

Міністерство освіти і науки України
Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет _____ Комп'ютерних наук
(повна назва)
Кафедра _____ Штучного інтелекту
(повна назва)

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА
Пояснювальна записка

рівень вищої освіти _____ перший (бакалаврський)

Інтелектуальна система прогнозування споживчого попиту
за даними Instagram для малого ритейлу
(тема)

Виконав:
здобувач _____ четвертого _____ року навчання,
групи _____ ІТШ-22-4

_____ Софія ПОСТЕЛЬНЯК
(власне ім'я, прізвище)

Спеціальність 122 Комп'ютерні науки

(код і повна назва спеціальності)

Тип програми _____ освітньо-професійна

Освітня програма _____ Штучний інтелект

(повна назва освітньої програми)

Керівник _____ ст. викл. Олена ГРИНЬОВА
(посада, власне ім'я, прізвище)

Допускається до захисту

Завідувач кафедри ШІ

(підпис)

_____ Лариса ЧАЛА
(власне ім'я, прізвище)

2026 р.

Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет _____ Комп'ютерних наук _____

Кафедра _____ Штучного інтелекту _____

Рівень вищої освіти _____ перший (бакалаврський) _____

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

Тип програми _____ освітньо-професійна _____

Освітня програма _____ Штучний інтелект _____
(повна назва)

ЗАТВЕРДЖУЮ:

Зав. кафедри _____

(підпис)

« _____ » _____ 20 ____ р.

ЗАВДАННЯ
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ

здобувачеві _____ Постельняк Софії Антонівні _____
(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи _____ Інтелектуальна система прогнозування споживчого попиту за даними Instagram для малого ритейлу _____

затверджена наказом університету від 5 червня 2026 р. № 488Ст

2. Термін подання здобувачем роботи до екзаменаційної комісії 8 липня 2026 р.

3. Вихідні дані до роботи Instagram-контент тематичних акаунтів, науково-технічні публікації, дані Інтернет-джерел, документація моделей машинного навчання, обробки природньої мови та комп'ютерного зору, документація мови програмування Python і програмних бібліотек.

4. Перелік питань, що потрібно опрацювати в роботі _____

1) Аналіз предметної галузі та постановка задачі

2) Архітектура системи

3) Програмно-технологічна реалізація системи

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№	Назва етапів роботи	Строк / термін виконання етапів роботи	Примітка
1	Отримання завдання на кваліфікаційну роботу	08.06.2026	виконано
2	Аналіз предметної галузі	11.06.2026	виконано
3	Огляд метрик аналізу Instagram-контенту	13.06.2026	виконано
4	Аналіз підходів вирішення задачі моніторингу та прогнозування попиту	16.06.2026	виконано
5	Експериментальне моделювання системи	21.06.2026	виконано
6	Написання пояснювальної записки	23.06.2026	виконано
7	Перевірка на академічний плагіат	24.06.2026	виконано
8	Нормоконтроль	30.06.2026	виконано
9	Підготовка презентації та доповіді	01.07.2026	виконано
10	Попередній захист	03.07.2026	виконано
11	Рецензування	04.07.2026	виконано
12	Захист перед ЕК	08.07.2026	виконано

Дата видачі завдання 8 червня 2026 р.

Здобувач _____

(підпис)

Керівник роботи _____

(підпис)

ст. викл. Олена ГРИНЬОВА

(посада, власне ім'я, прізвище)

РЕФЕРАТ

Пояснювальна записка: 68 с., 13 рис., 1 дод., 22 джерела.

АНАЛІЗ ТРЕНДІВ, ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА СИСТЕМА, КОМП'ЮТЕРНИЙ ЗІР, МАЛИЙ РИТЕЙЛ, МУЛЬТИМОДАЛЬНИЙ АНАЛІЗ, ОБРОБКА ПРИРОДНОЇ МОВИ, ПІДТРИМКА ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ, ПРОГНОЗУВАННЯ СПОЖИВЧОГО ПОПИТУ, ШТУЧНИЙ ІНТЕЛЕКТ, INSTAGRAM.

Об'єкт дослідження – процеси формування та управління асортиментом товарів у суб'єктах малого бізнесу роздрібної торгівлі в умовах динамічного ринкового середовища та обмеженості даних.

Предмет дослідження – методи й інструменти інтелектуального аналізу даних, мультимодального аналізу та прогнозування споживчого попиту на основі даних соціальних мереж.

Метою роботи є розробка теоретичних і методичних основ та прототипу інтелектуальної системи підтримки прийняття рішень для підвищення ефективності управління асортиментом малого бізнесу шляхом прогнозування споживчого попиту на основі аналізу даних Instagram.

