

Факультет Інформаційно-аналітичних технологій та менеджменту
(повна назва)

Кафедра Інформатики
(повна назва)

2026 p.

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)

«_____» _____ 2026 р.

ЗАВДАННЯ
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУздобувачеві _____ Дацюк Євгенії Олегівні
(прізвище, ім'я, по батькові)1. Тема роботи Проектування та реалізація мобільного застосунку для домашнього обліку ліків з модулем мультимодального розпізнавання даних з фото упаковки

затверджена наказом університету від 26 травня 2026 року № 435Ст

2. Термін подання здобувачем роботи до екзаменаційної комісії 19 червня 2026 р.

3. Вихідні дані до роботи науково-методична та науково-технічна література з питань автоматизації обліку лікарських засобів та мультимодального розпізнавання даних, наукові статті у сфері штучного інтелекту та мобільної розробки, матеріали науково-практичних конференцій, дані інтернет-мережі, бібліотеки та фреймворки React Native, Django, Gradio, Google Gemini API, моделі Gemini 3 Flash Preview, Gemini 2.5 Flash, Gemini 2.5 Flash Lite та GPT-5.4-mini, платформи Mockflow та Figma для розробки дизайну.

4. Перелік питань, що потрібно опрацювати в роботі _____

1. Аналіз сучасного стану питання автоматизації введення інформації в мобільні застосунки у сфері лікування, здоров'я та обліку ліків у побуті.2. Розробка підходу для екстракції структурованих даних з фото упаковок лікарських засобів та створення дослідницького застосунку на Gradio.3. Розробка мобільного застосунку для обліку ліків у побуті.

5. Перелік графічного матеріалу із зазначенням креслеників, схем, плакатів, комп'ютерних ілюстрацій (п.5 включається до завдання за рішенням випускової кафедри) діаграма компонентів системи, діаграма послідовності процесу розпізнавання, ER-діаграма бази даних, wireframe-прототипи екранів застосунку, фінальний дизайн інтерфейсу, лендингова сторінка та форма реєстрації до списку очікування, екрани основних функціональних сценаріїв застосунку (реєстрація, розпізнавання, управління аптечкою, редагування, використання препарату, фільтрація, статистика, набори), схема формування промпту та оброблення відповіді моделі, загальна схема оцінювання результатів MLLM, підсумкові результати порівняльного аналізу моделей.

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	13.04.2026	
2	Аналіз завдання, підбір літератури	14.04.26-18.04.26	
3	Аналіз літератури з проблеми, що вирішується	18.04.26-21.04.26	
4	Аналіз існуючих методів розпізнавання	23.04.26-27.04.26	
5	Формування кроків вирішення проблеми	28.04.26-03.05.26	
6	Програмна реалізація	06.04.26-23.05.26	
7	Аналіз отриманих результатів	24.05.26-01.06.26	
8	Оформлення пояснювальної записки	01.06.26-08.06.26	
9	Перевірка на нормоконтроль	10.06.26-19.06.26	
10	Перевірка на плагіат	11.06.26-30.06.26	
11	Рецензування	20.06.26-30.06.26	
12	Підготовка презентації та доповіді	20.06.26-30.06.26	
13	Занесення роботи в електронний архів	30.06.26-09.07.26	
14	Попередній захист кваліфікаційної роботи	30.06.26-09.07.26	

Дата видачі завдання 13 квітня 2026 р.

Здобувач _____
(підпис)

Керівник роботи _____ доц. Яковлева О.В.
(підпис) (посада, прізвище, ініціали)

РЕФЕРАТ/ABSTRACT

Пояснювальна записка до кваліфікаційної роботи: 79 с., 2 табл., 44 рис., 3 дод., 51 джерело.

ДОМАШНІЙ ОБЛІК ЛІКІВ, ЕКСТРАКЦІЯ ДАНИХ, МОБІЛЬНИЙ ЗАСТОСУНОК, МУЛЬТИМОДАЛЬНЕ РОЗПІЗНАВАННЯ, GEMINI, GRADIO, REACT NATIVE.

Об'єктом роботи є автоматизація домашнього обліку лікарських засобів із використанням мобільного застосунку.

Метою роботи є розробка мобільного застосунку для домашнього обліку ліків з модулем мультимодального розпізнавання даних з фото упаковки.

У роботі використано методи штучного інтелекту й аналізу даних, а також засоби мобільної розробки та API-інтеграції.

Практична цінність роботи полягає в автоматизації введення інформації про лікарські засоби та спрощенні ведення домашньої аптечки.

Розроблено мобільний застосунок для обліку лікарських засобів на основі розпізнавання упаковок.

Область застосування: управління домашньою аптечкою та цифрові сервіси у сфері здоров'я.

Результати дослідження отримані в межах міжнародного проєкту INITIATE за грантом No. 101136775 HORIZON WIDERA 2023 ACCESS 03.

DATA EXTRACTION, GEMINI, GRADIO, HOME MEDICINE ACCOUNTING, MOBILE APPLICATION, MULTIMODAL RECOGNITION, REACT NATIVE.

The object of the work is the automation of home medicine management using a mobile application.

The purpose of the work is the development of a mobile application for home medicine management with a multimodal recognition module for extracting data from medicine package photos.

The work employed artificial intelligence and data analysis methods, as well as mobile development and API integration techniques.

The practical value of the work lies in automating medicine data entry and simplifying home medicine cabinet management.

A mobile application for medication management using package recognition was developed.

Application domain: home medication management and digital healthcare services.

The results were obtained within the international project INITIATE under the grant No. 101136775 HORIZON WIDERA 2023 ACCESS 03.

ЗМІСТ

Перелік умовних позначень, символів, одиниць, скорочень і термінів	7
Вступ.....	9
1 Аналіз сучасного стану питання автоматизації введення інформації в мобільні застосунки у сфері лікування, здоров'я та обліку ліків у побуті .	11
1.1 Проблема обліку ліків у побуті	11
1.2 Огляд ринку мобільних застосунків у сфері лікування, здоров'я та обліку ліків у побуті	11
1.3 Підходи до автоматизації вводу інформації	14
1.4 Огляд бібліотек та фреймворків для вирішення задачі створення мобільних застосунків з введенням інформації на основі аналізу зображень.....	15
1.5 Постановка задачі	16
2 Розробка підходу для екстракції структурованих даних з фото упаковок лікарських засобів та створення дослідницького застосунку на Gradio	18
2.1 Опис та мета експериментів щодо розпізнавання даних з упаковки ліків.....	18
2.2 Проектування набору даних для тестування гіпотез	18
2.2.1 Структура набору даних.....	19
2.2.2 Підготовка довідників для динамічних промптів.....	22
2.3 Розробка дослідницького застосунку на основі Gradio	24
2.3.1 Переваги Gradio та мета розробки.....	24
2.3.2 Архітектура дослідницького застосунку	25
2.3.3 Приклади роботи застосунку	26
2.4 Кількісні показники та аналіз збалансованості створеного набору даних.....	28
2.5 Аналіз MLLMs для розпізнавання упаковок лікарських засобів...	30
2.5.1 Відбір моделей для аналізу	31
2.5.2 Розробка промпту.....	32

	6
2.5.3 Розробка критерію оцінювання якості MLLM.....	35
2.5.4 Приклади застосування критерію оцінювання	39
2.5.5 Висновки щодо обрання моделі для застосунку.....	41
2.6 Розробка алгоритму для екстракції структурованих даних з фото упаковок лікарських засобів	42
3 Розробка мобільного застосунку для обліку ліків у побуті.....	44
3.1 Технічне завдання	44
3.2 Налаштування програмного середовища	45
3.3 Розробка архітектури мобільного застосунку	47
3.4 Проєктування бази даних.....	49
3.5 Особливості підключення та налаштування MLLM.....	51
3.6 Розробка дизайну застосунку	52
3.7 Ілюстрація роботи застосунку	54
3.8 Оцінка якості роботи застосунку експертами.....	58
3.9 Просування розробленого мобільного застосунку.....	60
Висновки	63
Перелік джерел посилання	66
Додаток А Графік розподілу набору даних за країнами	72
Додаток Б Діаграми алгоритмів.....	73
Додаток В Перелік базових полів та складних структур набору даних.....	77

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, СИМВОЛІВ, ОДИНИЦЬ, СКОРОЧЕНЬ І ТЕРМІНІВ

Довідник – структурований перелік допустимих значень, що використовується для стандартизації відповідей моделі

Еталонні дані – заздалегідь підготовлені правильні структуровані дані, з якими порівнюються результати розпізнавання

Застосунок – програмне забезпечення, призначене для виконання користувацьких задач на мобільному пристрої або в середовищі вебінтерфейсу

Лікарський засіб – препарат або інший медичний продукт, інформація про який підлягає обліку в системі

Мультимодальна модель – модель штучного інтелекту, здатна обробляти кілька типів даних, зокрема текст і зображення

Післяоброблення – етап обробки результату моделі, що включає нормалізацію, перевірку та очищення отриманих даних

Промпт – текстова інструкція для моделі, яка визначає правила аналізу зображення та формат відповіді

Структуровані дані – дані, подані у визначеній формі з фіксованими полями та вкладеними структурами

Штрихкод – графічне кодування інформації про товар або препарат, яке може бути зчитане спеціальними засобами

API – Application Programming Interface (прикладний програмний інтерфейс для взаємодії між програмними компонентами)

Base64 – спосіб кодування бінарних даних у текстовий формат

BasicScore – оцінка якості розпізнавання базових полів лікарського засобу

DetailedScore – оцінка якості розпізнавання деталізованих і вкладених структур даних

FinalScore – підсумкова інтегральна оцінка якості роботи моделі

Flutter – кросплатформений фреймворк для розробки мобільних застосунків

GPT – Generative Pre-trained Transformer (сімейство великих мовних моделей)

Gradio – фреймворк для швидкого створення вебінтерфейсів для моделей машинного навчання

JSON – JavaScript Object Notation (текстовий формат подання структурованих даних)

MLLM – Multimodal Large Language Model (мультимодальна велика мовна модель)

MLLMs – Multimodal Large Language Models (мультимодальні великі мовні моделі)

MVP – Minimum Viable Product (мінімально життєздатний продукт)

NIH – National Institutes of Health (Національні інститути охорони здоров'я США)

OCR – Optical Character Recognition (оптичне розпізнавання символів)

React Native – кросплатформений фреймворк для розробки мобільних застосунків

ReferenceScore – оцінка коректності та релевантності зовнішніх посилань

URL – Uniform Resource Locator (уніфікована адреса ресурсу в мережі Інтернет)

ВСТУП

Сучасний розвиток мобільних технологій та систем штучного інтелекту відкриває нові можливості для автоматизації повсякденних процесів у сфері охорони здоров'я. Однією з актуальних побутових задач є організація обліку лікарських засобів у домашніх умовах – інвентаризація препаратів, контроль термінів придатності, відстеження залишків та своєчасне поповнення домашньої аптечки. За даними НІН, приблизно кожен третій дорослий у світі страждає від кількох хронічних захворювань одночасно, що потребує регулярного прийому декількох препаратів [1]. Дослідження свідчать, що до 91 % пацієнтів у закладах довготривалого догляду щодня приймають п'ять і більше медикаментів [2, 3]. За таких умов організація зберігання та контролю ліків стає критично важливою задачею. Використання прострочених або неправильно збережених препаратів може призводити до серйозних наслідків для здоров'я. Історично облік лікарських засобів у домашніх умовах здійснювався виключно вручну: записники, паперові списки або, у кращому випадку, електронні таблиці. З появою смартфонів на початку 2010-х років з'явилися перші мобільні застосунки для нагадування про прийом ліків, зокрема Medisafe (2012) та MyTherapy (2013). Ці рішення зосередились переважно на функції нагадувань і базовому веденні списку препаратів із ручним введенням даних. Пізніше окремі застосунки інтегрували сканування штрихкодів для пошуку інформації про препарат у зовнішніх базах даних, однак така функціональність залежить від наявності препарату в базі та не вирішує проблему автоматичного зчитування всього спектра інформації з упаковки, таку як дозування, форми випуску, терміну придатності, виробника.

Світові тенденції у сфері автоматизації введення медичних даних демонструють поступовий перехід від класичного OCR до мультимодальних великих мовних моделей. Якщо традиційні OCR-рішення здатні розпізнавати лише текст за умови достатньої якості зображення та стандартного

розташування тексту, то сучасні мультимодальні моделі, зокрема GPT-5.4, Gemini 3 Flash та Claude 4.6 Sonnet, здатні одночасно аналізувати візуальний контент і текст, розуміти контекст зображення та структурувати отримані дані. Це відкриває принципово нові можливості для автоматичного розпізнавання інформації з фотографій упаковок лікарських засобів навіть за умов нестандартного освітлення, часткового перекриття або різноманітного поліграфічного оформлення.

Аналіз існуючих рішень виявляє суттєві обмеження. Medisafe та MyTherapy орієнтовані на нагадування і потребують повністю ручного введення даних про препарат. Застосунок Pillboxie дозволяє вести список ліків, але не має жодного модуля автоматичного розпізнавання. Окремі рішення для фармацевтичного ринку, такі як iPrescribe, орієнтовані на професійне медичне середовище і непридатні для домашнього використання через складність інтерфейсу та вартість. Таким чином, сегмент споживчих мобільних застосунків для домашнього обліку ліків з автоматизованим введенням даних залишається практично незаповненим.

Актуальність теми обумовлена поєднанням кількох чинників: зростаючою кількістю людей, що регулярно приймають декілька препаратів; відсутністю зручних інструментів для автоматизованого ведення домашньої аптечки; стрімким розвитком мультимодальних моделей, що роблять таку автоматизацію технічно реалізованою; а також загальною тенденцією до цифровізації персонального управління здоров'ям.

Роботу присвячено проектуванню та реалізації мобільного застосунку для домашнього обліку лікарських засобів із модулем мультимодального розпізнавання даних з фотографій упаковок препаратів.

Результати роботи можуть бути використані для спрощення ведення домашньої аптечки, зниження ризиків, пов'язаних із використанням прострочених препаратів, а також як основа для подальшого розширення функціональності, зокрема інтеграції з медичними записами або системами електронних рецептів.

1 АНАЛІЗ СУЧАСНОГО СТАНУ ПИТАННЯ АВТОМАТИЗАЦІЇ ВВЕДЕННЯ ІНФОРМАЦІЇ В МОБІЛЬНІ ЗАСТОСУНКИ У СФЕРІ ЛІКУВАННЯ, ЗДОРОВ'Я ТА ОБЛІКУ ЛІКІВ У ПОБУТІ

1.1 Проблема обліку ліків у побуті

Облік лікарських засобів у домашніх умовах охоплює кілька взаємопов'язаних процесів: інвентаризацію, контроль термінів придатності, пошук препаратів, відстеження залишків та формування наборів ліків. На практиці більшість із них реалізується без спеціалізованих засобів, що знижує ефективність управління домашньою аптечкою.

Інвентаризація, як правило, не проводиться регулярно, через що користувач не має актуального переліку препаратів і не може своєчасно поповнювати запаси. Контроль термінів придатності здійснюється епізодично, що призводить до використання прострочених засобів або їх несвоєчасної утилізації. Пошук конкретного препарату за неорганізованого зберігання, особливо якщо ліки розміщені у кількох місцях, займає зайвий час і стає критичним у невідкладних ситуаціях.

Аналіз наявних програмних рішень показує, що більшість із них потребує повністю ручного введення даних, що є основною причиною відмови користувачів від систематичного ведення аптечки. Це обумовлює актуальність розроблення системи з автоматизованим введенням інформації та комплексною підтримкою функцій домашнього обліку лікарських засобів.

1.2 Огляд ринку мобільних застосунків у сфері лікування, здоров'я та обліку ліків у побуті

Ринок мобільних застосунків у сфері обліку лікарських засобів представлений значною кількістю рішень, однак жодне з них не забезпечує

комплексного управління домашньою аптечкою. Для систематизації наявних рішень проведено порівняльний аналіз за трьома критеріями: підтримка обліку, спосіб введення даних та рівень автоматизації.

У таблиці 1.1 наведено застосунки, що існували до 2025 року, результати аналізу яких відображають загальний стан ринку на той момент.

Таблиця 1.1 – Порівняльна характеристика застосунків для обліку лікарських засобів на платформі Android

Назва застосунку	Платформа	Підтримка обліку (інвентаризація, залишки)	Спосіб введення даних	Рівень автоматизації
Medisafe	Android, iOS	Часткова	Ручне введення	Низький
MyCabinet: Medicine Management	Android, iOS	Обмежена	Ручне введення	Низький
MedTracker	Android	Часткова	Ручне введення	Низький
Pill Reminder	Android	Відсутня	Ручне введення	Низький
Expiro – Expiry Date Tracker	Android	Часткова (без контролю залишків)	Ручне введення	Низький
Pill Reminder & Health Tracker	Android	Часткова	Ручне введення	Низький
Medicine Cabinet	Android	Часткова	Сканування штрих-коду + ручне	Низький-середній
PharmaSafe	Android	Часткова	Ручне введення	Низький
Digitale Hausapotheke	Android, iOS	Часткова	Сканування штрих-коду	Середній

Усі розглянуті застосунки доступні на платформі Android [4], однак близько 85 % із них використовують виключно ручне введення даних. Лише два застосунки підтримують часткову автоматизацію через сканування штрихкодів, понад 75 % мають низький рівень автоматизації, а повноцінний

контроль залишків не реалізовано в жодному з них. З функціональної точки зору всі рішення забезпечують нагадування про прийом ліків та базове ведення переліку препаратів; контроль термінів придатності присутній лише у 30–40 % застосунків. Повноцінна інвентаризація, відстеження залишків та управління наборами препаратів залишаються фактично нереалізованими.

З 2025 року на платформі iOS з’являються рішення з розпізнаванням інформації з фотографій упаковок, що суттєво скорочує час введення даних. Проте, як показує аналіз у таблиці 1.2, їх функціональність залишається обмеженою.

Таблиця 1.2 – Застосунки на платформі iOS з функціями розпізнавання лікарських засобів

Назва застосунку	Платформа	Основна функціональність	Спосіб введення даних	Рівень автоматизації
Medicine Identifier	iOS	Ідентифікація препарату, отримання довідкової інформації	Фото упаковки	Середній
Med Identifier	iOS	Розпізнавання лікарських засобів	Фото упаковки	Середній
Pharmacy AI	iOS	Аналіз зображення, визначення характеристик препарату	Фото упаковки	Середній-високий

Розпізнавання даних у таких застосунках не інтегроване з функціями обліку, тобто отримана інформація не використовується для подальшого управління препаратами, тому вони фактично виконують роль довідкових систем, а не інструментів комплексного обліку.

