях за допомогою мультимодальних моделей. Практична цінність створеного застосунку полягає в підвищенні зручності контролю за дієтою, зменшенні навантаження на користувача та підвищенні точності ведення записів, що є важливим аспектом підтримання стабільного стану здоров'я при цукровому діабеті.

Результати кваліфікаційної роботи апробовано у вигляді тез доповіді під час Міжнародного молодіжного форуму «РАДІОЕЛЕКТРОНІКА І МОЛОДЬ У ХХІ СТОЛІТТІ» [30].

## ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. SNAQ - Diabetes Food Tracker. SNAQ - Diabetes Food Tracker. URL: <https://www.snaq.ai/> (дата звернення 18.04.2025).
2. Smart application for Personalised Diabetes Management | DiabTrend. DiabTrend - Smart Diabetes App for Diabetes Management. URL: <https://diabtrend.com/> (дата звернення 18.04.2025).
3. mySugr Global - Make Diabetes Suck Less. mySugr Global - Make Diabetes Suck Less | mySugr. URL: <https://www.mysugr.com/en> (дата звернення 18.04.2025).
4. Carbs & Cals | Dieting & Calorie Counting Books & App. Carbs & Cals. URL: <https://carbsandcals.com/> (дата звернення 18.04.2025).
5. Calorie Mama Food AI - Food Image Recognition and Calorie Counter using Deep Learning. Calorie Mama Food AI - Food Image Recognition and Calorie Counter using Deep Learning. URL: <https://www.caloriemama.ai/> (дата звернення 18.04.2025).
6. Li, X., Yin, A., Choi, H. Y., Chan, V., Allman-Farinelli, M., & Chen, J. (2024). Evaluating the Quality and Comparative Validity of Manual Food Logging and Artificial Intelligence-Enabled Food Image Recognition in Apps for Nutrition Care. *Nutrients*, 16(15), 2573.
7. Zheng, J., Wang, J., Shen, J., & An, R. (2024). Artificial Intelligence Applications to Measure Food and Nutrient Intakes: Scoping Review. *Journal of medical Internet research*, 26, e54557.
8. Liu, C., Cao, Y., Luo, Y., Chen, G., Vokkarane, V., & Ma, Y. (2016). Deepfood: Deep learning-based food image recognition for computer-aided dietary assessment. In *Inclusive Smart Cities and Digital Health: 14th International Conference on Smart Homes and Health Telematics, ICOST 2016, Wuhan, China, May 25-27, 2016. Proceedings 14* (pp. 37-48). Springer International Publishing.

9. Lu, Y., Allegra, D., Anthimopoulos, M., Stanco, F., Farinella, G. M., & Mougiakakou, S. (2018, July). A multi-task learning approach for meal assessment. In Proceedings of the joint workshop on multimedia for cooking and eating activities and multimedia assisted dietary management (pp. 46-52).
10. Kuhad, P., Yassine, A., & Shimohammadi, S. (2015, June). Using distance estimation and deep learning to simplify calibration in food calorie measurement. In 2015 IEEE International Conference on Computational Intelligence and Virtual Environments for Measurement Systems and Applications (CIVEMSA) (pp. 1-6). IEEE.
11. Han, Y., Cheng, Q., Wu, W., & Huang, Z. (2023). Dpf-nutrition: Food nutrition estimation via depth prediction and fusion. *Foods*, 12(23), 4293.
12. Ahn, D. (2024). Accurate and Reliable Food Nutrition Estimation Based on Uncertainty-Driven Deep Learning Model. *Applied Sciences*, 14(18), 8575.
13. Ababneh, J., Abu-Jassar, A., Abuowaida, S., Liubchenko, V., & Lyashenko, V. (2024, December). Evaluation of Three Different Operators for Object Highlighting in Medical RGB Images: Canny, Roberts, and LoG in Independent Color Spaces. In *2024 25th International Arab Conference on Information Technology (ACIT)* (pp. 1-7). IEEE.
14. Lyubchenko, V., Veretelnyk, K., Kots, P., & Lyashenko, V. (2024). Digital image segmentation procedure as an example of an NP-problem. *Multidisciplinary Journal of Science and Technology*, 4(4), 170-177.
15. Uchqun o'g'li, B. S., Lyubchenko, V., & Lyashenko, V. (2023). Image Processing Techniques as a Tool for the Analysis of Liver Diseases.
16. Zeleniy, O., Rudenko, D., Lyubchenko, V., & Lyashenko, V. (2022). Image Processing as an Analysis Tool in Medical Research.
17. Lyashenko, V., Babker, A., & Lyubchenko, V. (2017). The study of blood smear as the analysis of images of various objects.
18. Gorokhovatskyi, V., Chmutov, Y., Tvoroshenko, I., & Kobylin, O. (2025). Reducing computational costs by compressing the structural description in image classification methods. *Advanced Information Systems*, 9(1), 5-12.