Методами дослідження є методи штучного інтелекту – NLP, комп'ютерний зір, мультимодальний аналіз даних, кластеризація, ансамблеві методи машинного навчання для прогнозування попиту та гібридне вилучення цифрових даних.

У роботі досліджено особливості використання соціальних мереж малим бізнесом, проаналізовано проблему обмеженості даних та інтуїтивного прийняття рішень, а також обґрунтовано доцільність розробки інтелектуальної системи прогнозування споживчого попиту на основі даних Instagram для виявлення споживчих трендів і підтримки асортиментних рішень.

ABSTRACT

Bachelor's thesis contains: 68 pp., 13 fig., 1 ann., 22 references.

ARTIFICIAL INTELLIGENCE, COMPUTER VISION, CONSUMER DEMAND FORECASTING, DECISION SUPPORT, EXPLAINABLE ARTIFICIAL INTELLIGENCE, INSTAGRAM, INTELLIGENT SYSTEM, MULTIMODAL ANALYSIS, NATURAL LANGUAGE PROCESSING, SMALL RETAIL, TREND ANALYSIS.

Object of research – processes of assortment formation and management in small retail businesses operating under dynamic market conditions and data limitations.

Subject of research – methods and tools of intelligent data analysis, multimodal analysis, and consumer demand forecasting based on social media data.

The purpose of the study is to develop theoretical and methodological foundations, as well as a prototype of an intelligent decision support system aimed at improving assortment management efficiency in small businesses through consumer demand forecasting based on Instagram data analysis.

Research methods include artificial intelligence methods: NLP, computer vision, multimodal data analysis, clustering, ensemble machine learning methods for demand forecasting, and hybrid digital data extraction.

The study examines the specifics of social media use by small businesses, analyzes the problem of limited data availability and intuitive managerial decision-making, and substantiates the feasibility of developing an intelligent consumer demand forecasting system based on Instagram data for identifying consumer trends and supporting assortment-related decisions.

ЗМІСТ

Перелік умовних позначень, символів, одиниць, скорочень і термінів	8
Вступ.....	9
1 Аналіз предметної галузі та постановка задачі.....	11
1.1 Опис предметної галузі	11
1.2 Опис викликів та ускладнень.....	13
1.3 Огляд існуючих програмних рішень.....	15
1.4 Концептуальні особливості запропонованого підходу	19
1.5 Постановка задачі.....	21
2 Архітектура системи	23
2.1 Трирівнева клієнт-серверна архітектура системи	23
2.2 Гібридний модуль збору Instagram-даних	26
2.2.1 Модуль пошуку та відбору релевантних акаунтів	26
2.2.2 Модуль збору та оновлення публікацій	29
2.2.3 Модуль вилучення метрик та формування ознак.....	34
2.2.4 Модуль вилучення та оновлення зображень.....	37
2.3 Мультимодальний аналіз візуального та текстового контенту.....	38
2.3.1 Текстовий аналіз контенту на основі SBERT	39
2.3.2 Аналіз візуального контенту на основі CLIP.....	41
2.3.3 Модуль мультимодального об'єднання ознак	42
2.3.4 Модуль прогнозування попиту.....	44
2.3.4 Інтерпретація результатів на основі Explainable AI	47
3 Програмно-технологічна реалізація системи	51
3.1 Інструментальні засоби Python для реалізації системи.....	51
3.2 Організація та зберігання даних у системі	52
3.3 Результати функціонування та інтерфейс системи	54
3.4 Перспективи розвитку та масштабування системи	61
Висновки	63
Перелік джерел посилання	65

Додаток А Відомість кваліфікаційної роботи	68
--	----

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, СИМВОЛІВ, ОДИНИЦЬ, СКОРОЧЕНЬ І ТЕРМІНІВ

API – Application Programming Interface – програмний інтерфейс взаємодії між програмними компонентами;

BERT – Bidirectional Encoder Representations from Transformers – трансформерна мовна модель для аналізу природної мови, що забезпечує контекстне представлення тексту шляхом двонапрямого опрацювання слів у реченні;

CLIP – Contrastive Language–Image Pre-training – мультимодальна модель комп'ютерного зору для аналізу взаємозв'язку між текстом і зображенням;

CV – Computer Vision – напрям штучного інтелекту, пов'язаний із аналізом та інтерпретацією візуальних даних;

DSS – Decision Support System – система підтримки прийняття рішень;

Embeddings – векторне представлення текстових або візуальних даних у числовому просторі ознак;

MAE – Mean Absolute Error – середня абсолютна похибка прогнозування;

ML – Machine Learning – методи машинного навчання для аналізу даних та побудови прогнозних моделей;

NLP – Natural Language Processing – методи обробки природної мови;

RMSE – Root Mean Squared Error – середньоквадратична помилка прогнозування;

SBERT – Sentence-BERT – модифікація трансформерної моделі BERT для формування семантичних текстових представлень;

XAI – Explainable Artificial Intelligence – підхід до забезпечення інтерпретованості та пояснюваності результатів моделей штучного інтелекту.