У висновку можна зазначити, що переважна частина наявних рішень обмежується нагадуваннями та частковим обліком. Android домінує за кількістю застосунків, проте з низьким рівнем автоматизації; iOS демонструє нові підходи на основі розпізнавання зображень, однак без інтеграції з обліком.

Відсутність рішень, що поєднують автоматизоване введення даних із повноцінним обліком лікарських засобів, обґрунтовує актуальність розроблення застосунку з модулем мультимодального розпізнавання.

1.3 Підходи до автоматизації вводу інформації

Автоматизація введення інформації є ключовим чинником підвищення ефективності застосунків для обліку лікарських засобів. Розглядається чотири основні підходи.

Оптичне розпізнавання символів (OCR) [5] дозволяє витягувати текст із зображень упаковок і широко застосовується завдяки невисоким обчислювальним вимогам. Проте ефективність суттєво залежить від якості зображення, освітлення та мови тексту. Критичним обмеженням є відсутність інтерпретації. OCR виділяє текст, але не визначає його тип. Для структурованих джерел, як-от ціnnики чи етикетки, можна застосовувати шаблони з попередньою нормалізацією зображення методами на основі дескрипторів [6–14], однак для різноманітних упаковок ліків цей підхід є недостатньо гнучким.

Довідникові бази даних дозволяють підставляти інформацію після введення назви або сканування штрихкоду. До основних обмежень належать неповнота довідників щодо локальних ринків, варіативність написання назв та необхідність ручного введення таких полів, як термін придатності або кількість.

Мультимодальні великі мовні моделі (MLLMs) не лише розпізнають текст, а й інтерпретують його в контексті зображення, що дозволяє визначати характеристики препарату навіть за неструктурованого розташування інформації на упаковці. Через обчислювальні обмеження мобільних пристроїв такі моделі використовуються через віддалені API, де обробка виконується на сервері.

Голосове введення спрощує взаємодію, однак залежить від якості розпізнавання мовлення та наявності медичної лексики й не вирішує задачу автоматичного визначення параметрів препарату.

Найбільш перспективним є використання MLLMs, які поєднують розпізнавання тексту з зображення та смислову обробку отриманої інформації в єдиному запиті. У фінансовому домені вже активно використовуються сучасні MLLMs для екстракції інформації з паперових чеків [48, 49].

1.4 Огляд бібліотек та фреймворків для вирішення задачі створення мобільних застосунків з введенням інформації на основі аналізу зображень

Системи автоматизованого введення інформації будуються за клієнт-серверною архітектурою. Мобільний застосунок відповідає за збір зображень та взаємодію з користувачем, тоді як обробка даних виконується на сервері або через хмарні сервіси.

Для мобільної частини найпоширенішими є кросплатформені фреймворки React Native та Flutter, що дозволяють підтримувати Android та iOS на єдиній кодовій базі. React Native вирізняється широкою екосистемою бібліотек, а Flutter вирізняється вищою продуктивністю інтерфейсу. Нативна розробка на Kotlin та Swift забезпечує максимальний доступ до апаратних можливостей, проте потребує окремої реалізації для кожної платформи.

На серверному рівні поширеними рішеннями є FastAPI з підтримкою асинхронної обробки запитів та Django REST Framework з розвиненою структурою проєкту і вбудованими засобами автентифікації. Серверна частина виступає проміжним рівнем між клієнтом та зовнішніми сервісами, забезпечуючи захист ключів доступу та централізоване управління даними.

Доступ до мультимодальних моделей реалізується через хмарні API. OpenAI надає доступ до моделей сімейства GPT, Google надає доступ до моделей Gemini через Google AI Studio або Vertex AI, де перший орієнтований на пряму інтеграцію через API, а другий орієнтований на складніші хмарні сценарії. Обидва підходи передбачають передачу зображення на віддалений сервер та залежать від наявності мережевого з'єднання.

1.5 Постановка задачі

Автоматизація обліку лікарських засобів у побутових умовах є актуальним завданням на тлі стрімкого розвитку мобільних застосунків та мультимодальних технологій штучного інтелекту. Проведений аналіз ринку підтверджує, що сегмент споживчих застосунків із автоматизованим введенням даних та повноцінним обліком лікарських засобів залишається незаповненим. У зв'язку з цим ставиться завдання розроблення підходу до автоматизованого введення інформації про лікарські засоби на основі аналізу зображень упаковки з використанням сучасних мультимодальних моделей.

Об'єктом роботи є автоматизація домашнього обліку лікарських засобів із використанням мобільного застосунку.

Метою роботи є розробка мобільного застосунку для домашнього обліку ліків з модулем мультимодального розпізнавання даних з фото упаковки.

Для досягнення поставленої мети необхідно вирішити такі завдання:

- дослідити попит на мобільні застосунки для обліку лікарських засобів у побуті;
- проаналізувати сучасні мобільні застосунки у цій сфері та визначити їх функціональні обмеження;
- дослідити можливості використання мультимодальних великих мовних моделей для розпізнавання інформації з фото упаковки;
- створити дослідницький застосунок на базі бібліотеки Gradio для створення набору даних для подальших експериментів;
- сформулювати структурований набір даних лікарських засобів для тестування та оцінювання;
- розробити підхід до оцінювання якості екстракції структурованої інформації з фото упаковок;
- обрати мультимодальну модель, що найкраще відповідає вимогам задачі;
- спроектувати структуру мобільного застосунку для обліку лікарських засобів;
- розробити прототип (MVP) мобільного застосунку з модулем автоматизованого введення даних;
- розробити вебсторінку для збору і оцінювання попиту користувачів.

2 РОЗРОБКА ПІДХОДУ ДЛЯ ЕКСТРАКЦІЇ СТРУКТУРОВАНИХ ДАНИХ З ФОТО УПАКОВОК ЛІКАРСЬКИХ ЗАСОБІВ ТА СТВОРЕННЯ ДОСЛІДНИЦЬКОГО ЗАСТОСУНКУ НА GRADIO

2.1 Опис та мета експериментів щодо розпізнавання даних з упаковки ліків

Задача розпізнавання даних з упаковок лікарських засобів ускладнюється відсутністю єдиного стандарту подання інформації. Текст відрізняється за мовою, шрифтом і розташуванням, а якість фотографій залежить від умов зйомки. На відміну від класичних OCR-рішень, MLLMs здатні не лише витягувати текст, а й інтерпретувати його в контексті зображення, формуючи структурований результат.

Метою експериментів є відбір моделі для інтеграції в модуль автоматизованого введення даних. Порівняння проводиться за чотирма критеріями, а саме якість розпізнавання, швидкість обробки, стабільність результатів при різних умовах зйомки та вартість використання через API.

2.2 Проєктування набору даних для тестування гіпотез

Для об'єктивного порівняння MLLMs сформовано окремий набір даних із фотографіями упаковок лікарських засобів. Використання єдиного набору зображень в однакових умовах тестування є обов'язковою умовою коректного оцінювання якості моделей, швидкості їх роботи та стабільності результатів.

При формуванні набору враховувалась необхідність охоплення різноманітних типів упаковок. Препарати відрізняються за дизайном, мовою тексту, кольоровою гамою, розташуванням інформації та рівнем складності розпізнавання. Додатково включались зображення з варіаціями умов зйомки,

а саме різним освітленням, кутом фотографування, якістю зображення та наявністю шумів. Це дозволило наблизити тестові умови до реальних сценаріїв використання застосунку.

Для кожного зображення підготовлено еталонний структурований опис препарату, що використовується для автоматизованого порівняння з результатами розпізнавання. Структура набору даних додатково включає метадані та довідкову інформацію, що забезпечує стандартизацію експериментів і повторюваність отриманих результатів.

2.2.1 Структура набору даних

Набір даних для експериментів містить фотографії упаковок препаратів, еталонні структуровані описи та довідкові дані. Основними вимогами до структури були зручність ручного редагування, централізоване зберігання та можливість автоматизованого використання під час оцінювання моделей.

За основу обрано формат Excel-файлів. Це спростило наповнення набору, перевірку коректності даних та внесення правок під час експериментів. Для кожного препарату створювався окремий файл, назва якого формувалась на основі країни та назви препарату (рис. 2.1), що забезпечило унікальність ідентифікаторів у межах набору.

Ukraine_OBAPIMEДIH_gemini-3-flash-preview

Рисунок 2.1 – Приклад назви файлу з набору даних

Кожен Excel-файл містить кілька вкладок. Перша вкладка (рис. 2.2) зберігає основну структуровану інформацію про препарат, таку як назву, бренд, виробника, країну, термін придатності, умови зберігання, кількість

одиниць та інші параметри. Для кожного поля додатково вказується джерело інформації, наприклад, упаковка препарату або знання моделі.

Basic fields		
Field	Value	Source
Drug name (primary)	OBAPIMEДН®	package
Drug name	OVARIMEDIN®	package
Brand	NUTRIMED	package
Manufacturer	ТОВ Нутримед	package
Country	Ukraine	package
Package language	uk	package
Expiration date	2027-11-30	package
Expiration after	—	unsure
Reference URL	https://vertexaisearch.cloud.google.com/grounding-api-redirect/AUZIYQEck9HWorXPqCu4oDOv0Vj5Aa7r1HOzPO1Hlr7oMlpNm83m7xvJL4Npd2VdomM5j-mu4K9OMMn0SyneJik5m4otYXMiBmPzi1Pzdtp0MJRI5mdh0p0xdqm6tHAAp6GSJ1a4fTCXhDF2qJ0R-g== https://vertexaisearch.cloud.google.com/grounding-api-redirect/AUZIYQEoxLH2mnLJBAVEBCmFf5eCA2DRrOmokElienaVkm4WbR6dR2heuzto16	model_knowledge
Medication type	capsule	package
Packaging type	carton	package
Strength (raw)	Glycyrrhiza glabra - 250 mg, Vitex agnus-	package
Storage conditions	Store in original packaging in a dry place, protected from light and out of reach of	package
Quantity (value)	60	package
Quantity (unit)	capsules	package

Рисунок 2.2 – Приклад основної вкладки Excel-файлу

Вкладені структури даних, такі як склад препарату, терапевтичні категорії та класи, зберігаються в межах тієї ж вкладки у вигляді окремих таблиць (рис. 2.3). Це дозволяє поєднати базові характеристики та складніші структури в одному файлі. Зокрема, окремо зберігаються діючі речовини з дозуванням та одиницями вимірювання, терапевтичні категорії, показання, протипоказання, побічні ефекти та речовини, несумісні з препаратом.

Друга вкладка, яка зображена на рисунку 2.4, містить фотографії упаковки лікарського засобу. До набору даних включались декілька фотографій (до 7 штук) одного препарату з різних сторін упаковки. У деяких випадках додатково використовувались фотографії інструкцій або окремих фрагментів упаковки. Такий підхід дозволяє моделювати реальні умови використання мобільного застосунку, коли користувач може фотографувати упаковку під різними кутами та з різною якістю зображення.

Strength components (nackaza)			
#	Substance	Value	Unit
1	Glycyrrhiza glabra	250.0	mg
2	Vitex agnus-castus	100.0	mg
3	Cinnamomum cassia	50.0	mg
Therapeutic catalog groups (model_knowledge)			
#	Catalog group		
1	Supplements (BAA)		
Therapeutic class (model_knowledge)			
#	Class	Catalog group	
1	Women's Health	Supplements (BAA)	
2	Herbal Teas and Phytotherapy	Supplements (BAA)	

Рисунок 2.3 – Приклад зберігання вкладених структур даних у межах основної вкладки Excel-файлу

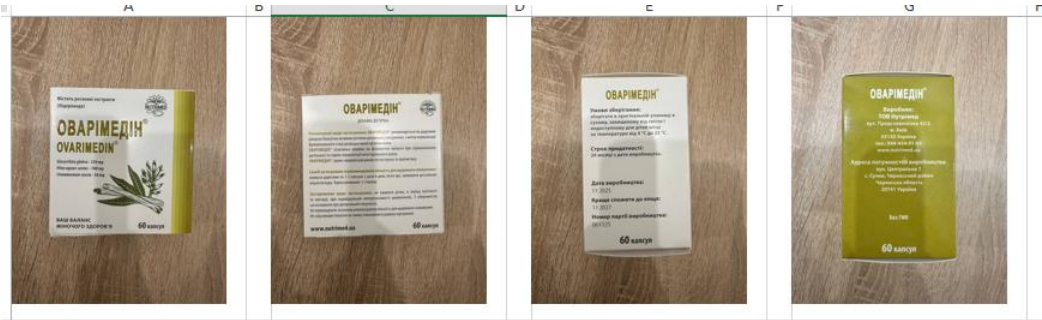


Рисунок 2.4 – Приклад фотографій упаковки лікарського засобу

Для стандартизованих полів, а саме для терапевтичних класів, категорій препаратів та інших, використовувались довідникові значення у вигляді окремих таблиць (рис. 2.5). Це зменшує варіативність відповідей моделей і спрощує автоматизоване оцінювання результатів розпізнавання.

Therapeutic classes			
English	Українською	Catalog group	Description
Pain and Fever	Біль та температура	Medications	Знеболювальні та жарознижувальні засоби
Cold and Respiratory	Застуда та дихальні шляхи	Medications	Засоби для лікування дихальних шляхів і симптомів застуди
Allergy	Алергія	Medications	Протиалергічні (антигістамінні) препарати
Infections and Antiseptics	Інфекції та антисептики	Medications	Антибіотики, противірусні та антисептичні засоби
Stomach, Intestine and Liver	Шлунок, кишківник та печінка	Medications	Засоби від печії, діареї, запорів та для підтримки печінки й травлення
Heart, Blood Pressure and Vessels	Серце, тиск та судини	Medications	Препарати для регуляції артеріального тиску та підтримки серцево-судинної системи
Blood and Thrombosis	Кров та тромбоз	Medications	Засоби, що впливають на згортання крові, тромбоутворення та її склад
Diabetes, Hormones and Metabolism	Діабет, гормони та обмін речовин	Medications	Інсуліни, гормональні препарати та засоби для корекції метаболізму

Рисунок 2.5 – Фрагмент довідника терапевтичних класів

Під час експериментів дані з Excel-файлів конвертувались у JSON-структури з еталонними значеннями, які використовувались для автоматизованого порівняння результатів розпізнавання та обчислення кількісних показників точності моделей.

2.2.2 Підготовка довідників для динамічних промптів

Якість та стабільність результатів MLLMs значною мірою залежать від структури промπτу та наявності додаткового контексту. Для зменшення варіативності відповідей підготовлено набір довідників із фіксованими наборами допустимих значень, таких як типи лікарських форм, типи упаковок, способи застосування, терапевтичні категорії, терапевтичні класи та симптоми (рис. 2.6–2.8). Довідники використовуються під час динамічного формування промптів для стандартизації результатів розпізнавання.

Medication types		
English	Українською	Description
tablet	таблетка	Тверда форма для ковтання
chewable tablet	жувальна таблетка	Приймається шляхом розжовування
effervescent tablet	шипуча таблетка	Розчиняється у воді
capsule	капсула	Желатинова оболонка з вмістом
softgel	м'яка капсула	Рідкий вміст у м'якій оболонці
lozenge	льодяник	Повільне розсмоктування
granules	гранули	Частинки для розчинення

Рисунок 2.6 – Фрагмент довідника типів лікарських форм

Packaging types		
English	Українською	Description
blister	блістер	Комірки для таблеток/капсул
strip pack	стріп-пак	Фольгована смужка для доз
bottle	пляшка	Пляшка для рідких форм
dropper bottle	флакон-крапельниця	Пляшка з крапельницею для крапель
spray bottle	флакон-спрей	Пляшка з розпилювачем
pump bottle	флакон з помпою	Дозатор-помпа
tube	туба	Для мазей/гелів/кремів
sachet	саше	Одноразовий пакетик

Рисунок 2.7 – Фрагмент довідника типів упаковок

У програмній реалізації довідники зберігаються у вигляді словників та списків Python.

Routes of administration		
English	Українською	Description
oral	перорально	Через рот
oromucosal	оро-мукозально	На слизову рота
sublingual	під'язиково	Під язик
buccal	букально	На внутрішню сторону щок
topical	топічно	На шкіру/місцево
transdermal	трансдермально	Через шкіру (пластир)
rectal	ректально	У пряму кишку

Рисунок 2.8 – Фрагмент довідника способів застосування

Під час формування запиту вміст довідників автоматично підставляється у відповідні частини промпту через плейсхолдери {MEDICATION_TYPES}, {PACKAGING_TYPES} та інші (рис. 2.9). Це дозволяє централізовано керувати допустимими значеннями без змін у тексті промпту.

```
Medication types:
{MEDICATION_TYPES}

Packaging types:
{PACKAGING_TYPES}
```

Рисунок 2.9 – Приклад застосування довідників за допомогою плейсхолдерів у динамічному промпті

Такий підхід усуває необхідність ручного редагування промпту при зміні переліку допустимих значень. Достатньо оновити відповідний довідник у коді. Це також знижує кількість неоднозначних відповідей моделі, оскільки вона отримує чіткий перелік допустимих категорій у межах кожного запиту.

2.3 Розробка дослідницького застосунку на основі Gradio

У процесі роботи з MLLMs виникла необхідність у створенні окремого інструменту для тестування промптів та аналізу результатів розпізнавання. Для цього обрано фреймворк Gradio, який дозволяє швидко створювати веборієнтовані інтерфейси для моделей штучного інтелекту [15].

Застосунок забезпечує завантаження фотографій у пакунок, автоматичне формування промпу, взаємодію з API моделей та відображення структурованих результатів. Окрім проведення експериментів, він використовувався під час формування набору даних, а саме для аналізу результатів розпізнавання, виявлення помилок та оцінювання впливу змін у промпах на якість роботи моделей.

2.3.1 Переваги Gradio та мета розробки

Для реалізації дослідницького застосунку обрано фреймворк Gradio [15]. Це інструмент для швидкого створення вебінтерфейсів для моделей машинного навчання з простою інтеграцією з Python-застосунками та зовнішніми API. Gradio [16] підтримує швидке оновлення інтерфейсу під час експериментів, а одночасне відображення вхідних зображень, промптів та структурованих результатів спрощує аналіз помилок і порівняння різних MLLMs.

Застосунок слугував єдиним середовищем для тестування моделей, перевірки варіантів промптів та формування набору даних. Завантаження фотографій, перевірка результатів і збереження записів у форматі Excel виконувались в межах одного інструменту, що забезпечувало однакові умови та повторюваність експериментів.