19. Kobylin, O., & Putiatina, O. (2025). Some aspects of real-time image denoising influenced by shot noise and compound Poisson noise. In *CEUR Workshop Proceedings* (pp. 109-117).

20. Gorokhovatskyi, V., Tvoroshenko, I., Kobylin, O., & Vlasenko, N. (2023). Search for visual objects by request in the form of a cluster representation for the structural image description. *Advances in Electrical and Electronic Engineering*, 21(1), 19.

21. Gorokhovatskyi, V., Tvoroshenko, I., Yakovleva, O., & Hudáková, M. (2025). Image description compression in classification structural methods. *IEEE Access*, 13, 43631-43641.

22. Kobylin, O., & Lysenko, A. (2021). Research of superpixel image segmentation method.

23. Tvoroshenko, I., Gorokhovatskyi, V., Kobylin, O., & Tvoroshenko, A. (2023). Application of deep learning methods for recognizing and classifying culinary dishes in images.

24. Gorokhovatskyi, V., Tvoroshenko, I., Yakovleva, O., Hudáková, M., & Gorokhovatskyi, O. (2024). Application a committee of Kohonen neural networks to training of image classifier based on description of descriptors set. *IEEE Access*.

25. Кобилін, О. А., & Творошенко, І. С. (2021). Методи цифрової обробки зображень.

26. Oguntimilehin, A., Ayirioritse, O., Atachin, A. J., Toyin, O., Tope-Oke, A. M., Abiola, O. B., ... & Oluwatoki, T. G. (2024, November). Convolutional Neural Network Based Food Calorie Estimation System for Dietary Tracking. In 2024 IEEE 5th International Conference on Electro-Computing Technologies for Humanity (NIGERCON) (pp. 1-5). IEEE.

27. Laddha M. Food Recognition and Nutrition Estimation using OpenAI. DEV Community. URL: [https://dev.to/mayank\\_laddha\\_ml/food-recognition-and-nutrition-estimation-using-openai-4mndo](https://dev.to/mayank_laddha_ml/food-recognition-and-nutrition-estimation-using-openai-4mndo) (дата звернення 01.05.2025).

28. Papers with Code - Visual Question Answering. The latest in Machine Learning | Papers With Code. URL: <https://paperswithcode.com/task/visual-question-answering-1> (дата звернення 04.05.2025).

29. Calculating Insulin Dose. Diabetes Teaching Center. URL: <https://diabetesteachingcenter.ucsf.edu/about-diabetes/type-2-diabetes/use-insulin-type-2-diabetes/calculating-insulin-dose> (дата звернення 09.05.2025).

30. Мамонов Г.С. (2025) Використання штучного інтелекту для оцінки вмісту вуглеводів у їжі на основі фото в контексті ведення щоденника діабетика. *Радіоелектроніка і молодь у XXI столітті: тези доповідей 29-го Міжнародного молодіжного форуму (Харків, 16–19 квітня 2025 р.)*. Харків: ХНУРЕ, 2025. Т. 7. С. 97-98