ВСТУП

Актуальність теми дослідження зумовлена зростаючою роллю малого бізнесу в економіці України, особливо в умовах воєнного часу, коли підприємницька діяльність функціонує в умовах нестабільності, обмеженості ресурсів та високої мінливості споживчого попиту [1]. У сфері малого ритейлу, зокрема серед фізичних осіб-підприємців, управлінські рішення щодо формування асортименту часто приймаються інтуїтивно через недостатній рівень цифровізації, обмежений доступ до аналітичних інструментів та дефіцит релевантних даних. Це ускладнює своєчасне виявлення змін у споживчих вподобаннях, знижує точність прогнозування попиту та негативно впливає на ефективність діяльності підприємств.

Особливістю сучасного малого бізнесу в Україні є активне використання соціальних мереж, зокрема Instagram, як основного каналу реалізації товарів, комунікації з клієнтами та формування асортиментної політики. Соціальні мережі виступають не лише маркетинговим інструментом, але й джерелом цінної інформації про поведінку споживачів, їхні вподобання та нові тренди. Однак наявні підходи до аналізу таких даних є обмеженими або орієнтованими на великі компанії, що знижує їхню практичну застосовність для малого бізнесу.

У зв'язку з цим виникає необхідність розробки інтелектуальних систем підтримки прийняття рішень, які базуються на методах штучного інтелекту та здатні обробляти як структуровані, так і неструктуровані дані з соціальних мереж. Застосування сучасних методів аналізу даних, зокрема обробки природної мови, комп'ютерного зору та ансамблевих методів машинного навчання, дозволяє виявляти приховані закономірності, ідентифікувати споживчі тренди на ранніх етапах їх формування та здійснювати обґрунтоване прогнозування попиту.

У межах даної роботи досліджується предметна галузь управління асортиментом у малому бізнесі, зокрема проблематика прийняття рішень в

умовах обмеженості даних та високої динамічності попиту. Особлива увага приділяється можливостям використання даних соціальних мереж для виявлення змін у споживчих уподобаннях та підвищення ефективності формування асортиментної політики.

З технічної точки зору реалізація системи передбачає збір даних із соціальних мереж із використанням гібридної системи API-орієнтованого та metadata-driven вилучення Instagram-контенту на основі профільного збору даних із їх подальшою обробкою та структуризацією. Аналітична частина базується на мультимодальному підході, що поєднує аналіз текстових даних (NLP, зокрема SBERT) і зображень (методи комп'ютерного зору, CLIP). На основі отриманих ознак здійснюється сегментація споживачів і товарів, а також моделювання та прогнозування попиту із застосуванням ансамблевих методів машинного навчання (зокрема, Random Forest та Gradient Boosting). Для забезпечення інтерпретованості результатів застосовуються підходи Explainable AI, що підвищує обґрунтованість управлінських рішень.

У результаті дослідження обґрунтовано доцільність розробки інтелектуальної системи, що забезпечує автоматизований аналіз даних із соціальних мереж для прогнозування попиту та формування асортименту. Запропонований підхід дозволяє підвищити обґрунтованість управлінських рішень і оперативно реагувати на зміни ринку. Крім того, система має потенціал масштабування та може бути адаптована для інших сфер роздрібної торгівлі.

1 АНАЛІЗ ПРЕДМЕТНОЇ ГАЛУЗІ ТА ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ

У цьому розділі розглядається предметна галузь дослідження, пов'язана з управлінням асортиментом у малому бізнесі, та аналізуються основні проблеми, що виникають у процесі прийняття відповідних рішень. На основі цього формується постановка задачі, яка визначає напрям подальшої розробки та обґрунтовує необхідність створення інтелектуальної системи.

1.1 Опис предметної галузі

Малий бізнес в Україні відіграє вагомую роль у забезпеченні економічної стійкості, зайнятості населення та розвитку місцевих ринків. Він формує основу підприємницького середовища, сприяє гнучкості економіки та швидкій адаптації до змін. За даними UNDP, мікро-, малі та середні підприємства становлять 99,98% усіх суб'єктів господарювання в Україні, забезпечують 74% робочих місць та створюють 64% доданої вартості, що підтверджує їх ключове значення для економіки держави [2].