2.3.2 Архітектура дослідницького застосунку

Дослідницький застосунок побудовано як вебінтерфейс на основі Gradio, що взаємодіє з модулями підготовки зображень, формування запиту, оброблення результату та експорту даних. Загальну послідовність роботи наведено на рисунку 2.10. Користувач завантажує фотографії упаковки, обирає модель і промпт та запускає розпізнавання кнопкою Extract. Gradio виступає проміжним шаром між користувачем та внутрішньою логікою, тобто приймає вхідні дані, передає їх до модулів оброблення та відображає результат.

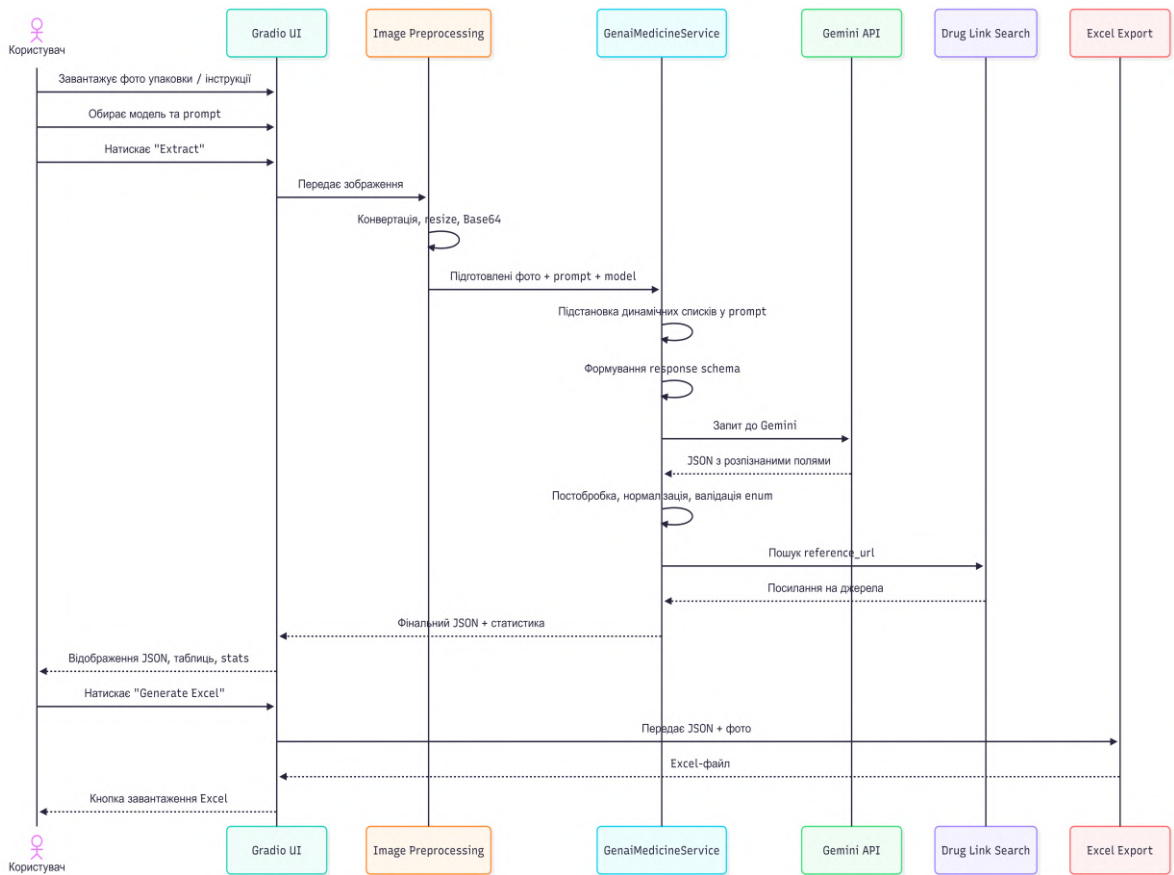


Рисунок 2.10 – Діаграма послідовності роботи дослідницького застосунку

Завантажені фотографії передаються до модуля попереднього оброблення. Вони конвертуються у формат RGB, стискаються у JPEG та кодуються у Base64 для передачі через API.

Основним модулем є GenaiMedicineService, який підставляє довідники у промпт, формує схему відповіді та передає зображення до Gemini API. Отриманий JSON проходить постобробку, нормалізацію значень, перевірку структури та приведення полів до потрібного формату, після чого результати відображаються в інтерфейсі у вигляді окремих таблиць, таких як базові поля, склад, терапевтичні групи, показання, протипоказання, побічні ефекти та статистика використання моделі.

Після перегляду результатів користувач може експортувати дані у форматі Excel за допомогою кнопки Generate Excel. Файл містить структуровані дані, фотографії упаковки та додаткові таблиці і надалі використовується як елемент набору даних.

Така архітектура чітко розділяє інтерфейс, оброблення зображень, взаємодію з моделлю та експорт, що дозволяє використовувати застосунок як для одноразового розпізнавання, так і для систематичного формування набору даних.

2.3.3 Приклади роботи застосунку

Для перевірки працездатності застосунку проведено серію експериментів із різними типами упаковок лікарських засобів. Оцінювалась здатність системи формувати структуровані JSON-відповіді та коректно відображати результати в інтерфейсі.

Перший приклад демонструє роботу з прямокутною упаковкою без фотографій інструкції (рис. 2.11). Модель отримує лише фотографії зовнішніх сторін і формує структуровану відповідь з основними характеристиками препарату, а саме назвою, брендом, виробником, типом упаковки та іншими параметрами.

Другий приклад демонструє роботу з фотографіями упаковки та інструкції одночасно (рис. 2.12). Додавання інструкції розширює обсяг

текстової інформації для моделі, що дозволяє визначати додаткові характеристики, такі як терапевтичні категорії, показання та інші параметри, які не завжди присутні безпосередньо на упаковці.

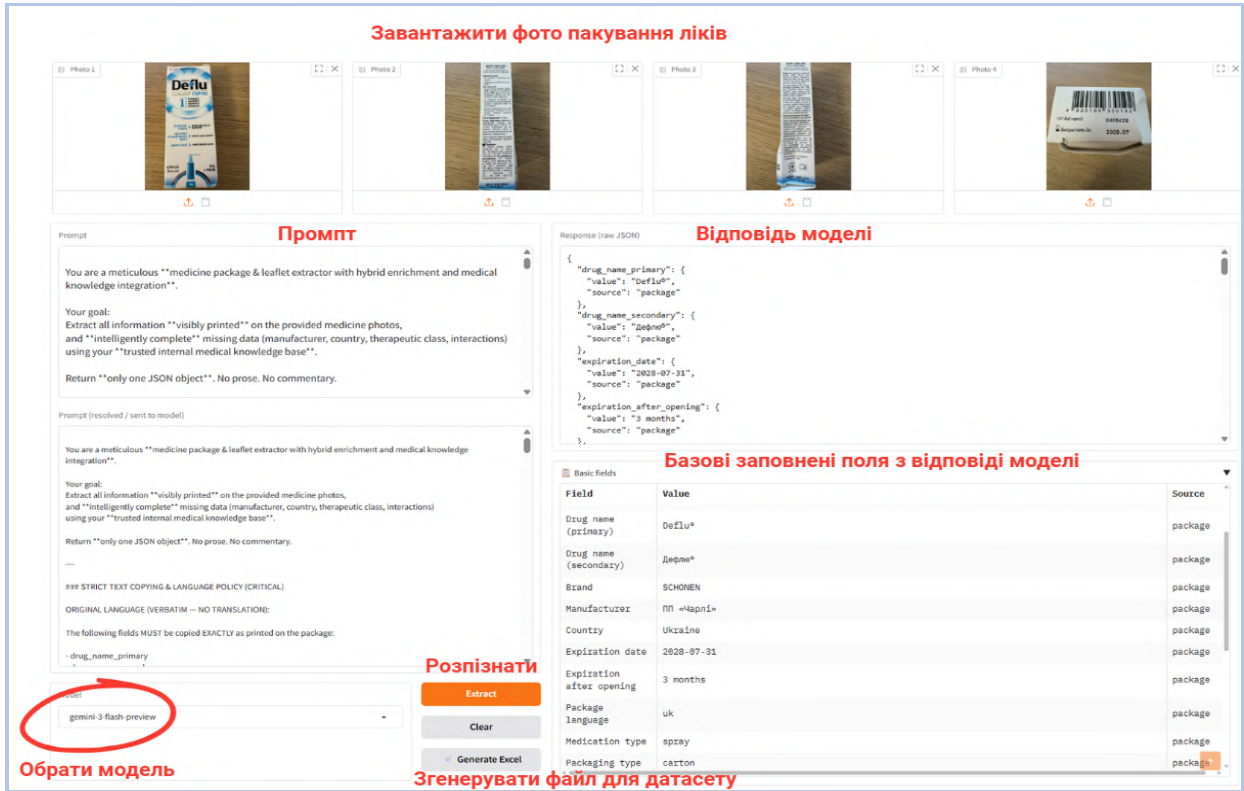


Рисунок 2.11 – Приклад роботи застосунку для упаковки без інструкції



Рисунок 2.12 – Приклад роботи застосунку з використанням фотографій інструкції

Третій приклад демонструє роботу з упаковкою циліндричної форми (рис. 2.13). Такий тип є складнішим для розпізнавання через викривлення тексту та нерівномірне розташування інформації на поверхні. Незважаючи на це, система коректно формує основні структуровані характеристики препарату, а подача кількох фотографій з різних ракурсів підвищує якість розпізнавання.

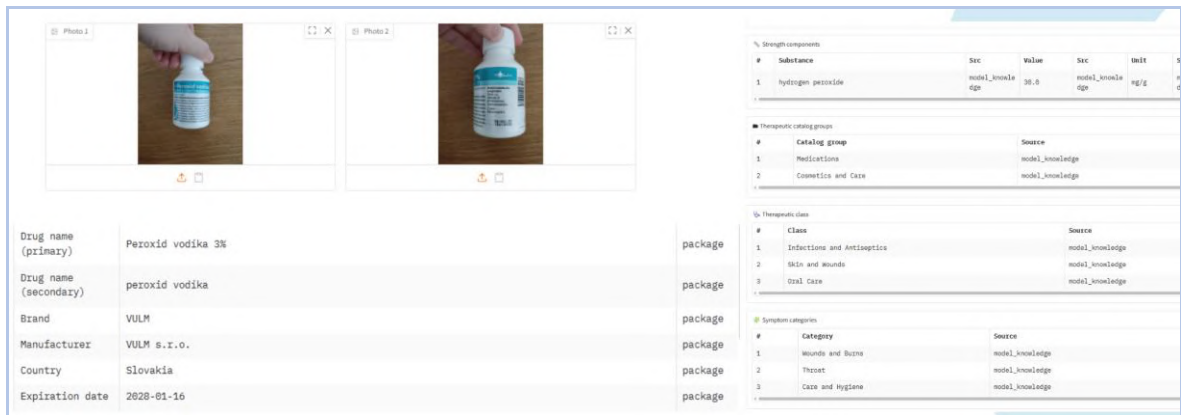


Рисунок 2.13 – Приклад роботи застосунку з упаковкою циліндричної форми

2.4 Кількісні показники та аналіз збалансованості створеного набору даних

До формування набору даних залучено 10 експертів, кожному з яких запропоновано додати до 15 лікарських засобів із власної домашньої аптечки. Всього у наборі даних наявно 155 записів. Такий підхід забезпечив набір, наближений до реальних побутових сценаріїв використання застосунку, хоча й нерівномірний за складом, що додатково дозволяє оцінити поведінку моделей на природних даних. Розподіл за країнами виробництва наведено на рисунку 2.14. Найбільшу частку становлять препарати українського виробництва, а саме 50 записів (43,5 %), далі йдуть Німеччина та Франція зі значеннями 22 та 21 запис відповідно. Меншу частку займають препарати з Індії, США, Словаччини та інших країн.

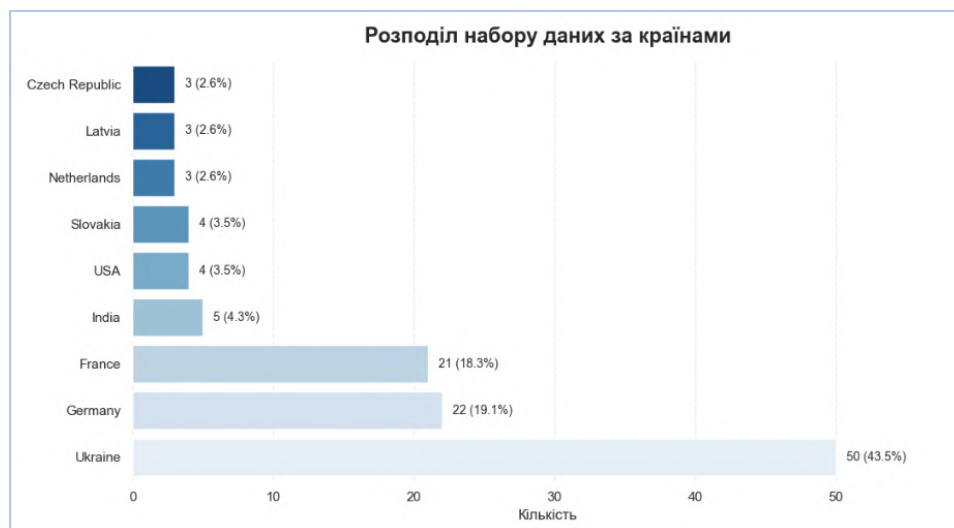


Рисунок 2.14 – Розподіл набору даних за країнами

На рисунку А.1 наведено країни, представлені одним або двома записами. Включення таких рідкісних категорій підтверджує нерівномірність набору та дозволяє перевіряти роботу моделей на упаковках із різними мовами й стилями оформлення. Розподіл за типом лікарського засобу наведено на рисунку 2.15. Найбільшу частку складають таблетки, а саме 50 записів (34,2 %), широко представлені також краплі, розчини, спреї, порошки та капсули; рідше зустрічаються пластирі, шипучі таблетки та гелі. Розподіл загалом відповідає структурі лікарських засобів, що найчастіше використовуються у домашніх умовах.

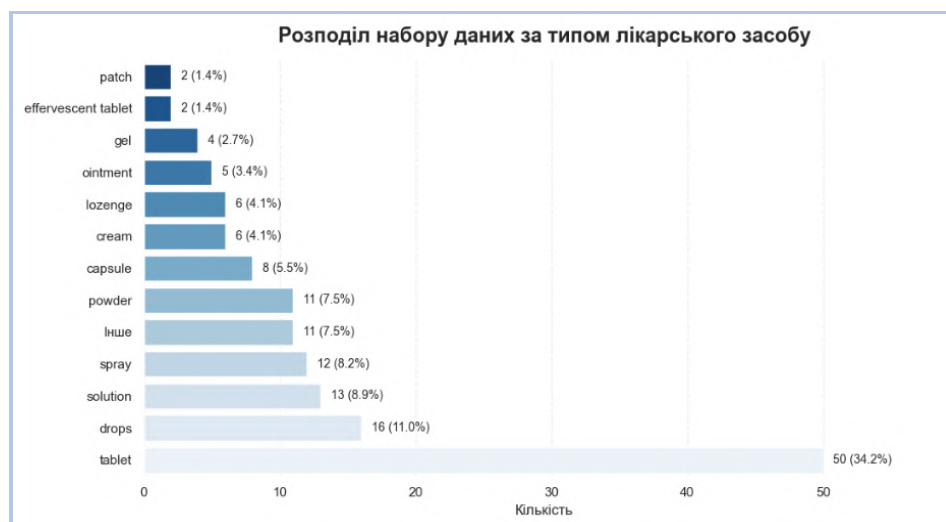


Рисунок 2.15 – Розподіл набору даних за типом лікарського засобу

Розподіл за типом упаковки наведено на рисунку 2.16. Переважну більшість становлять картонні упаковки, а саме 91 запис (60,7 %), що пояснюється їх домінуванням на ринку лікарських засобів. Значно рідше зустрічаються пляшки, туби, флакони-крапельниці та саше.

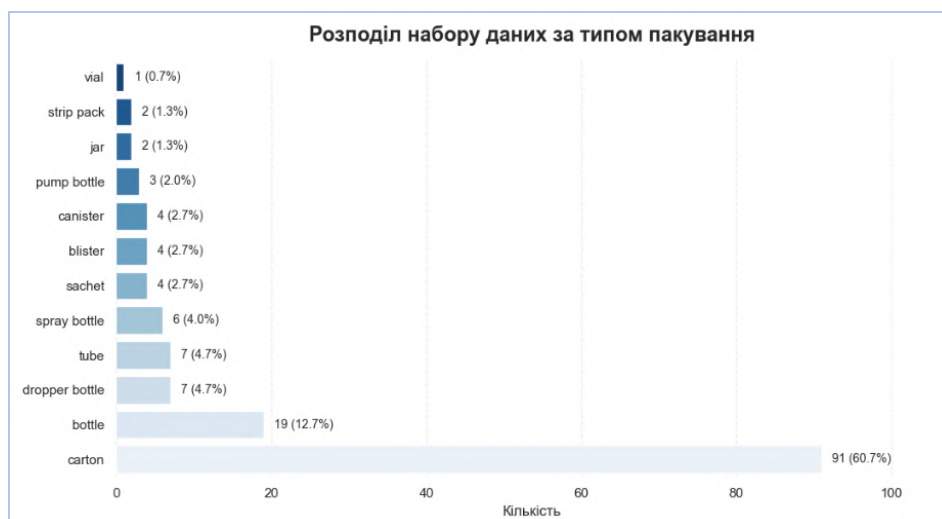


Рисунок 2.16 – Розподіл набору даних за типом упаковки

Сформований набір даних охоплює різні типи лікарських засобів та упаковок і має природну нерівномірність, характерну для реальних побутових даних. Це дозволяє оцінювати поведінку MLLMs в умовах, наближених до практичного використання застосунку.

2.5 Аналіз MLLMs для розпізнавання упаковок лікарських засобів

Для визначення найефективнішої MLLM проведено порівняльний аналіз кількох мультимодальних моделей в однакових умовах із використанням сформованого набору даних та уніфікованих промптів. Особлива увага приділялась здатності моделей працювати з різними типами упаковок, багатомовним текстом та складними умовами фотографування.

Аналіз охоплював відбір моделей, розробку промптів, формування критеріїв оцінювання та інтерпретацію результатів.