Особливого значення малий бізнес набуває в умовах воєнного стану, коли підприємства змушені функціонувати в середовищі підвищеної невизначеності та ризиків. Серед основних проблем, з якими стикаються підприємці, виокремлюють зниження платоспроможності населення, порушення логістичних ланцюгів, енергетичні обмеження, дефіцит трудових ресурсів, обмежений доступ до фінансування та зростання операційних витрат. За сучасними оцінками, близько 60-70% малих підприємств були змушені скоротити обсяги діяльності або змінити бізнес-модель, що свідчить про високий рівень вразливості малого бізнесу до зовнішніх шоків та необхідність його адаптації до нових економічних умов [3].

Зазначені фактори насамперед впливають на формування споживчого попиту, оскільки змінюють поведінку та пріоритети покупців, їхню платоспроможність і готовність до здійснення покупок. У таких умовах процес формування асортименту потребує врахування динаміки цих змін та оперативного реагування на трансформацію споживчих настроїв.

Водночас у більшості випадків процес формування асортименту в малому бізнесі також базується на суб'єктивному досвіді власника та обмежених внутрішніх даних, що зумовлює інтуїтивний характер прийняття управлінських рішень. Такий підхід виявляється недостатньо ефективним в умовах швидкої зміни споживчих уподобань, сезонних коливань попиту та впливу зовнішніх факторів, зокрема вищезазначених факторів, зумовлених економічною нестабільністю та воєнним станом. Відсутність систематизованих аналітичних інструментів ускладнює своєчасне виявлення нових тенденцій та адаптацію товарної політики.

Важливим джерелом інформації для малого бізнесу стають соціальні мережі, зокрема Instagram, який використовується як вітрина товарів, канал комунікації з клієнтами та інструмент продажів. Активність користувачів у соціальних мережах дозволяє відстежувати зміни в інтересах покупців, популярність певних стилів, товарних категорій, візуальних образів і поведінкових реакцій. За результатами досліджень, цифровими каналами користується близько 67% підприємців, з яких 15% здійснюють продажі виключно онлайн, при цьому 30% відзначають вищу прибутковість онлайн-торгівлі, що підтверджує зростання значущості цифрового середовища для бізнесу [4]. Наукові дослідження підкреслюють, що соціальні медіа стали важливим елементом маркетингу, оскільки дають бізнесу змогу отримувати дані про споживчу поведінку та взаємодіяти з клієнтами в цифровому середовищі.

Для вирішення окресленої проблеми пропонується реалізація інтелектуальної системи прогнозування споживчого попиту, яка має забезпечувати автоматизований збір та аналіз даних із

соціальних мереж (зокрема Instagram) з метою підтримки формування асортименту. Передбачається, що така система дозволить досліджувати поведінкові характеристики користувачів, виявляти зміни у споживчих уподобаннях та оцінювати динаміку попиту. У подальшому це створює основу для розробки підходів до формалізації даних, їх аналітичної обробки та побудови моделей прогнозування, що сприятимуть підвищенню обґрунтованості управлінських рішень у малому бізнесі.

1.2 Опис викликів та ускладнень

Одним із ключових технічних викликів при проектуванні системи автоматизованого вилучення Instagram-даних є проблема доступності релевантної інформації про ринкове середовище малого ритейлу. Оскільки Instagram виступає одним із головних цифрових каналів комунікації продавців вінтажної біжутерії з аудиторією, первинним рішенням для отримання даних було використання офіційного інтерфейсу програмного доступу – Instagram Graph API.

Вибір Instagram Graph API на початковому етапі є логічним з технічної точки зору, оскільки він являє собою офіційний механізм доступу до даних платформи Meta, забезпечує структурований формат інформації та дозволяє отримувати розширені engagement-метрики, характеристики публікацій і показники взаємодії аудиторії. Крім того, використання офіційного API зменшує ризики нестабільності доступу до даних і забезпечує стандартизований спосіб інтеграції із цифровою платформою [5].

Разом із тим у процесі аналізу можливостей Instagram Graph API було виявлено суттєве обмеження, яке унеможливорює його повноцінне використання для задач аналізу конкурентного середовища малого бізнесу. Instagram Graph API надає розширений доступ переважно лише до власних або авторизованих business/creator-акаунтів, адміністратор яких підтвердив відповідні права доступу. Це означає, що детальні показники активності,

статистика взаємодії, охоплення, а також частина контентних характеристик доступні лише власнику конкретного профілю. У випадку аналізу ринку вінтажної біжутерії така модель доступу створює суттєве обмеження, оскільки дослідження потребує збору даних із широкого кола зовнішніх тематичних акаунтів, конкурентних магазинів та відкритих профілів, доступ до яких через офіційний API є неможливим.

У зв'язку з цим виникла необхідність пошуку альтернативного підходу до збору відкритої інформації. Як альтернативне рішення було розглянуто використання SerpAPI – програмного інтерфейсу доступу до результатів пошукових систем. На відміну від Instagram Graph API, SerpAPI не потребує авторизації власника Instagram-акаунта та дозволяє отримувати відкрито індексований контент Instagram через результати вебпошуку. Порівняння можливостей та обмежень Instagram Graph API і SerpAPI у задачі вилучення Instagram-даних наведено на рисунку 1.1.

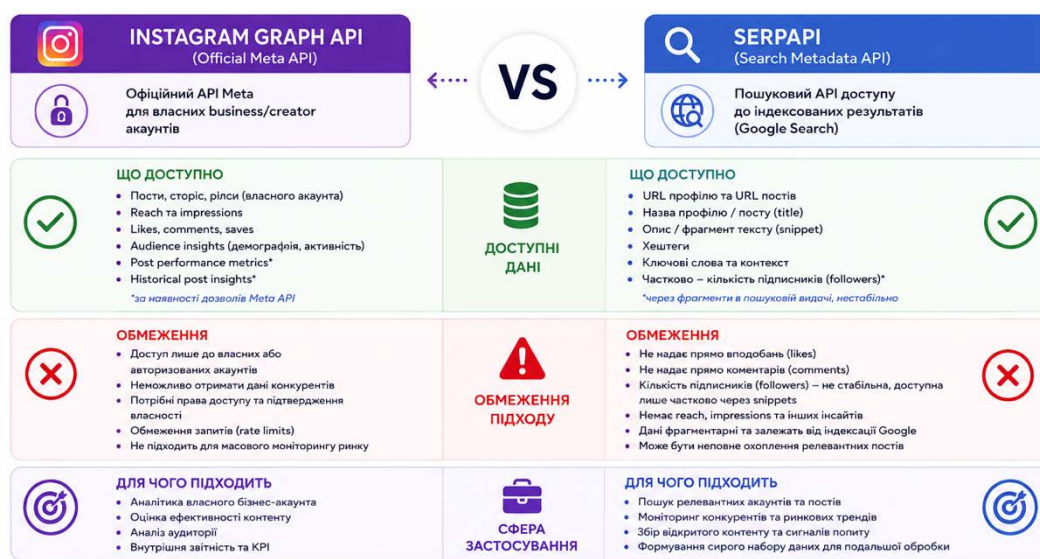


Рисунок 1.1 – Порівняння підходів до вилучення Instagram-даних.

Instagram Graph API та SerpAPI

Разом із тим використання SerpAPI також не вирішує проблему повноцінного отримання даних із Instagram, оскільки API переважно

використовується для пошуку та первинного відбору релевантних акаунтів і URL [6]. Основна частина контенту – текстові описи публікацій, показники взаємодії (вподобання та коментарі), часові характеристики постів, а також зображення – вилучається шляхом профільного збору Instagram-контенту та metadata-driven аналізу HTML-структури сторінок публікацій.

Однак частина аналітично важливих показників не надається Instagram у повністю структурованому вигляді, що потребує додаткової обробки, очищення та збагачення даних. Зокрема, виконувалося автоматизоване вилучення характеристик постів (тип публікації, дата, engagement-метрики, хештеги, категорії товарів, стильові ознаки контенту), а також формування набору зображень для подальшого комп'ютерного аналізу.

У зв'язку з цим виникає необхідність розроблення додаткових механізмів вилучення, інтеграції та трансформації даних, орієнтованих на підвищення інформативності контенту для задач прогнозування попиту. Такий підхід передбачає використання гібридної системи API-орієнтованого, профільного та metadata-driven вилучення Instagram-даних із подальшою структуризацією, формуванням аналітичних метрик і підготовкою мультимодального набору даних для прогнозування.