2.5.1 Вибір моделей для аналізу

До аналізу відібрано моделі з підтримкою мультимодального введення та доступом через API, здатні аналізувати фотографії упаковок і формувати структуровану відповідь у форматі JSON. Критеріями відбору слугували якість роботи з текстом на зображеннях, швидкість відповіді, стабільність результатів та вартість використання API.

До порівняння включено моделі сімейства Google Gemini та GPT 5.4 mini. Основну увагу приділено моделям Gemini через високу швидкість обробки мультимодальних даних і нижчу вартість порівняно з конкурентними рішеннями. Порівняння вартості використання моделей за 1 мільйон вхідних та вихідних токенів наведено на рисунку 2.17.

Model Name	Price per 1M input tokens	Price per 1M output tokens
gemini-2.5-flash	0,3	2,5
gemini-2.5-flash-lite	0,1	0,4
gemini-3.1-flash-lite-preview	0,25	1,5
gemini-3-flash-preview	0,5	3
gpt-5.4-mini	0,75	4,5

Рисунок 2.17 – Порівняння вартості використання мультимодальних моделей

Найбільш доступною за вартістю є gemini-2.5-flash-lite, тоді як gpt 5.4 mini характеризується найвищою вартістю обробки запитів.

Моделі серії flash-lite орієнтовані на швидкість та економічність, flash-preview орієнтовані на вищу якість генерації та обробку складніших запитів.

Окремо оцінювалась здатність моделей стабільно повертати відповіді у форматі JSON відповідно до заданої схеми, оскільки помилки у структурі відповіді ускладнюють подальшу обробку та інтеграцію результатів у застосунок.

Для експериментів обрано моделі Google сімейства Flash та одну модель OpenAI, що відрізняються за вартістю, швидкістю та якістю розпізнавання.

2.5.2 Розробка промпту

Промпт є одним із ключових елементів керування поведінкою мультимодальної моделі. Він визначає, які дані отримати з фотографій упаковки, у якій формі їх повернути, якою мовою заповнювати поля та як позначати джерело кожного значення.

У задачі розпізнавання лікарських засобів результат має бути не довільним текстом, а структурованим набором даних для подальшого автоматичного оброблення.

Розглянуто два підходи до побудови промпту. Статичний текстовий промпт є простим у реалізації, однак не забезпечує достатнього контролю. Модель може повертати різні назви для однакових категорій, змішувати мови або змінювати структуру відповіді.

Динамічний промпт передбачає автоматичну підстановку значень під час виконання програми (рис. 2.18).

У тексті промпту використовуються плейсхолдери, наприклад, {MEDICATION_TYPES}, {PACKAGING_TYPES}, {ROUTES}, {THERAPEUTIC_CATALOG_GROUPS}, {THERAPEUTIC_CLASSES}, {SYMPTOM_CATEGORIES}, у які сервіс автоматично підставляє актуальні довідники з коду.

Перевага такого підходу полягає в централізованому зберіганні допустимих значень. Для оновлення переліку категорій достатньо змінити відповідний довідник без редагування тексту промпту, що зменшує ризик помилок і забезпечує однакові умови для всіх експериментів.

```

6. **Package language detection:**
- Return ALL detected languages as **ISO 639-1 codes**.
- Any valid ISO 639-1 code is allowed.
7. **drug_name_secondary:**
- MUST be a verbatim copy from package/leaflet.
- NEVER infer, NEVER translate, NEVER rewrite to another language.
- If not clearly printed -> value=null, source="unsure".

---

### Allowed Values (AUTO-FILLED BY SERVICE)

Medication types:
{MEDICATION_TYPES}

Packaging types:
{PACKAGING_TYPES}

```

Рисунок 2.18 – Фрагмент промпту з плейсхолдерами для динамічної підстановки довідників

Окремим елементом керування результатом є JSON-схема відповіді, фрагмент якої наведено на рисунку 2.19.

```

def _medicine_schema(self) -> types.Schema: 1 usage  dzhenya

    quantity_additional_obj = obj({
        "value": value_source_number(),
        "unit": value_source_string(),
    })

    quantity_obj = obj({
        "value": value_source_number(),
        "unit": value_source_string(),
        "additional_info": quantity_additional_obj
    })

    return obj({
        "drug_name_primary": value_source_string(),
        "drug_name_secondary": value_source_string(),
        "expiration_date": value_source_string(),
        "expiration_after_opening": value_source_string(),
        "medication_type": value_source_string(),
    })

```

Рисунок 2.19 – Фрагмент JSON-схеми відповіді

JSON-схема відповіді задає очікувану структуру даних, до якої належать назва препарату, виробник, країна, термін придатності, тип, упаковка, кількість, склад, терапевтичні категорії, показання, протипоказання, побічні ефекти, взаємодії та умови зберігання. Для більшості полів передбачено не лише значення, а й джерело його отримання.

У сервісі реалізовано комбінований підхід. Текстові інструкції,

динамічна підстановка довідників і примусове формування відповіді за JSON-схемою. Назва препарату, бренд і виробник копіюються мовою оригіналу, інші текстові поля повертаються англійською. Це забезпечує збереження оригінальних назв і водночас уніфікує службові поля.

Джерело кожного значення позначається одним із чотирьох маркерів. Package – значення видно на упаковці, instruction – взято з листівки, model_knowledge – нормалізовано на основі знань моделі, unsure – не підтверджено.

Це дозволяє відокремити фактично розпізнані дані від припущень моделі. Наприклад, термін придатності та кількість таблеток мають братися виключно з упаковки, тоді як терапевтичний клас може визначатися моделлю самостійно.

Після отримання відповіді виконується постобробка, тобто перевірка коректності JSON, нормалізація дати придатності до формату YYYY-MM-DD, очищення невизначених значень та приведення числових полів до єдиного формату.

Схему формування промпту наведено на рисунку 2.20.

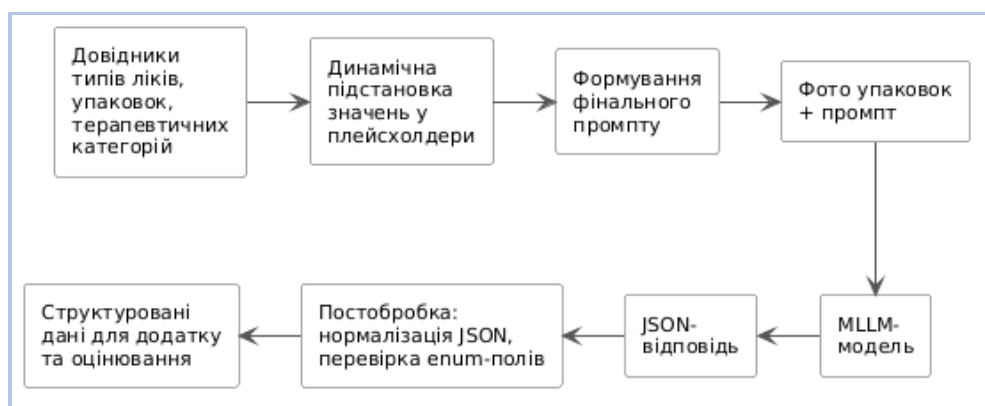


Рисунок 2.20 – Схема формування промпту та оброблення відповіді моделі

Комбінований підхід поєднує гнучкість текстових інструкцій із контролем структури відповіді.

Динамічні довідники зменшують варіативність категорій, JSON-схема

забезпечує стабільний формат, а постобробка усуває технічні помилки. Це дозволяє автоматично порівнювати результати з еталонними даними, зберігати їх у наборі даних та інтегрувати у мобільний застосунок.

2.5.3 Розробка критерію оцінювання якості MLLM

Для оцінювання якості MLLMs розроблено власний критерій, орієнтований не лише на перевірку текстового розпізнавання, а й на здатність моделі формувати структуровані медичні дані у форматі JSON з вкладеними структурами та складними медичними термінами.

Загальну схему оцінювання наведено на рисунку 2.21. Після отримання JSON-відповіді виконується нормалізація даних, після чого інформація розділяється на три групи критеріїв: базові поля (BasicScore), деталізовані структури (DetailedScore) та зовнішні посилання (ReferenceScore). На основі цих оцінок формується підсумковий інтегральний показник якості (FinalScore).

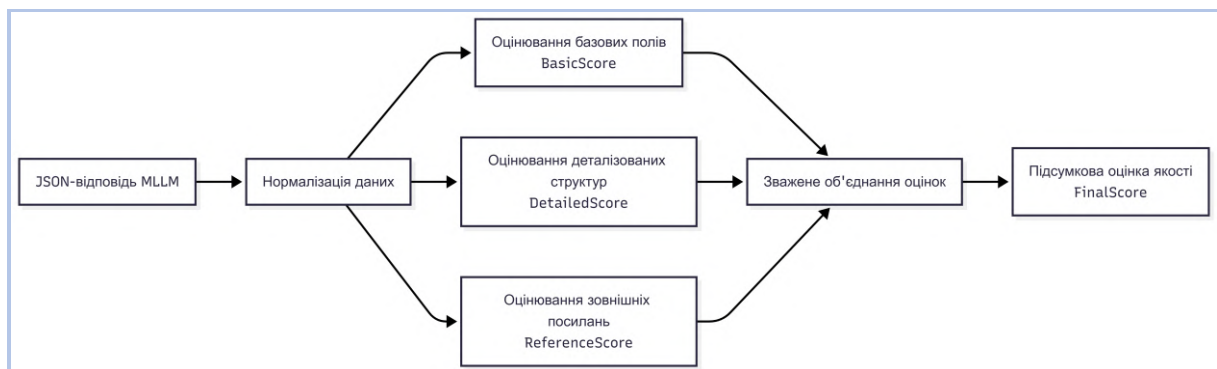


Рисунок 2.21 – Загальна схема оцінювання результатів MLLM

Властивості лікарського засобу поділено на три групи критеріїв. До першої належать базові поля: назва, бренд, виробник, країна, мова упаковки, дата придатності, тип препарату, тип упаковки та кількісні характеристики.

Для текстових полів, де можливі OCR-помилки або варіації форматування, застосовується нечітке порівняння на основі відстані Левенштейна через бібліотеку RapidFuzz. Функції `fuzz.ratio`, `fuzz.partial_ratio`, `fuzz.token_sort_ratio` та `fuzz.token_set_ratio`. Якщо коефіцієнт схожості перевищує встановлений поріг, поле вважається коректним.

Коефіцієнт схожості має значення 0,9 після проведених експериментальних досліджень. Для полів із фіксованими значеннями, таких як країна, тип препарату, тип упаковки, дата придатності, використовується точне порівняння після нормалізації. Кількісні значення перевіряються числовим порівнянням із допустимою похибкою, а для одиниць вимірювання реалізовано словник синонімів. Наприклад, `tablet`, `tablets`, `tab` вважаються еквівалентними. Мова упаковки оцінюється як множина ISO-кодів без урахування порядку.

До другої групи належать деталізовані структури, а саме склад препарату (`strength_components`), терапевтичні групи та класи, категорії симптомів, показання, протипоказання, побічні ефекти, лікарські взаємодії та умови зберігання.

Для них посимвольне порівняння є недостатнім, оскільки одна інформація може бути сформульована різними словами. Алгоритм оцінювання складу наведено на рисунку 2.23. Для кожного компонента виконується зіставлення з еталоном через `greedy matching`, що знаходить найбільш релевантні відповідності між компонентами.

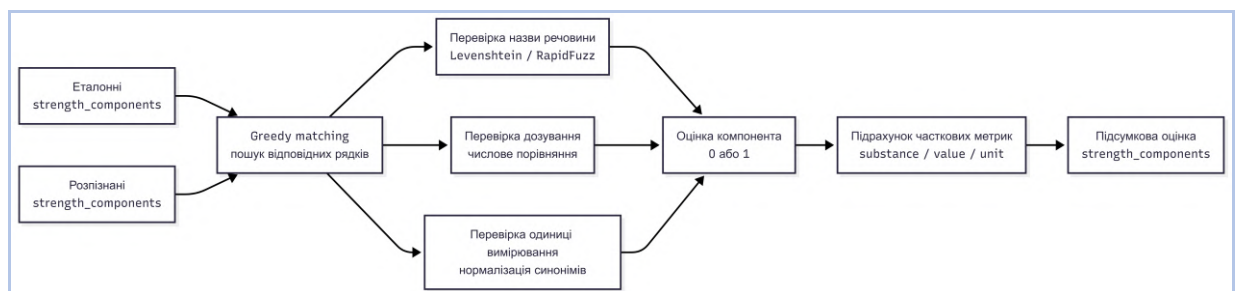


Рисунок 2.23 – Алгоритм оцінювання `strength_components`

Для кожного знайденого компонента окремо перевіряються:

- назва речовини;
- числове дозування;
- одиниця вимірювання.

Назви речовин у складі порівнюються нечітким пошуком на основі відстані Левенштейна, числові значення – числовим порівнянням, одиниці вимірювання – через нормалізацію та словник синонімів. Додатково перевіряється повне та часткове співпадіння таблиці компонентів.

Для терапевтичних груп, класів та категорій симптомів використовується порівняння множин канонічних значень після нормалізації до підготовлених словників допустимих категорій.

Текстові медичні поля, такі як показання, протипоказання, побічні ефекти та умови зберігання, оцінюються семантично, оскільки модель може повертати коректну інформацію у зміненому формулюванні.

Алгоритм семантичного оцінювання наведено на рисунку Б.1. Еталонний текст та відповідь моделі незалежно аналізуються кількома MLLMs, після чого формується усереднена оцінка.

До ансамблю входили:

- gemini-2.5-flash-lite;
- gemini-2.5-flash;
- gemini-3.1-flash-lite-preview.

Кожна модель ансамблю незалежно оцінює повноту покриття інформації (`coverage_score`), семантичну відповідність (`semantic_score`) та наявність суперечностей (`contradiction`), після чого обчислюється усереднений підсумковий бал.

Використання ансамблю зменшує вплив випадкових похибок окремих моделей і забезпечує стабільніше оцінювання складних текстових описів.

Для умов зберігання додатково реалізовано структурний аналіз: із тексту автоматично виділяються температурні значення, вимоги щодо

захисту від світла, сухого місця, заборони заморожування та недоступності для дітей, після чого виконується логічне порівняння з еталоном.

Третю групу становлять зовнішні посилання (*reference_url*). Перевіряється не лише наявність коректної URL, а й релевантність сторінки. Автоматично аналізуються заголовок, HTML-вміст, *meta description* та текст сторінки на наявність назви препарату, виробника або бренду (рис. Б.2).

Додатково реалізовано виявлення нерелевантних сторінок, а саме каталогів товарів, сторінок Cloudflare та технічних сторінок без інформації про препарат.

Усі критерії оцінюються у бінарному вигляді, де 1 встановлюється якщо поле розпізнано коректно, а 0 встановлюється якщо містить помилку або не відповідає еталону.

Для складних структур, зокрема таблиці складу препарату (*strength_components*) та наборів терапевтичних категорій, додатково використовувались часткові критерії, наприклад:

- не менше 50 % правильних рядків;
- повне співпадіння всіх компонентів;
- часткове покриття таблиці.

На рисунку Б.3 представлено схему формування фінальної оцінки якості мультимодальної моделі.

Після обчислення окремих метрик для кожної групи властивостей формується інтегральна оцінка якості розпізнавання.

Підсумкова оцінка формується як зважена сума трьох основних компонентів: *BasicScore* як базові поля; *DetailedScore* як деталізовані структури; *ReferenceScore* як зовнішні посилання.

$$FinalScore = 0,6 \cdot BasicScore + 0,3 \cdot DetailedScore + 0,1 \cdot ReferenceScore. \quad (2.1)$$

Найбільшу вагу у формулі отримують базові поля як основна інформація про препарат, меншу отримують деталізовані структури через

вищу варіативність текстових описів. Найменшу мають зовнішні посилання як допоміжний компонент.

Запропонований критерій дозволяє оцінювати MLLMs не лише як системи OCR-розпізнавання, а як повноцінні системи структурованого витягування медичних даних із підтримкою вкладених структур та автоматичною перевіркою достовірності інформації.

Повний перелік базових полів та складних (вкладених) структур наведено у додатку В.

2.5.4 Приклади застосування критерію оцінювання

Для демонстрації роботи критерію розглянуто чотири характерні приклади оцінювання, які ілюструють обмеження простого exact match та необхідність багаторівневого підходу.

Текстові поля. Назви препаратів, виробників та типів упаковок порівнюються через fuzzy matching після нормалізації йде приведення до нижнього регістру та видалення зайвих символів. Функція fuzz.ratio() бібліотеки RapidFuzz обчислює коефіцієнт схожості між двома рядками. Якщо він перевищує поріг 90 %, поле отримує оцінку 1. Наприклад, «Nurofen Forte» та «Nurofen forte» після нормалізації вважаються еквівалентними, тобто різниця лише в регістрі. Водночас «Nurofen Forte» та «Nurofen Forte 400mg» вже можуть давати нижчий коефіцієнт через додаткові символи, а «Nurofen Forte» та «Paracetamol» отримують оцінку 0 через суттєву відмінність змісту. Без нормалізації та fuzzy matching простий exact match відхиляв би коректні відповіді через незначні орфографічні варіації.

Склад препарату (strength_components). Це найскладніший структурований тип даних, де модель має одночасно правильно визначити назву речовини, числове значення та одиницю вимірювання. Для зіставлення

використовується *greedy matching* алгоритм, тобто пошук найбільш схожих рядків між еталоном та результатом моделі. Назви речовин порівнюються через *RapidFuzz*, числові значення порівнюються через *numeric match* із допустимою похибкою 0,01 (наприклад, 500 та 500,0 вважаються однаковими), одиниці вимірювання вимірюються через словник синонімів, де *mg* та *milligrams* є еквівалентними. Якщо модель правильно визначила назву речовини та дозування, але повернула *milligrams* замість *mg*, то без словника синонімів це була б помилка. Помилка хоча б в одному критичному компоненті дає оцінку 0 для відповідного рядка.

Текстові медичні поля. Показання, протипоказання, побічні ефекти та умови зберігання оцінюються семантично, оскільки модель може передавати коректний зміст різними формулюваннями. Наприклад, етalonне значення «Store below 25°C and protect from moisture» та відповідь моделі «Keep in a dry place at temperatures below 25°C» описують однакові умови зберігання, проте мають низький коефіцієнт текстової схожості. Саме тому застосовується ансамбль трьох моделей, а саме Gemini 2.5 Flash Lite, Gemini 2.5 Flash та Gemini 3.1 Flash Lite Preview, кожна з яких незалежно обчислює *semantic_score*, *coverage_score* та *contradiction flag*. Фінальний показник формується як середнє значення *semantic_score* та *coverage_score* по всіх моделях ансамблю. Якщо результат перевищує поріг 0,5, то відповідь вважається семантично коректною та отримує оцінку 1. Використання ансамблю знижує вплив випадкових похибок окремих моделей і забезпечує стабільніше оцінювання.

Зовнішні посилання (*reference_url*). Система автоматично завантажує сторінку через *requests*; у разі JavaScript-захисту або Cloudflare додатково використовується *Playwright*. Далі аналізуються *title*, *h1*, *meta description* та текст сторінки на наявність назви препарату, виробника та дозування через *RapidFuzz partial ratio*. Наприклад, якщо модель повернула посилання на сторінку аптечного каталогу із загальним переліком товарів, а не на сторінку конкретного препарату, то система автоматично відхиляє таке посилання як

нерелевантне та повертає 0. Якщо ж сторінка містить назву препарату, виробника та форму випуску, то посилання вважається валідним і отримує оцінку 1.

Поєднання fuzzy matching, greedy matching, ансамблевого семантичного оцінювання та автоматичної перевірки URL дозволило сформувати об'єктивний механізм оцінювання MLLMs як повноцінних систем структурованого витягування медичних даних, а не лише систем OCR-розпізнавання.

2.5.5 Висновки щодо обрання моделі для застосунку

За результатами порівняльного аналізу MLLMs за критеріями точності розпізнавання, якості структурованого заповнення JSON, швидкості роботи та вартості обробки найвищий показник FinalScore продемонструвала модель Gemini 3 Flash Preview – 0,819. Модель також показала найкращі результати за BasicScore та DetailedScore і мала один із найнижчих середніх часів обробки запиту – близько 14 секунд.

Під час тестування встановлено, що Gemini 3 Flash Preview [17] стабільно підтримує складні JSON-схеми та коректно працює з вкладеними структурами. Особливо помітною перевагою стала якість роботи з полями indications, contraindications, side_effects та storage_conditions. Модель значно рідше втрачала контекст або повертала неповні відповіді порівняно з іншими MLLMs. Gemini 2.5 Flash Lite продемонструвала найнижчу вартість та високу швидкість, однак поступалась за точністю структурованого аналізу та семантичного розуміння медичних текстів. GPT-5.4-mini показала хороші результати у структурованих задачах, проте мала найвищий середній час відповіді та найвищу вартість використання.

Отримані результати, наведені на рисунку 2.24, підтверджують, що Gemini 3 Flash Preview забезпечує найкращий баланс між якістю

мультимодального аналізу, стабільністю JSON-виводу та швидкістю обробки, що обумовило її вибір як основної моделі для мобільного застосунку.

Model Name	BasicScore Avg	DetailedScore Avg	ReferenceScore Avg	FinalScore	Input Tokens Sum	Output Tokens Sum	Time Avg per Record (s)	Price input (1 file)	Price output (1 file)	Total price (1 file)
gemini-2.5-flash	0,736	0,591	0,616	0,680	275740	50944	16,38054	0,0018	0,0028	0,0046
gemini-2.5-flash-lite	0,705	0,510	0,663	0,642	275740	46940	11,35516	0,0006	0,0004	0,0010
gemini-3.1-flash-lite-preview	0,766	0,653	0,623	0,718	420110	44539	15,16727	0,0023	0,0015	0,0037
gemini-3-flash-preview	0,862	0,778	0,685	0,819	420110	42276	13,99913	0,0046	0,0028	0,0073
gpt-5.4-mini	0,697	0,609	0,645	0,665	456194	26335	23,49962	0,0074	0,0026	0,0100

Рисунок 2.24 – Підсумкові результати оцінювання моделей MLLM

З огляду на це, у межах кваліфікаційної роботи було прийнято рішення використовувати Gemini 3 Flash Preview як основну модель для мобільного застосунку розпізнавання упаковок лікарських засобів.

2.6 Розробка алгоритму для екстракції структурованих даних з фото упаковок лікарських засобів

На основі обраної моделі та розроблених критеріїв оцінювання реалізовано алгоритм екстракції структурованих даних із фотографій упаковок лікарських засобів. Метою алгоритму є автоматичне перетворення набору зображень упаковки у структурований JSON-об’єкт для подальшого використання у мобільному застосунку. Схему роботи алгоритму наведено на рисунку Б.4.

На першому етапі зображення проходять попередню підготовку. Визначається MIME-тип файлу, фотографії конвертуються у Base64 для передачі до API. Використання кількох фотографій дозволяє моделі аналізувати упаковку з різних ракурсів та об’єднувати інформацію з коробки, блістерів або паперової інструкції.

Далі формується комбінований промпт із системної інструкції та динамічно підставлених довідників допустимих значень. Підготовлені зображення та промпт передаються до Gemini 3 Flash Preview, яка аналізує всі фотографії одночасно та генерує структуровану JSON-відповідь із назвою препарату, виробником, типом, упаковкою, складом, терапевтичними категоріями, показаннями, протипоказаннями, побічними ефектами та умовами зберігання.

Особливістю алгоритму є механізм source attribution. Для кожного поля зберігається джерело інформації. Package, тобто значення присутнє на упаковці, instruction, тобто взято з листівки, model_knowledge – визначено на основі знань моделі, unsure – не підтверджено. Це дозволяє відокремлювати фактично розпізнані дані від семантичних узагальнень моделі.

Після отримання відповіді виконується постобробка. Нормалізація дат до формату YYYY-MM-DD, конвертація числових значень у float, очищення порожніх полів та перевірка enum-полів на відповідність допустимим переліком. Невалідні значення автоматично очищуються або переводяться у статус unsure.

Результатом є фінальний структурований JSON-об'єкт, що використовується як для оцінювання якості MLLM, так і для інтеграції у мобільний застосунок.

3 РОЗРОБКА МОБІЛЬНОГО ЗАСТОСУНКУ ДЛЯ ОБЛІКУ ЛІКІВ У ПОБУТІ

3.1 Технічне завдання

Метою розробки є створення кросплатформеного мобільного застосунку для домашнього обліку лікарських засобів з модулем автоматизованого введення даних на основі мультимодального аналізу фотографій упаковок препаратів. Перша версія розроблятиметься під операційну систему Android, а в подальшому після дотримання особливостей операційної системи iOS застосунок буде вдосконалюватися також для версії 15 IOS та вище на єдиній кодовій базі з використанням React Native (Expo).

Застосунок орієнтований на одну категорію користувачів, фізичних осіб, що здійснюють облік лікарських засобів у домашніх умовах. Технічна підготовка користувача не передбачається, тому взаємодія із системою має бути доступною для осіб різного віку без попереднього навчання.

З функціональної точки зору застосунок реалізує такі можливості:

- фотографування упаковки препарату та автоматичне заповнення його картки на основі мультимодального розпізнавання;
- ручне редагування автоматично визначених даних перед збереженням; ведення переліку лікарських засобів із відображенням назви, типу, кількості, терміну придатності та місця зберігання;
- фільтрацію і пошук у межах списку; відображення попереджень про закінчення терміну придатності;
- підтримку кількох місць зберігання, наприклад, домашньої та дорожньої аптечок; формування наборів препаратів;
- відображення детальної картки лікарського засобу з повним набором атрибутів, зокрема складом, терапевтичними категоріями, показаннями та умовами зберігання;
- використання ліків.

Реєстрація в системі здійснюється за адресою електронної пошти та паролем. Пропонується реалізувати автентифікацію на основі JWT-токенів з підтримкою автоматичного оновлення сесії. До пароля висуваються мінімальні вимоги безпеки: не менше восьми символів із обов'язковою наявністю цифр і літер. В майбутні версії застосунку слід передбачити можливість відновлення доступу через електронну пошту. Інтерфейс застосунку локалізовано 13 мовами, наприклад, англійською, українською, німецькою, тощо. Модуль розпізнавання підтримує упаковки з текстом довільної мови, тобто жодних обмежень на мову упаковки не накладається.

Щодо нефункціональних вимог, час відповіді сервера на стандартні запити, тобто отримання списку, збереження запису, не має перевищувати двох секунд за умов нормального навантаження. Час виконання запиту до модуля розпізнавання не нормується жорстко через залежність від зовнішнього API; очікуваний діапазон складає 5–15 секунд, протягом яких користувачу відображається індикатор прогресу.

Стосовно безпеки, усі запити між клієнтом і сервером передаються виключно через захищений протокол HTTPS. Ключі доступу до зовнішніх сервісів зберігаються на сервері й не передаються клієнту. Паролі зберігаються у хешованому вигляді з використанням алгоритму bcrypt. Резервне копіювання бази даних виконується автоматично щодобово, термін зберігання копій – не менше семи діб.

Серверна частина застосунку має забезпечувати доступність не менше 95 % часу протягом місяця. Застосунок розробляється для платформ Android версії 10 і вище.

3.2 Налаштування програмного середовища

Розробка застосунку здійснюється з використанням клієнт-серверної архітектури, де мобільний клієнт і серверна частина є незалежними

компонентами, що взаємодіють через REST API [18]. Вибір технологічного стеку обумовлений вимогами до кросплатформеності, швидкості розробки та можливості інтеграції із зовнішніми сервісами штучного інтелекту.

Мобільний клієнт розробляється на основі фреймворку React Native версії 0.79 [19] з використанням платформи Expo SDK 53 [20]. Такий підхід дозволяє підтримувати платформи Android та iOS на єдиній кодовій базі мовою TypeScript 5.8 [21]. Для навігації між екранами використовується бібліотека Expo Router 5.0 [22], побудована на основі React Navigation [23]. Управління станом застосунку реалізовано за допомогою Zustand 5.0 [24]. Це легковагова бібліотека, що не потребує складної конфігурації. HTTP-запити до сервера виконуються через Axios 1.9 [25]. Для роботи з камерою та медіабібліотекою пристрою підключено пакети expo-camera [26] та expo image picker [27]. Локальне зберігання даних на пристрої забезпечується через AsyncStorage [28].

Серверна частина (локальна) реалізована на основі фреймворку Django 5.2 [29] мовою Python 3.12 з використанням Django REST Framework 3.16 [30] для побудови API. Автентифікація реалізована через наступну бібліотеку.

Бібліотека Django-orestframework-simplejwt 5.5 [31] забезпечує роботу з JWT-токенами. Як основна база даних використовується PostgreSQL 17, яка є реляційною СУБД з підтримкою складних запитів та надійним механізмом транзакцій [32]. Взаємодія з базою даних здійснюється через вбудований ORM Django. Для роботи із зображеннями на сервері підключено бібліотеку Pillow 11.2 [33].

Модуль мультимодального розпізнавання інтегровано через офіційний пакет google-generativeai 1.14 [34], що надає доступ до Gemini 3 Flash Preview – моделі, обраної за результатами порівняльного аналізу, описаного у розділі 2. Зображення передаються до API у форматі Base64 після попередньої підготовки на сервері. Середовищем розробки клієнтської частини слугує Visual Studio Code з розширеннями для TypeScript та ESLint. Тестування

мобільного застосунку виконується на фізичних пристроях під управлінням Android, а також через емулятор Android Studio. Серверна частина запускається локально під час розробки; підключення мобільного пристрою до локального сервера здійснюється через локальну мережу за IP-адресою хоста. Керування залежностями клієнтської частини здійснюється через npm, серверної частини здійснюється через pip з фіксацією версій у файлі requirements.txt.

Версійний контроль коду ведеться за допомогою Bitbucket [35] із розміщенням репозиторію в ньому.

3.3 Розробка архітектури мобільного застосунку

Взаємозв'язки між компонентами системи наведено на рисунку 3.1. Мобільний клієнт побудовано за шаровою структурою. UI Layer відповідає за відображення екранів і навігацію, State Management на основі Zustand централізовано зберігає стан застосунку, а API Service через Axios виконує HTTP-запити до сервера. Camera Module та Local Storage виділено в окремі компоненти. Перший забезпечує отримання зображень з камери пристрою, другий підтримує відображення даних в режимі офлайн.

Серверна частина на базі Django складається з таких компонентів:

- REST API, що приймає й маршрутизує запити;
- Auth Module, який перевіряє JWT-токени;
- Medicine Service, що реалізує бізнес-логіку обліку;
- Recognition Service, відповідального за взаємодію із зовнішнім API.

Попередня підготовка зображень. Конвертація у RGB, стиснення та кодування у Base64 виконується в окремому компоненті Image Preprocessor на основі бібліотеки Pillow. Усі дані зберігаються у PostgreSQL, доступ до якої здійснюється виключно через серверні модулі. Послідовність взаємодії компонентів під час розпізнавання упаковки лікарського засобу наведено на

рисунку 3.2. Процес розпочинається з фотографування упаковки користувачем засобами expo-camera. Клієнт надсилає зображення на сервер разом із JWT-токеном; після його перевірки запит передається до Recognition Service, який готує зображення та формує промпт із динамічними довідниками.



Рисунок 3.1 – Діаграма компонентів мобільного застосунку для обліку лікарських засобів

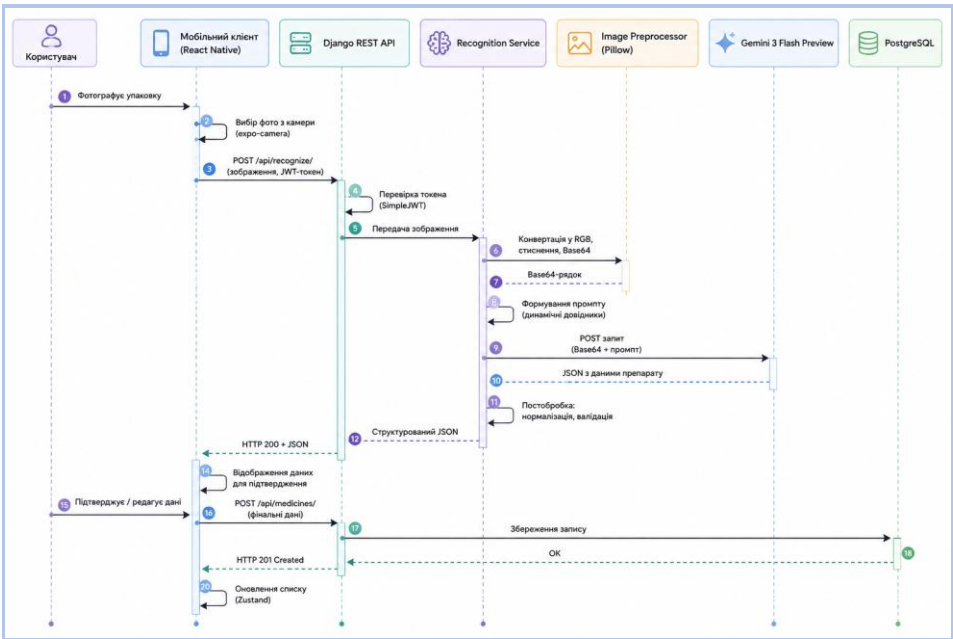


Рисунок 3.2 – Діаграма послідовності процесу розпізнавання упаковки лікарського засобу

Підготовлені дані у форматі Base64 надсилаються до Gemini 3 Flash Preview, у відповідь на що модель повертає структурований JSON. Після нормалізації та валідації результат повертається клієнту, де користувач може переглянути, за потреби відредагувати й підтвердити збереження. Фінальний запис зберігається у базі даних через повторний запит до сервера.

3.4 Проєктування бази даних

База даних застосунку реалізована на основі реляційної СУБД PostgreSQL і включає дванадцять основних таблиць та 2 слабкі сутності, що охоплюють облік лікарських засобів, управління користувачами, збереження результатів сканування та класифікацію препаратів. Структуру бази даних наведено на рисунку 3.3.

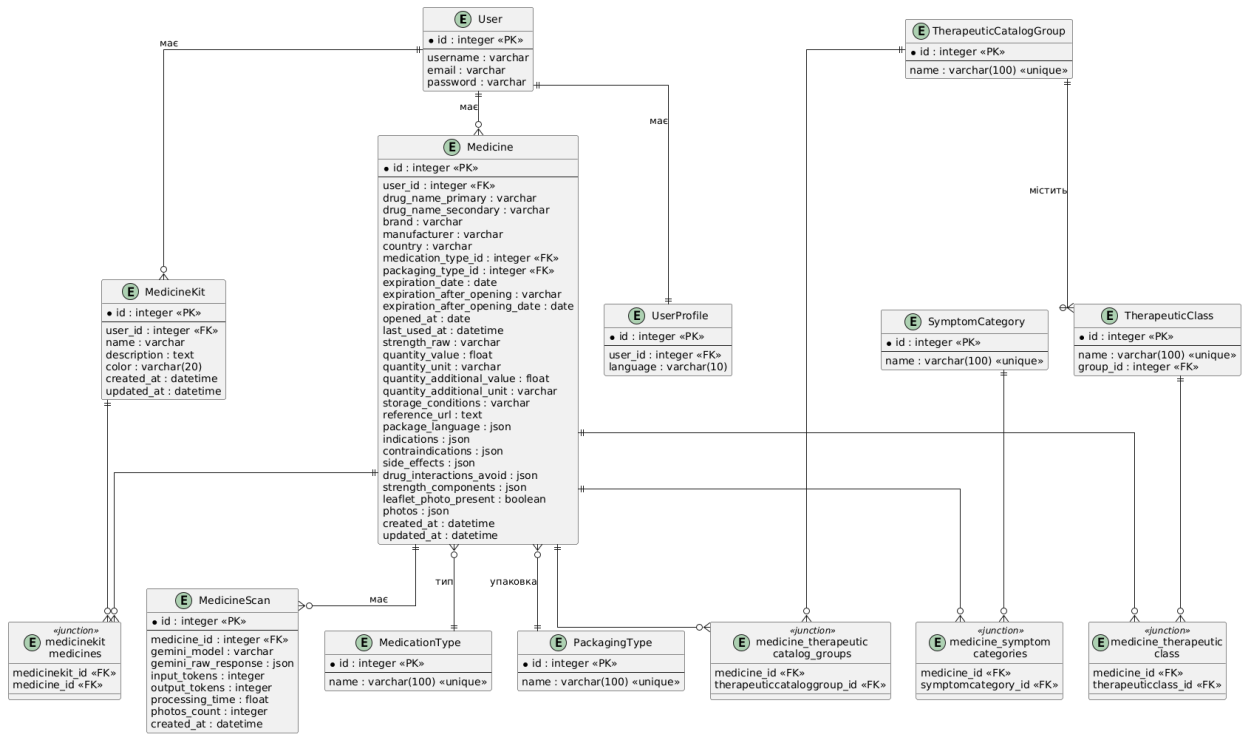


Рисунок 3.3 – Діаграма сутностей та зв'язків бази даних застосунку

Центральною сутністю є таблиця `Medicine`, яка зберігає повний набір атрибутів лікарського засобу: первинну та вторинну назву, бренд, виробника, країну, терміни придатності, кількісні характеристики, умови зберігання та метадані про фотографії. Поля з варіативною структурою, такі як склад препарату, показання, протипоказання, побічні ефекти та лікарські взаємодії, зберігаються у форматі `JSON`, що дозволяє уникнути надлишкової нормалізації для даних із непередбачуваною вкладеністю. Кожен запис `Medicine` пов'язаний з користувачем через зовнішній ключ до стандартної моделі `User` фреймворку `Django`.