1.3 Огляд існуючих програмних рішень

В умовах цифровізації бізнесу та активного використання соціальних мереж зростає роль програмних інструментів, орієнтованих на аналіз споживчої поведінки й прогнозування попиту. Розвиток технологій штучного інтелекту, обробки великих даних і соціальної аналітики сприяв появі рішень, які використовуються для дослідження ринку, виявлення трендів та підтримки управлінських рішень. Існуючі програмні продукти доцільно згрупувати за трьома напрямками: міжнародні AI-платформи аналізу трендів, системи соціального моніторингу та CRM/ERP-рішення.

До першої групи належать міжнародні AI-платформи, орієнтовані на аналіз візуального контенту й прогнозування споживчих трендів, зокрема Neuritech, Trendalytics та WGSN. Такі системи використовують методи комп'ютерного зору та машинного навчання для обробки неструктурованих даних із соціальних мереж, ідентифікації візуальних характеристик товарів та виявлення змін споживчих уподобань у часі [7]. Зокрема, Neuritech аналізує великі масиви зображень для виявлення модних тенденцій [8], Trendalytics поєднує дані пошукових запитів, соціальних медіа та e-commerce [9], а WGSN спеціалізується на стратегічному прогнозуванні трендів і підготовці ринкової аналітики [10]. Узагальнену схему роботи міжнародних AI-платформ наведено на рисунку 1.2.

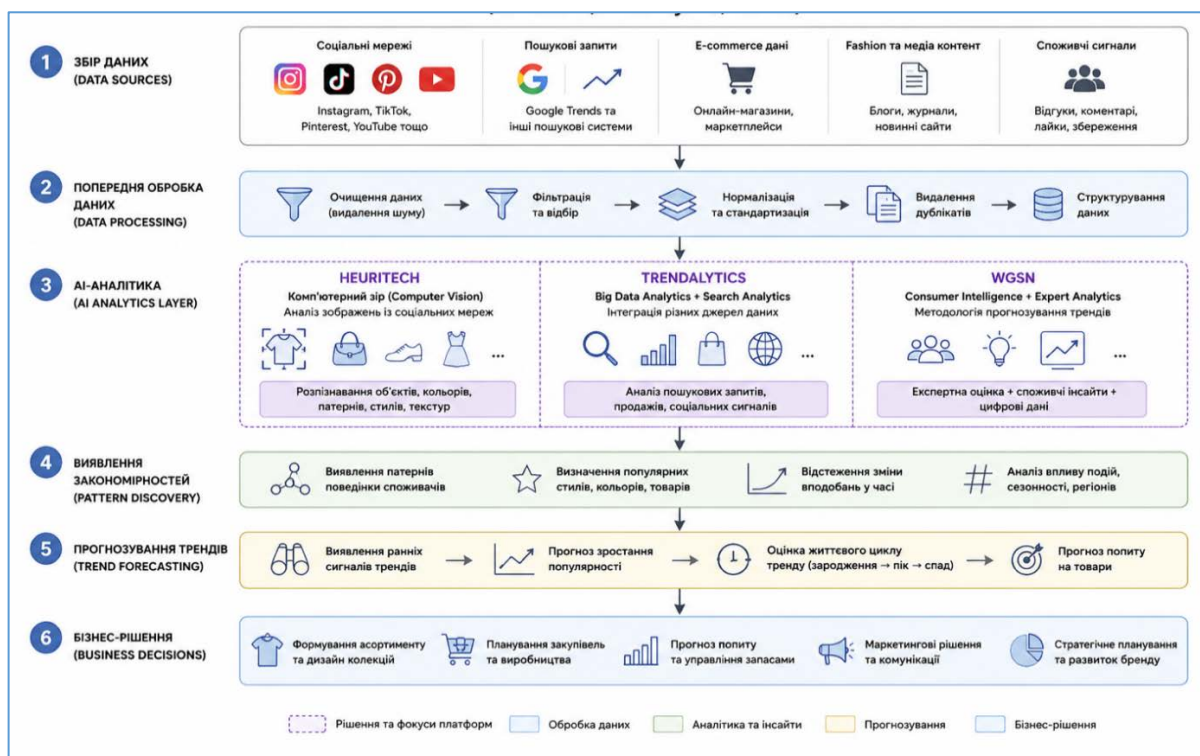


Рисунок 1.2 – Узагальнена схема роботи міжнародних AI-платформ аналізу трендів (Neuritech, Trendalytics, WGSN)

Перевагою таких рішень є здатність працювати з великими масивами неструктурованих даних та виявляти ранні сигнали зміни попиту. Водночас

їх використання для малого бізнесу обмежується високою вартістю, потребою у значних обчислювальних ресурсах і спеціалізацією переважно на fashion-сегменті. Таким чином, попри високі аналітичні можливості, їх практичне використання у сфері малого ритейлу є обмеженим.