Автентифікація та профіль користувача розділені на дві таблиці. `User` є вбудованою моделлю `Django` і зберігає облікові дані, тоді як `UserProfile` розширює її через зв'язок один-до-одного і містить налаштування застосунку, зокрема мову інтерфейсу.

Таблиця `MedicineScan` фіксує кожен виклик модуля розпізнавання і зберігає використану модель `Gemini`, кількість вхідних і вихідних токенів, час обробки та сирий `JSON`-відповідь. Це дозволяє відстежувати якість розпізнавання в розрізі конкретних записів і слугує основою для подальшого аналізу роботи моделі.

`MedicineKit` реалізує функцію формування тематичних наборів препаратів. Кожен набір належить конкретному користувачеві і може містити довільну кількість лікарських засобів через зв'язкову таблицю `medicinekit_medicines`.

Класифікація препаратів забезпечується чотирма довідниковими таблицями: `MedicationType`, `PackagingType`, `TherapeuticCatalogGroup` та `TherapeuticClass`. Зв'язок між `Medicine` і першими двома реалізовано як багато-до-одного через зовнішні ключі, оскільки кожен препарат має рівно один тип і один тип упаковки. Зв'язки з терапевтичними групами, терапевтичними класами та `SymptomCategory` реалізовано як багато-до-багатьох через автоматично створювані `Django` проміжні таблиці, що відображає реальну ситуацію, коли один препарат може належати до кількох

терапевтичних категорій одночасно. `TherapeuticClass` додатково пов'язаний з `TherapeuticCatalogGroup` через зовнішній ключ, утворюючи дворівневу ієрархію класифікації.

3.5 Особливості підключення та налаштування MLLM

Модуль розпізнавання реалізовано у вигляді класу `GenaiMedicineService` за патерном `Singleton`. Єдиний екземпляр сервісу створюється при першому зверненні та використовується протягом усього часу роботи застосунку, що усуває зайву ініціалізацію клієнта при кожному запиті.

Автентифікація підтримує два режими, а саме через API-ключ зі змінної середовища `GEMINI_API_KEY` або через сервісний акаунт Google з JSON-ключем для підключення до Vertex AI. Пріоритет надається API-ключу; ключі доступу зберігаються виключно на сервері та не передаються клієнту.

Основний метод `process_medicine_images` приймає зображення у форматі Base64, назву моделі та мову виводу. Перед запитом у системну інструкцію автоматично підставляються довідники допустимих значень для полів `medication_type`, `packaging_type`, `therapeutic_catalog_groups`, `therapeutic_class` та `symptom_categories`. Запит формується з `temperature` зі значенням 0 для детермінованості, `response_mime_type` зі значенням «application/json» та явною `response_schema` – структурованою схемою всіх очікуваних полів.

Для `gemini-3-flash-preview` вимикається режим `thinking` через `ThinkingConfig(thinking_budget` зі значенням 0), що скорочує час відповіді. Фільтри безпеки переведено у режим `BLOCK_NONE`, оскільки медичний контент може помилково спрацьовувати на стандартних порогах. У разі

помилки 429 (перевищення ліміту запитів) або 500 (внутрішня помилка сервера) реалізовано експоненційний відступ із до п'яти повторних спроб.

Постобробка у методі `_to_json_and_postprocess` виконує нормалізацію дат до формату YYYY-MM-DD, приведення числових значень до `float`, заміну порожніх рядків на `None`, валідацію `enum`-полів та автоматичне визначення батьківської терапевтичної групи для кожного класу через словник `THERAPEUTIC_TO_CATALOG_GROUP`. Коди мов перевіряються на відповідність формату ISO 639-1 та дедублікуються; латинська мова виключається за наявності інших мовних кодів.

3.6 Розробка дизайну застосунку

Проектування інтерфейсу застосунку виконувалось у два етапи. На першому етапі розроблялись прототипи екранів у сервісі `MockFlow`, що дозволило визначити загальну структуру навігації, розташування ключових елементів та логіку взаємодії користувача із системою без прив'язки до візуального стилю.

Прототипування на цьому рівні дає змогу швидко перевірити сценарії використання та внести структурні зміни до початку роботи над фінальним дизайном. Wireframe-макети основних екранів застосунку наведено на рисунку 3.4.

На другому етапі на основі затверджених прототипів розроблено фінальний дизайн у середовищі `Figma`.

Під час роботи над візуальним стилем визначено кольорову палітру, типографіку, систему відступів та компонентну бібліотеку UI-елементів, що забезпечує узгодженість зовнішнього вигляду між усіма екранами. Фінальний дизайн інтерфейсу застосунку наведено на рисунку 3.5.

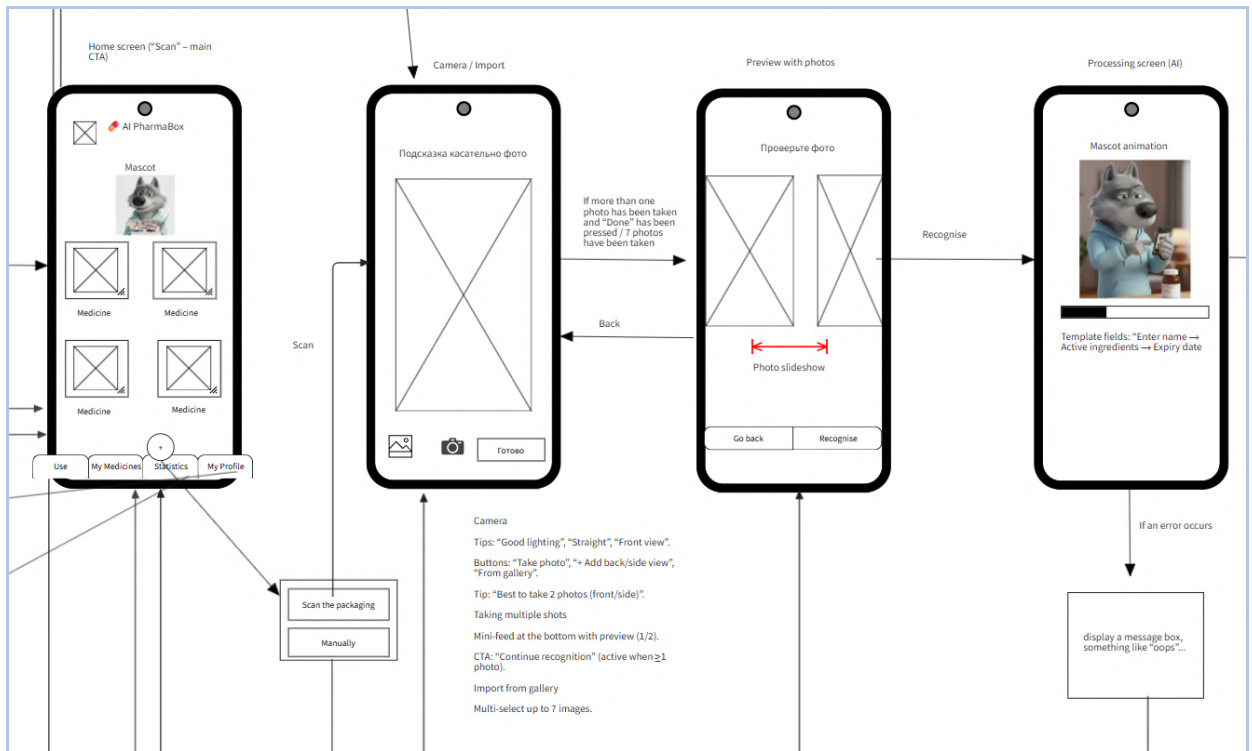


Рисунок 3.4 – Фрагмент Wireframe-прототипу екранів застосунку у MockFlow

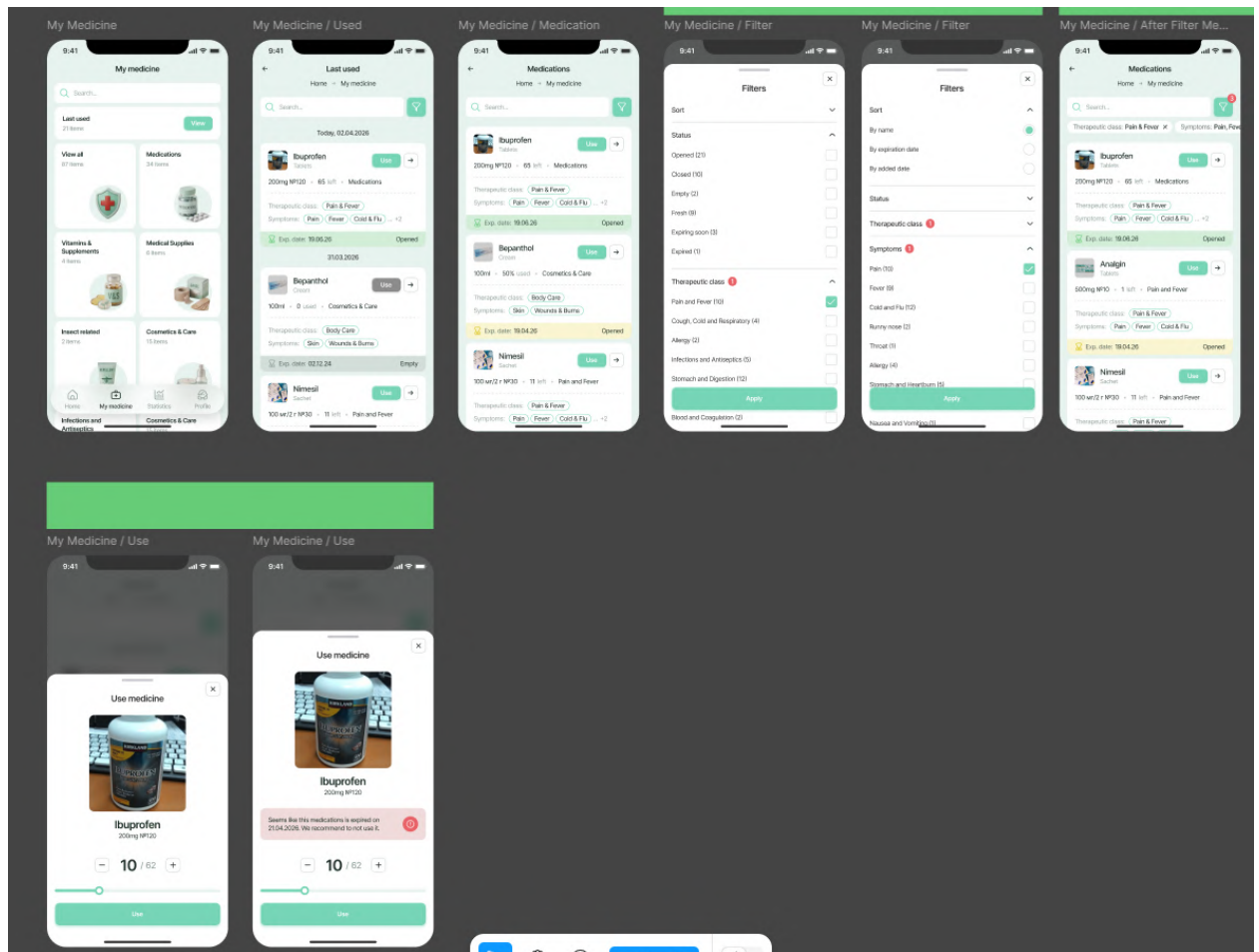


Рисунок 3.5 – Фрагмент фінального дизайну інтерфейсу застосунку у Figma

3.7 Ілюстрація роботи застосунку

Розроблений застосунок охоплює повний цикл взаємодії користувача з домашньою аптечкою, від реєстрації до перегляду статистики. Нижче наведено ілюстрацію основних функціональних сценаріїв.

Реєстрація та авторизація. Користувач створює обліковий запис за електронною адресою та паролем. Після успішної реєстрації виконується автоматичний вхід; при повторних запусках застосунку сесія відновлюється автоматично на основі збереженого JWT-токена. Екрани реєстрації та входу наведено на рисунку 3.6.

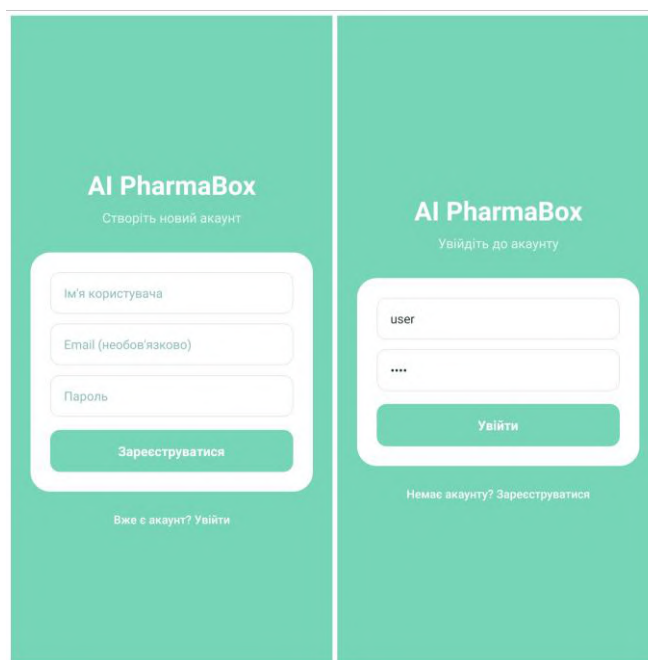


Рисунок 3.6 – Екрани реєстрації та авторизації

Розпізнавання упаковки. Основний сценарій додавання препарату розпочинається з фотографування упаковки вбудованою камерою. Користувач може додати одну або кілька фотографій з різних сторін, після чого запускається модуль розпізнавання. Протягом обробки відображається індикатор прогресу. Після отримання результату від Gemini 3 Flash Preview застосунок показує автоматично заповнену картку препарату, а саме назву,

виробника, термін придатності, тип, активні речовини та інші атрибути, які користувач може переглянути та відредагувати перед збереженням. Процес розпізнавання наведено на рисунках 3.7–3.8.

Управління аптечкою. Головний екран відображає перелік усіх збережених лікарських засобів із ключовими атрибутами: назвою, типом, кількістю та терміном придатності. Препарати з терміном придатності, що спливає найближчим часом, виділяються візуально. Екран управління аптечкою наведено на рисунку 3.9.

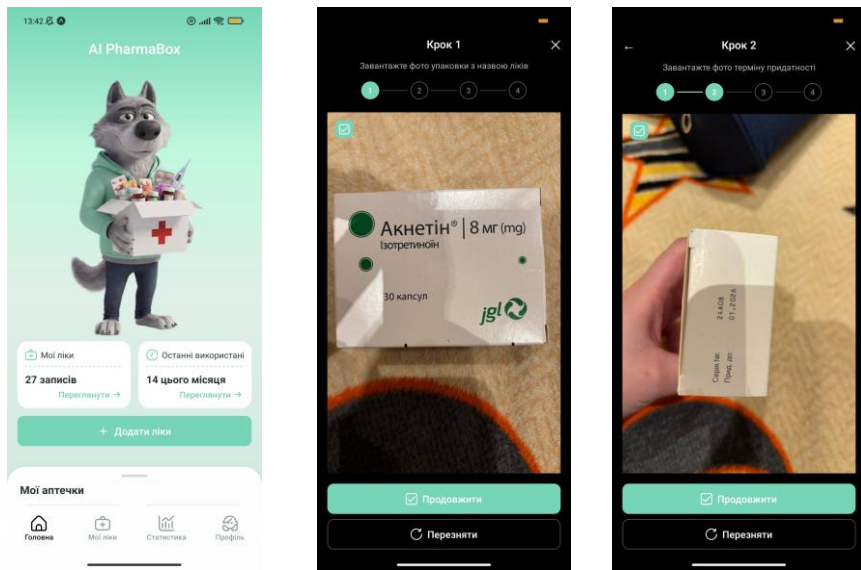


Рисунок 3.7 – Завантаження фото препарату для подальшого розпізнавання

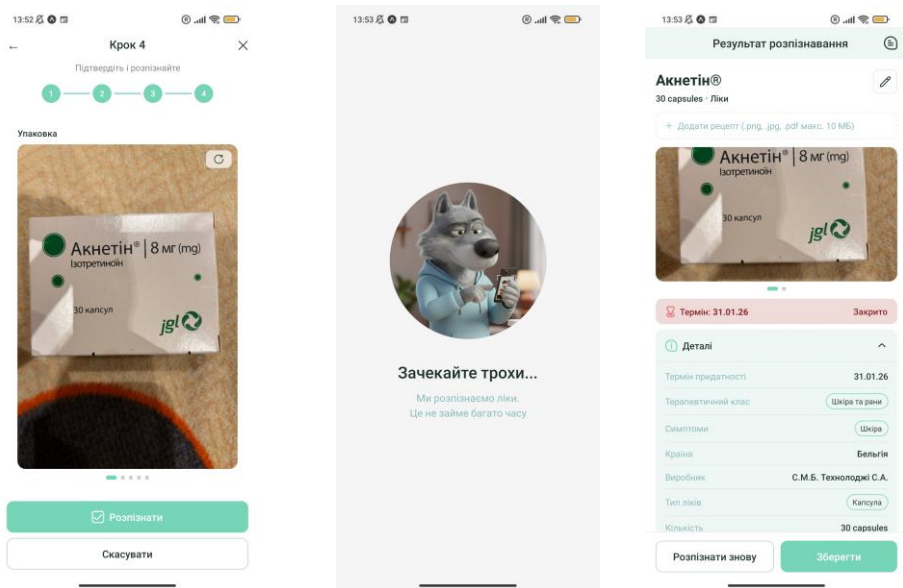


Рисунок 3.8 – Процес розпізнавання препарату в застосунку

Редагування картки препарату. Кожен збережений препарат доступний для редагування. Користувач може змінити будь-яке поле, оновити кількість після використання або позначити препарат як відкритий із фіксацією дати відкриття. Редагування ліків також наведено на рисунку 3.9.

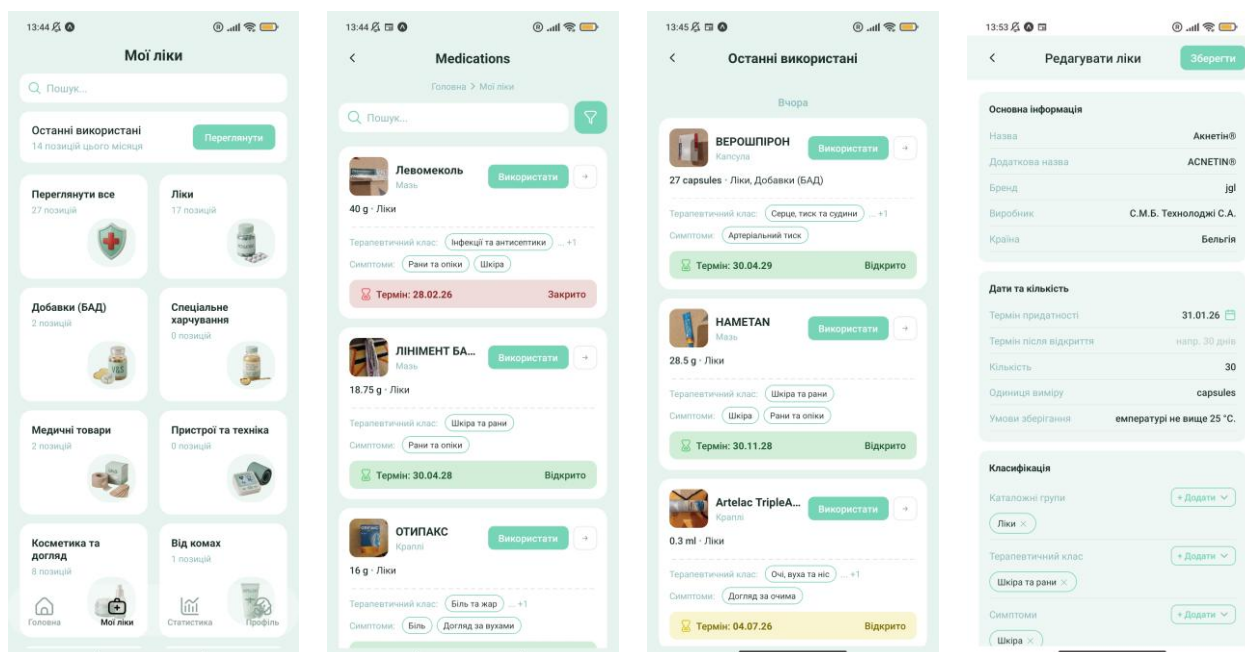


Рисунок 3.9 – Екрани управління аптечкою та редагування ліків

Фільтрація та пошук. Застосунок підтримує пошук препаратів за назвою та фільтрацію за типом лікарського засобу, терапевтичною категорією та місцем зберігання. Це дозволяє швидко знаходити потрібний препарат навіть за значного обсягу аптечки. Екран фільтрації наведено на рисунку 3.10.

Статистика. Екран статистики надає користувачеві узагальнену інформацію про стан аптечки: кількість препаратів, кількість тих що закінчуються або прострочені, розподіл за терапевтичними категоріями. Екран статистики наведено на рисунку 3.11.

Набори лікарських засобів. Функція наборів дозволяє групувати препарати за призначенням, наприклад, дорожня аптечка, застуда, перша допомога. Кожен набір має назву, опис та колір для візуального розрізнення.

Один препарат може входити до кількох наборів одночасно. Екран управління наборами наведено на рисунку 3.12.

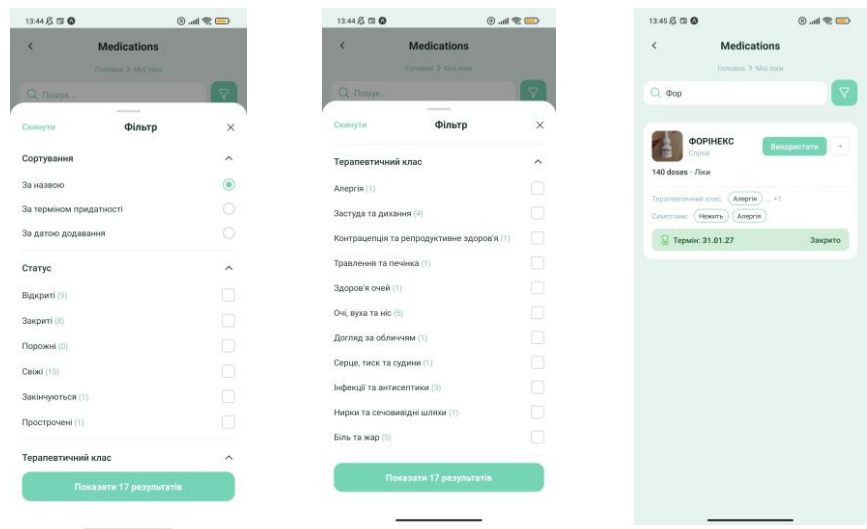


Рисунок 3.10 – Фільтрація та пошук ліків

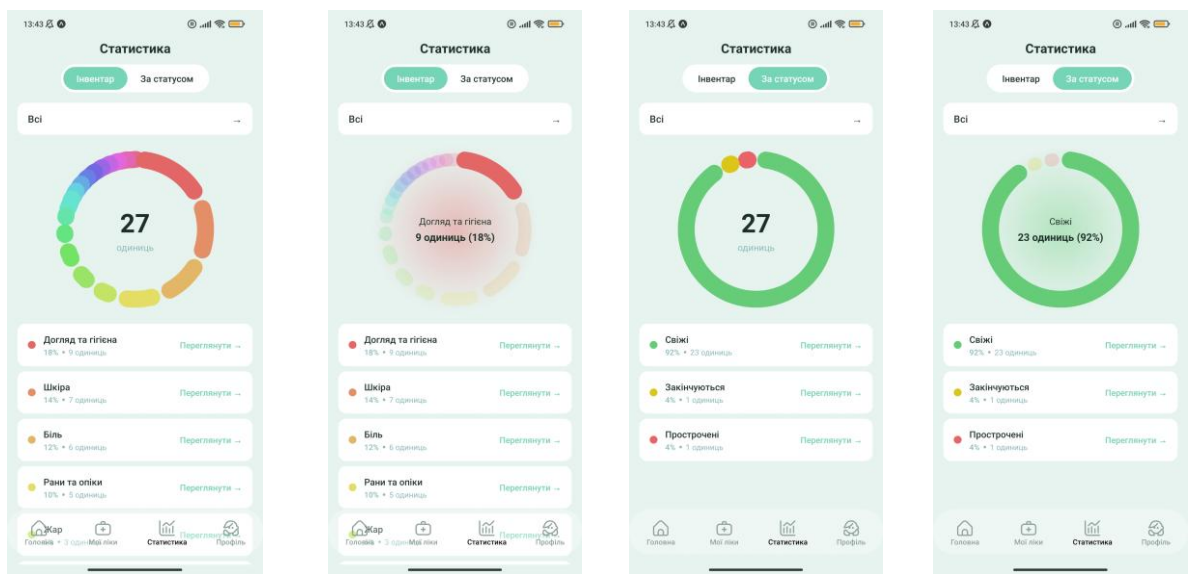


Рисунок 3.11 – Екрани статистики

Використання препарату. Користувач може зафіксувати факт використання препарату, тобто зменшити кількість залишку вручну або позначити разове використання. Застосунок автоматично оновлює залишок і фіксує дату останнього використання у полі `last_used_at`, що дозволяє

користувачу відстежувати активність препарату та своєчасно поповнювати запаси. Екран фіксації використання наведено на рисунку 3.13.

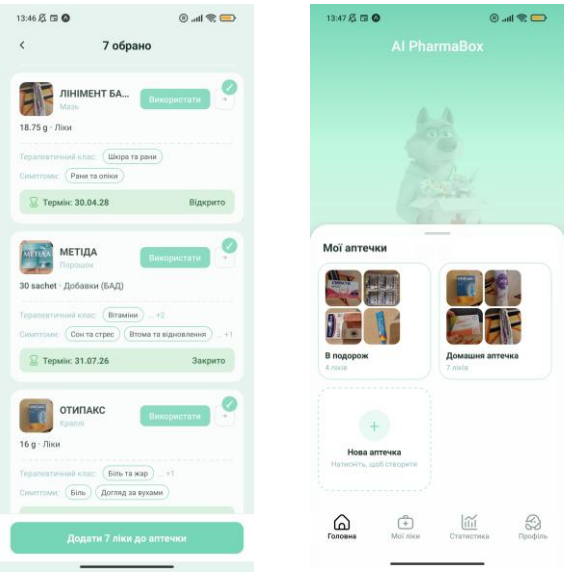


Рисунок 3.12 – Набори лікарських засобів

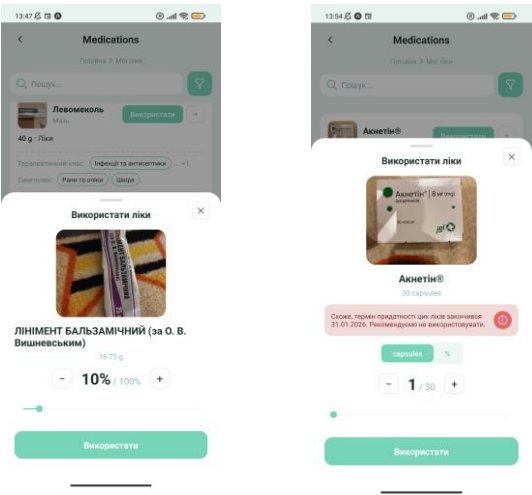


Рисунок 3.13 – Екрани використання препарату

3.8 Оцінка якості роботи застосунку експертами

Для того щоб оцінити якість розробленого застосунку, було проведено експертне опитування із залученням 20 учасників. Опитування реалізовано у

формі анкети Google Forms і охоплює як об'єктивні характеристики застосунку, так і суб'єктивне сприйняття користувачами.

Анкета структурована за шістьма напрямками оцінювання.

Перший стосується точності розпізнавання даних з фотографій упаковок. Експертам пропонується оцінити коректність визначення назви препарату, терміну придатності, активних компонентів та інших атрибутів на конкретних прикладах.

Другий напрям охоплює зручність та привабливість інтерфейсу, наприклад, навігацію між екранами, читабельність елементів, логічність розташування функцій.

Третій стосується стабільності роботи застосунку, тобто наявності або відсутності помилок у процесі використання поза модулем розпізнавання.

Четвертий напрям оцінює відповідність застосунку очікуванням користувача щодо ведення домашньої аптечки та вирішення практичних задач обліку ліків.

П'ятий – загальне враження від застосунку та ймовірність його регулярного використання в побуті.

Шостий блок присвячено збору інтересу до потенційних майбутніх функцій, зокрема інтеграції з медичними записами, нагадувань про прийом ліків та сімейного доступу, а також передбачає поле для довільних пропозицій і побажань у вільній формі.

За першими п'ятьма блоками відповіді надавались за шкалою від 1 до 5. Блоки точності розпізнавання, зручності інтерфейсу, стабільності роботи, відповідності очікуванням та загального враження отримали середні оцінки в діапазоні 4,8–5,0. Дещо нижчі оцінки зафіксовано у блоці ймовірності регулярного використання. Причиною є відсутність розкладу прийому ліків та push-сповіщень, що є запланованим функціоналом для наступних версій. Підсумкова середня оцінка застосунку за результатами експертного опитування склала 4,8–4,9 з 5.

Точність розпізнавання додатково оцінювалася за метриками, а саме

шляхом порівняння результатів модуля з еталонними даними за методикою, описаною у розділі 2.

Результати опитування дозволяють виявити сильні сторони застосунку та напрями, що потребують доопрацювання, і слугують основою для формулювання висновків щодо практичної цінності розробленого рішення.

3.9 Просування розробленого мобільного застосунку

Просування застосунку планується за двома напрямками, а саме пошукова оптимізація сторінок у магазинах застосунків та передзапускова активність через лендингову сторінку зі збором списку очікування.

Щодо монетизації, розглядається модель freemium, тобто базовий функціонал, як ведення аптечки, ручне додавання ліків, доступний безкоштовно, тоді як модуль мультимодального розпізнавання з фотографії обмежується певною кількістю сканувань на місяць у безкоштовній версії. Розширений доступ надається за щомісячною або річною підпискою. Такий підхід дозволяє знизити поріг входу для нових користувачів і водночас монетизувати ключову функцію застосунку.

Семантичне ядро застосунку формується для забезпечення його виявлення у пошукових системах магазинів (Google Play та App Store), а також в індексі Google за відповідними запитами.

Назва застосунку, наприклад як AI PharmaBox, є короткою, легко запам'ятовується та відображає основну сутність продукту. Як назва другого рівня може використовуватися підзаголовок «Домашня аптечка та облік ліків», що розширює семантичне покриття і одразу пояснює призначення застосунку потенційному користувачеві.

До ключових слів включено запити, що відповідають реальним сценаріям використання: «облік ліків», «домашня аптечка», «термін придатності ліків», «сканування упаковки», «нагадування про ліки»,

«medicine tracker», «home pharmacy». Описи для магазинів застосунків складаються таким чином, щоб органічно включати ключові слова у перших двох реченнях. Саме цей фрагмент індексується пошуковими алгоритмами індексування в першу чергу.

До офіційного запуску застосунку розроблено лендингову сторінку, основною метою якої є формування списку очікування потенційних користувачів та перевірка реального попиту на продукт. Сторінка структурована за принципом єдиного заклику до дії: відвідувач бачить коротке формулювання проблеми, ключову перевагу застосунку та форму для введення електронної адреси. Зовнішній вигляд лендингової сторінки наведено на рисунках 3.14–3.15, форму реєстрації до списку очікування наведено на рисунку 3.16.

Лендинг буде розміщено у публічному доступі до завершення розробки, що дозволить паралельно збирати електронні адреси зацікавлених користувачів, оцінювати попит на застосунок та з'ясовувати, які функції є найбільш очікуваними для майбутніх версій продукту.