Окрему групу сучасних аналітичних рішень становлять платформи соціального моніторингу (Social Listening & Analytics), функціональність яких спрямована на збір та аналіз даних із соціальних мереж у режимі реального часу. До найбільш поширених рішень належать Brandwatch, Talkwalker, Sprout Social та Hootsuite, які використовуються для моніторингу поведінки споживачів, оцінювання реакції аудиторії та аналізу контенту [11], [12], [13], [14].

Такі системи здійснюють аналіз згадок брендів, текстового контенту, популярних тем та емоційного забарвлення повідомлень (sentiment analysis), використовуючи дані з Instagram, Facebook, TikTok, X (Twitter), Reddit та YouTube. Узагальнену схему роботи платформ соціального моніторингу наведено на рисунку 1.3.



Рисунок 1.3 – Узагальнена схема роботи платформ соціального моніторингу (Brandwatch, Talkwalker, Sprout Social, Hootsuite)

Перевагою таких платформ є можливість оперативного виявлення змін споживчих настроїв і поведінкових сигналів у цифровому середовищі. Водночас їх функціональність залежить від обмежень офіційних API соціальних платформ, а основний акцент здебільшого робиться на текстовому аналізі та моніторингу, а не на прогнозуванні попиту. Крім того, можливості аналізу візуального контенту залишаються обмеженими.

Окрему групу становлять українські CRM- та ERP-рішення, орієнтовані на автоматизацію продажів, управління запасами та взаємодію з клієнтами. До найбільш поширених систем належать Poster POS, KeerInCRM та BAS ERP, функціональність яких передбачає облік продажів, управління замовленнями, складськими запасами та аналітику внутрішніх бізнес-процесів [15], [16], [17].

Перевагою таких рішень є використання точних внутрішніх даних підприємства, відносна доступність і адаптація до локальних умов ведення бізнесу. Водночас вони переважно базуються на ретроспективних даних і не враховують зовнішні цифрові сигнали соціальних мереж, що ускладнює виявлення ранніх змін споживчих уподобань та нових трендів.

Узагальнюючи результати аналізу, слід зазначити, що жодна із розглянутих груп програмних рішень не забезпечує комплексного підходу до прогнозування попиту в умовах малого ритейлу. Міжнародні AI-платформи мають високий аналітичний потенціал, однак є дорогими та складними у впровадженні; системи соціального моніторингу дозволяють відстежувати поведінкові сигнали, проте обмежені у прогнозній аналітиці; CRM- та ERP-рішення ефективно працюють із внутрішніми даними, але не враховують зовнішнє цифрове середовище. Це актуалізує необхідність інтеграції різнорідних джерел даних і розроблення комплексних підходів до прогнозування попиту для малого бізнесу. Особливої важливості набуває використання мультимодальних методів аналізу, що дозволяють поєднувати текстові, візуальні та поведінкові характеристики контенту для більш повного розуміння споживчих трендів.

1.4 Концептуальні особливості запропонованого підходу

Проведений аналіз існуючих програмних рішень засвідчив відсутність комплексного інструментарію, який би одночасно враховував зовнішні цифрові сигнали, поведінкові характеристики споживачів, контентні особливості соціальних мереж та специфіку функціонування малого бізнесу. Більшість наявних рішень орієнтована або на аналіз великих масивів даних і потребує значних ресурсів, або на використання лише внутрішньої інформації підприємства, що обмежує можливості раннього виявлення змін споживчих уподобань.

У межах даного дослідження пропонується підхід, орієнтований на використання соціальних мереж як джерела ранніх сигналів зміни попиту, що дозволяє компенсувати обмеженість внутрішніх даних малого бізнесу. При цьому дослідження свідомо зужується до використання саме платформи Instagram як основного джерела даних. Такий вибір обумовлений низкою факторів. По-перше, Instagram є однією з найбільш популярних платформ серед суб'єктів малого підприємництва у сфері ритейлу, особливо у fashion-, beauty- та lifestyle-сегментах, де соціальна мережа фактично виконує функцію цифрової вітрини товарів і каналу комунікації з клієнтами. По-друге, Instagram характеризується високою насиченістю мультимодального контенту, що поєднує візуальні матеріали, текстові описи, хештеги, коментарі та показники взаємодії, створюючи значний інформаційний потенціал для аналізу споживчих трендів.