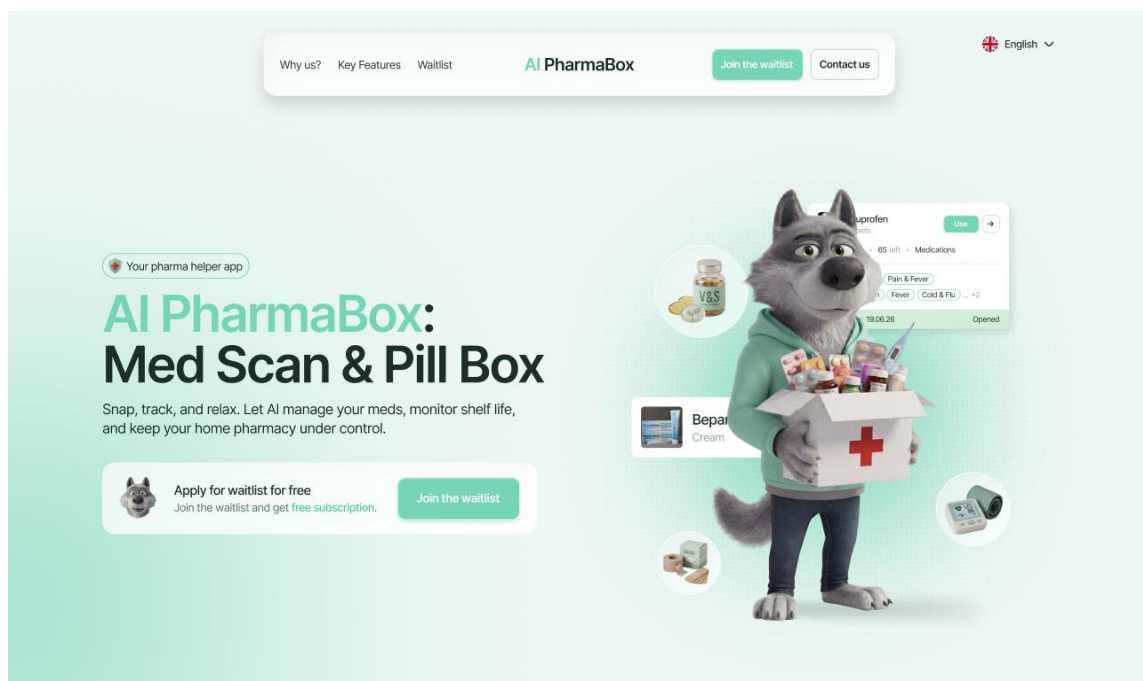


Рисунок 3.14 – Фрагмент розробленого лендингу

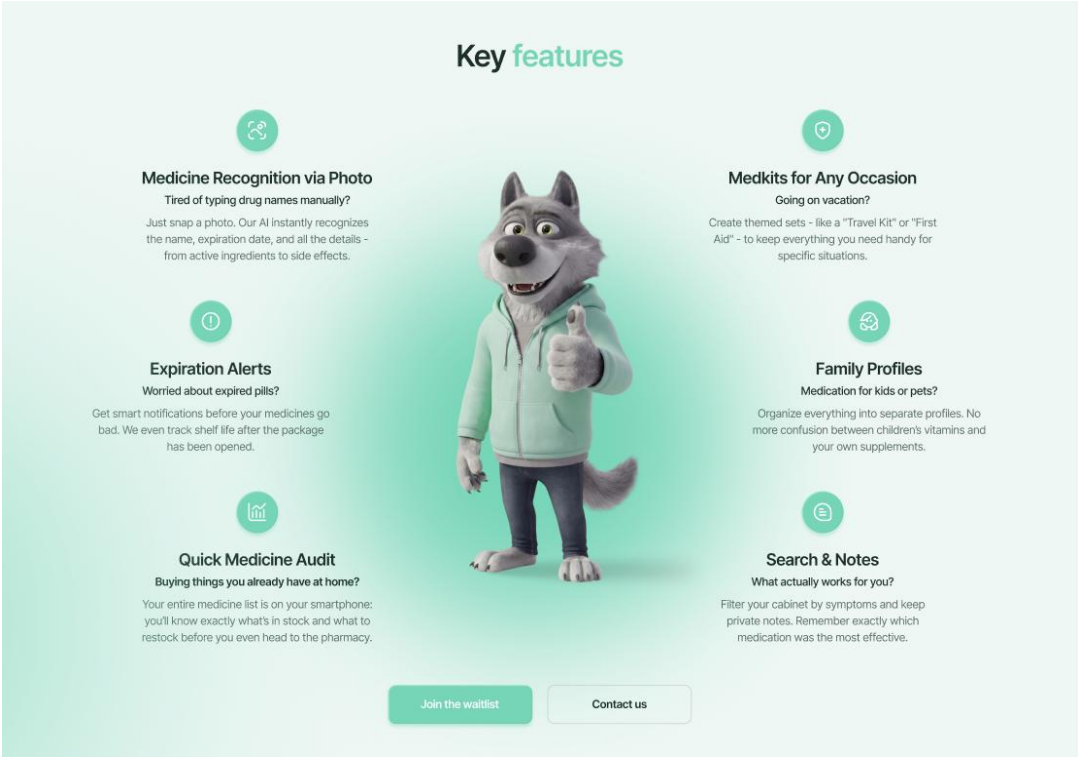


Рисунок 3.15 – Другий фрагмент розробленого лендингу

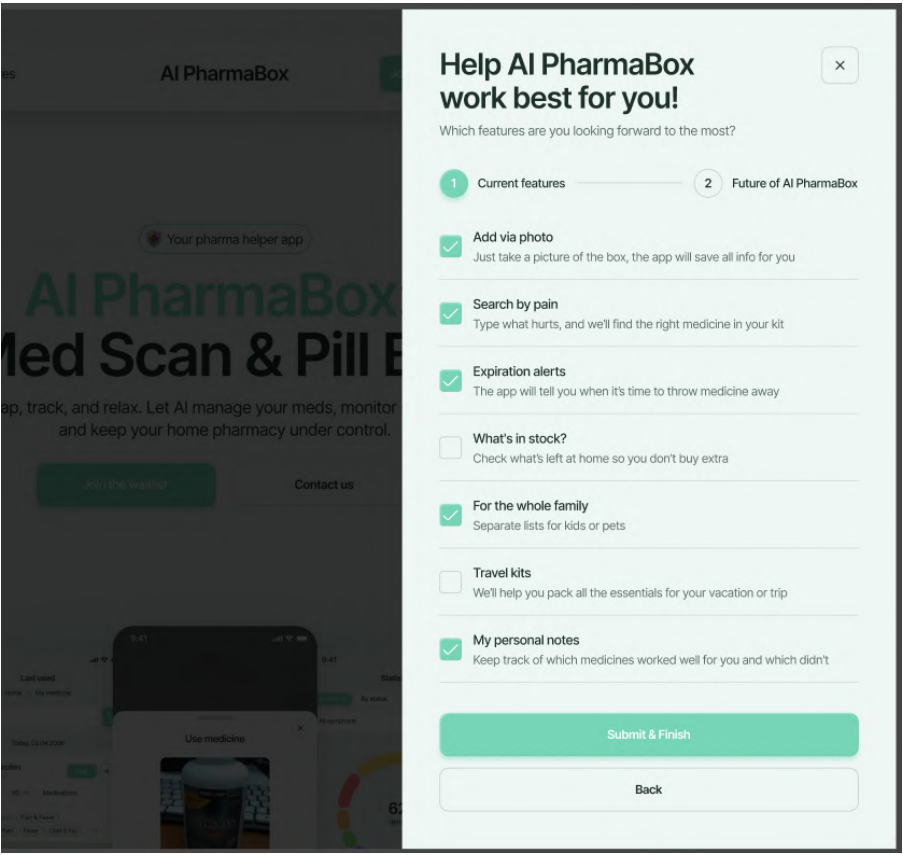


Рисунок 3.16 – Фрагмент форми реєстрації на лендингу

ВИСНОВКИ

У рамках кваліфікаційної роботи було розроблено та реалізовано мобільний застосунок для домашнього обліку лікарських засобів з модулем мультимодального розпізнавання даних з фотографій упаковок препаратів.

Для досягнення поставленої мети вирішено такі завдання:

- досліджено попит на мобільні застосунки для обліку лікарських засобів у побуті;
- проаналізовано сучасні мобільні застосунки у цій сфері та визначено їх функціональні обмеження;
- досліджено можливості використання мультимодальних великих мовних моделей для розпізнавання інформації з фото упаковки;
- створено дослідницький застосунок на базі бібліотеки Gradio для формування набору даних для подальших експериментів;
- сформовано структурований набір даних лікарських засобів для тестування та оцінювання;
- розроблено підхід до оцінювання якості екстракції структурованої інформації з фото упаковок;
- обрано мультимодальну модель, що найкраще відповідає вимогам задачі;
- спроектовано структуру мобільного застосунку для обліку лікарських засобів;
- розроблено прототип (MVP) мобільного застосунку з модулем автоматизованого введення даних;
- розроблено вебсторінку для збору і оцінювання попиту користувачів.

Проаналізовано існуючі рішення для домашнього обліку лікарських засобів та сучасні підходи до автоматизованого розпізнавання інформації з фотографій упаковок. За результатами порівняльного аналізу MLLMs обрано

модель Gemini 3 Flash Preview як основу модуля екстракції структурованих медичних даних.

Розроблено дослідницький застосунок на базі Gradio для проведення експериментів, формування набору даних та оцінювання якості розпізнавання. Для оцінювання використано алгоритми нечіткого порівняння на основі відстані Левенштейна, семантичний аналіз текстових полів та автоматичну перевірку релевантності зовнішніх посилань.

Розроблено мобільний застосунок для домашнього обліку лікарських засобів із модулем мультимодального розпізнавання даних з фотографій упаковок. Застосунок реалізовано на основі React Native та Django з інтеграцією Gemini 3 Flash Preview, що дозволило автоматизувати введення інформації про препарати та суттєво знизити часові витрати користувача на ведення домашньої аптечки. За результатами експертного оцінювання із залученням 20 учасників застосунок отримав середню оцінку 4,8–4,9 з 5.

Розроблено лендингову сторінку із формою реєстрації до списку очікування, що дозволило підтвердити наявність реального попиту на продукт, зібрати електронні адреси зацікавлених користувачів та визначити пріоритетні функції для подальшого розвитку застосунку.

Результати роботи можуть бути використані для подальшого розвитку інтелектуальних систем персонального медичного обліку та вдосконалення алгоритмів мультимодального розпізнавання медичних даних.

Результати роботи апробовано у вигляді 5 опублікованих статей у фахових журналах категорії Б [4, 36, 37, 50, 51].

Також результати роботи апробовано у вигляді 10 тез доповідей: під час Міжнародного молодіжного форуму «Радіoeлектроніка і молодь у XXI столітті» [38], де робота посіла перше місце; XIII Міжнародної науково-технічної конференції «Проблеми інформатизації» [39]; XXXIV Міжнародної науково-практичної конференції «Інформаційні технології: наука, техніка, технологія, освіта, здоров'я» (MicroCAD–2026) [40], Міжнародної науково-практичної конференції «Електроенергетика, електромеханіка та технології в

апк» [41], X Міжнародної науково-практичної конференції «Theoretical and Empirical Scientific Research: Concept and Trends» (Оксфорд, Велика Британія) [42–44], XXXIII Міжнародної науково-практичної конференції «Інформаційні технології: наука, техніка, технологія, освіта, здоров'я» (MicroCAD–2025) [45], XV Міжнародної науково-практичної конференції «Сучасні напрями розвитку інформаційно-комунікаційних технологій та засобів управління» [46], XI Міжнародної науково-практичної конференції «Globalization of scientific knowledge: international cooperation and integration of sciences» [47].

Окремі результати кваліфікаційної роботи були подані на Міжнародну науково-технічну конференцію «2026 IEEE 7th KhPI Week on Advanced Technology», збірник праць якої планується до індексації в наукометричній базі Scopus.

Результати роботи впроваджено у діяльність ТОВ «Сайтосс», зокрема запропонований метод автоматизованої екстракції структурованих даних на основі мультимодального розпізнавання інтегровано в системи автоматичного введення даних на основі аналізу зображень.

Дослідження виконано в межах проекту INITIATE за грантом No.101136775 HORIZON WIDERA 2023 ACCESS 03.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Schiltz, N. K., Warner, D. F., Sun, J., & Koroukian, S. M. (2022). Prevalence of multimorbidity combinations and their association with medical costs and poor health among U.S. adults. *Frontiers in Public Health*, 10.
2. Pazan, F., Wehling, M., & FORTA authors/expert panel members. (2021). Polypharmacy in older adults: A narrative review of definitions, epidemiology and consequences. *European Geriatric Medicine*, 12, 443–452.
3. Díez, R., Gorgas Torner, M. Q., Periañez, M. A., Calderón-Larrañaga, A., & Prados-Torres, A. (2022). Potentially inappropriate medication and polypharmacy in nursing home residents. *Journal of Clinical Medicine*, 11(13),
4. Дацок, Є., & Яковлева, О. (2026). Порівняльний аналіз сучасних мобільних застосунків для обліку та контролю лікарських засобів у побуті. *Вісник Національного технічного університету «Харківський політехнічний інститут»*. Біологічні та медичні прилади і системи, 1(15), 168–177.
5. Nagayi, M., Khan, A., Frank, T., Swart, R., & Nyirenda, C. (2025). Evaluating OCR performance on food packaging labels in South Africa. *arXiv*.
6. Ковтуненко, А. Р., Яковлева, О. В., Любченко, В. А., & Янголенко, О. В. (2020). Дослідження сумісного використання математичної морфології та згорткових нейронних мереж для вирішення задачі розпізнавання цінників. *Вісник Національного технічного університету ХПІ*, 1(3), 71–87
7. Gorokhovatskyi, V., Tvoroshenko, I., Yakovleva, O., & Hudáková, M. (2026). Feature space quantization and application of metrics in structural methods of image recognition. *IEEE Access*, 14, 17812–17824.
8. Gorokhovatskyi, V., Tvoroshenko, I., Yakovleva, O., & Hudáková, M. (2025). Image description compression in classification structural methods. *IEEE Access*, 13, 43631–43641.

9. Gorokhovatskyi, V., Tvoroshenko, I., & Yakovleva, O. (2024). Transforming image descriptions as a set of descriptors to construct classification features. *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science*, 33(1), 113–125.
10. Gorokhovatskyi, O., & Yakovleva, O. (2024). Medoids as a packing of ORB image descriptors. *Advanced Information Systems*, 8(2), 5–11.
11. 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*, 12, 73376–73385.
12. Yakovleva, O., & Nikolaieva, K. (2020). Research of descriptor based image normalization and comparative analysis of SURF, SIFT, BRISK, ORB, KAZE, AKAZE descriptors. *Advanced Information Systems*, 4(4), 89–101.
13. Гороховатський, В., & Творошенко, І. (2026). Продуктивні моделі аналізу даних у методах розпізнавання зображень: монографія. Харків: ХНУРЕ.
14. Yakovleva, O., Matúšová, S., & Talakh, V. (2025). Gradio and Hugging capabilities for developing research AI applications. *Proceedings of the VII International Scientific and Practical Conference «Scientific practice: modern and classical research methods»*, Boston, USA, 202–205.
15. Gradio. Quickstart. URL: <https://www.gradio.app/guides/quickstart> (дата звернення 01.05.2026).
16. Abid, A., Abdalla, A., Khan, D., Alfozan, A., & Zou, J. (2019). Gradio: Hassle-free sharing and testing of ML models in the wild. *arXiv*.
17. Google. Gemini API pricing. Gemini API Documentation. URL: <https://ai.google.dev/gemini-api/docs/pricing> (дата звернення 04.05.2026).
18. MDN Web Docs. REST (Representational State Transfer). URL: <https://developer.mozilla.org/en-US/docs/Glossary/REST> (дата звернення: 05.05.2026).

19. React Native. Introduction. URL: <https://reactnative.dev/docs/getting-started> (дата звернення: 01.05.2026).
20. Expo. Documentation. URL: <https://docs.expo.dev/> (дата звернення: 05.05.2026).
21. TypeScript. The TypeScript Handbook. URL: <https://www.typescriptlang.org/docs/handbook/intro.html> (дата звернення: 06.05.2026).
22. Expo. Introduction to Expo Router. URL: <https://docs.expo.dev/router/introduction/> (дата звернення: 08.05.2026).
23. React Navigation. Getting started. URL: <https://reactnavigation.org/docs/getting-started/> (дата звернення: 09.05.2026).
24. Zustand. Bear necessities for state management in React. URL: <https://zustand-demo.pmnd.rs/> (дата звернення: 11.05.2026).
25. Axios. Promise based HTTP client. URL: <https://axios-http.com/docs/intro> (дата звернення: 13.05.2026).
26. Expo. Camera. URL: <https://docs.expo.dev/versions/latest/sdk/camera/> (дата звернення: 16.05.2026).
27. Expo. ImagePicker. URL: <https://docs.expo.dev/versions/latest/sdk/imagepicker/> (дата звернення: 17.05.2026).
28. Expo. AsyncStorage. URL: <https://docs.expo.dev/versions/latest/sdk/async-storage/> (дата звернення: 19.05.2026).
29. Django. Django documentation. URL: <https://docs.djangoproject.com/en/5.2/> (дата звернення: 20.05.2026).
30. Django REST Framework. URL: <https://www.django-rest-framework.org/> (дата звернення: 22.05.2026).
31. Simple JWT. Getting started. URL: https://django-rest-framework-simplejwt.readthedocs.io/en/stable/getting_started.html (дата звернення: 24.05.2026).

32. PostgreSQL. Documentation. URL: <https://www.postgresql.org/docs/current/index.html> (дата звернення: 26.05.2026).
33. Pillow. Overview. URL: <https://pillow.readthedocs.io/en/stable/handbook/overview.html> (дата звернення: 28.05.2026).
34. Google. Gen AI Python SDK. URL: <https://googleapis.github.io/python-genai/> (дата звернення: 28.05.2026).
35. Bitbucket. URL: <https://bitbucket.org/> (дата звернення: 01.05.2026).
36. Datsok, Y., Datsok, O., & Rudenko, D. (2025). Analysis of effectiveness of using ORM DAPPER and SOLID principles in the design of a medical information system. *Bulletin of the National Technical University «KhPI» a Series of «Information and Modeling»*, 1(2 (14)), 157–171.
37. Дацок, Є. О., Яковлева, О. В. (2026). Gradio for rapid prototyping of multimodal AI systems on the example of medicinal product packaging information recognition. *Комп'ютерно-інтегровані технології: Освіта, наука, виробництво*, (63), 76–83.
38. Дацок Є.О., Яковлева О.В. (2026) Дослідження питання використання фото упаковки ліків з метою автоматизації введення інформації в мобільний застосунок для обліку лікарських засобів у побуті. *30-й Міжнародний молодіжний форум «Радіoeлектроніка і молодь у XXI столітті». Збірник матеріалів форуму, 22–24 квітня 2026 року, Харків, Україна*, Т. 7, С. 45-47.
39. Дацок Є.О., Яковлева О.В. (2025) Інформаційна система розпізнавання лікарських препаратів для домашньої аптечки. *Проблеми інформатизації. Тези доповідей тринадцятої міжнародної науково-технічної конференції (27–28 листопада 2025 року). Баку – Харків – Бельсько-Бяла*, Т. 3, С. 45-47.

40. Datsok Y., Yakovleva O. (2026) Automated identification of medicinal products in mobile information systems based on multimodal models. *Інформаційні технології: наука, техніка, технологія, освіта, здоров'я. Тези доповідей XXXIV міжнародної науково-практичної конференції MicroCAD-2026 (13–16 травня 2026 року). Харків: НТУ «ХПІ», С. 1692.*

41. Datsok Y., Yakovleva O. (2025) Market research on mobile applications for medication management. *Електроенергетика, електромеханіка та технології в АПК. Матеріали міжнародної науково-практичної конференції, 5 листопада 2025 року, Харків, Україна. Харків: ДБТУ, С. 162-163.*

42. Yakovleva O., Datsok Y. (2026) Architectural aspects of designing a research-oriented application for multimodal recognition of medicinal products using cloud-based MLLM services. *Theoretical and empirical scientific research: concept and trends: proceedings of the X international scientific and practical conference, May 8, 2026, Oxford, United Kingdom*, pp. 110-113.

43. Yakovleva O., Sokolova A., Datsok Y. (2026) Optimization of multimodal Gemini models for food product composition recognition and explanation with automated translation into Ukrainian. *Theoretical and empirical scientific research: concept and trends: proceedings of the X international scientific and practical conference, May 8, 2026, Oxford, United Kingdom*, pp. 117-120.

44. Yakovleva O., Ostapchuk V., Datsok Y. (2026) Research on the effectiveness of multimodal large language models in the contextual manga translation. *Theoretical and empirical scientific research: concept and trends: proceedings of the X international scientific and practical conference, May 8, 2026, Oxford, United Kingdom*, pp. 121-125.

45. Дацок, Є. О., Яковлева, О. В. (2025). Аналіз технологічних засобів для розробки інформаційної системи стоматологічної клініки. *Інформаційні технології: наука, техніка, технологія, освіта, здоров'я: матеріали 33-ї міжнар. наук.-практ. конф. MicroCAD-2025, (14–17 травня 2025 року), Харків, Україна. Харків: НТУ «ХПІ», С. 1552.*

46. Дацок, Є. О., Маровтій, Я. С., Дацок, О. М. (2025). Про досвід розробки програмного застосунку для оцінки якості лабораторних досліджень методом контрольних карт. *Сучасні напрями розвитку інформаційно-комунікаційних технологій та засобів управління: тези доп. 15-ї міжнар. наук.-техн. конф., (24–25 квітня 2025 року), Харків, Україна. Баку ; Харків ; Жиліна, С. 40.*

47. Yakovleva, O., & Datsok, Y. (2026). Design of a source-aware structured data model for multimodal extraction of medicinal product information. *Grail of Science*, (68), 1073–1076.

48. Billka AI Intelligent Receipt Scanning & Expense Tracking. Billka AI. URL: <https://billka.sytooss.com/> (дата звернення 04.06.2026).

49. Billka AI Application For Bill Splitting And Expense Tracking, Simplified By Intelligence. SYTOSS. Software Development Company. URL: <https://www.sytooss.com/billka-ai> (дата звернення 05.06.2026).

50. Дацок, Є. О., Яковлева, О. В. (2026). Оптико-геометричні особливості упаковок лікарських засобів у задачах автоматизованого розпізнавання зображень. *Оптико-електронні інформаційно-енергетичні технології*, 51(1), 130–138.

51. Datsok, Y., & Yakovleva, O. (2026). Research on a structured approach to prompt engineering for multimodal AI systems for medicinal product recognition. *Наука і техніка сьогодні*, 5(59), 3506–3519.