Концептуально запропонований підхід базується на інтеграції структурованих і неструктурованих даних, отриманих із цифрового середовища Instagram. На відміну від традиційних CRM- та ERP-систем, що спираються переважно на історичні внутрішні дані підприємства, запропонований підхід передбачає використання зовнішніх інформаційних сигналів, які виникають ще до фактичного прояву попиту у продажах. Це

дозволяє ідентифікувати трендові зміни на ранніх етапах та підвищувати адаптивність малого бізнесу до ринкових коливань [18].

Технічний підхід передбачає автоматизоване API-орієнтоване, профільне та metadata-driven вилучення відкритих Instagram-даних із використанням SerpAPI для пошуку релевантних акаунтів і URL, а також подальший збір контенту зі сторінок профілів. Отримані дані проходять етапи очищення, релевантної фільтрації, структуризації та збагачення метаданими публікацій. Підхід також передбачає вилучення характеристик взаємодії аудиторії, часових параметрів, контентних ознак і візуальних характеристик публікацій із формуванням набору аналітичних метрик та мультимодального набору даних, придатних для подальшого аналітичного опрацювання і прогнозування попиту.

Важливою концептуальною особливістю підходу є використання мультимодального аналізу даних, який передбачає одночасну обробку текстових і візуальних характеристик контенту. Для аналізу текстових описів, коментарів і хештегів можуть використовуватися сучасні моделі оброблення природної мови (NLP), зокрема Sentence-BERT (SBERT), що дозволяє формувати семантичні векторні представлення текстових описів Instagram-публікацій, враховувати контекстні особливості мовних конструкцій та виявляти приховані семантичні взаємозв'язки між характеристиками контенту [19]. Для аналізу візуального контенту доцільним є застосування методів комп'ютерного зору (CV), зокрема мультимодальних моделей типу CLIP, які забезпечують можливість ідентифікації стильових характеристик, візуальних закономірностей та семантичних ознак контенту.

Результатом такого підходу є трансформація неструктурованих цифрових даних у впорядковані аналітичні структури, придатні для подальшого математичного моделювання, кластеризації та прогнозування. Це створює передумови для побудови інтелектуальної системи підтримки прийняття рішень, здатної не лише виявляти тренди, але й формувати

аналітичне підґрунтя для управління асортиментом, адаптації товарної політики та підвищення стійкості малого бізнесу в умовах високої ринкової невизначеності.

1.5 Постановка задачі

Постановка задачі дослідження полягає у вирішенні проблеми недостатності аналітичного інструментарію для прогнозування споживчого попиту в умовах малого ритейлу, де управлінські рішення щодо формування асортименту часто приймаються інтуїтивно через обмеженість внутрішніх даних та високу динамічність ринкового середовища. Особливої актуальності набуває необхідність використання зовнішніх цифрових сигналів, зокрема даних соціальної мережі Instagram, які можуть відображати зміни споживчих уподобань ще до їх прояву у фактичних показниках продажів.

Метою дослідження є розроблення підходу до інтелектуального прогнозування споживчого попиту в малому ритейлі на основі мультимодального аналізу даних Instagram із забезпеченням інтерпретованості результатів для підтримки прийняття управлінських рішень щодо формування асортименту.

Для досягнення поставленої мети передбачається:

- реалізувати автоматизований збір відкритих Instagram-даних із використанням API-орієнтованого, профільного та metadata-driven підходів;
- здійснити формування структурованого набору Instagram-даних, що включає текстові описи публікацій, хештеги, metadata-характеристики контенту, показники взаємодії аудиторії (вподобання, коментарі), часові параметри постів, а також візуальний контент для подальшого мультимодального аналізу;
- застосувати методи NLP для обробки текстових даних і CV для виділення візуальних ознак;

– виконати перетворення неструктурованих даних у структуровані ознаки, придатні для кластеризації, виявлення трендів та прогнозування попиту;

– реалізувати механізм пояснюваного штучного інтелекту для оцінювання впливу ознак на прогноз і формування практичних рекомендацій щодо адаптації асортиментної політики малого бізнесу.

Отже, постановка задачі дослідження визначає необхідність розроблення підходу до інтелектуального прогнозування споживчого попиту, який поєднуватиме використання мультимодальних даних Instagram, сучасних методів обробки текстової та візуальної інформації, а також механізмів інтерпретації результатів. Реалізація такого підходу створить підґрунтя для підвищення обґрунтованості асортиментних рішень малого ритейлу та своєчасного виявлення змін у споживчих уподобаннях.

Реалізація такого підходу створить підґрунтя для підвищення обґрунтованості асортиментних рішень малого ритейлу, своєчасного виявлення змін у споживчих уподобаннях і підвищення ефективності управління товарною пропозицією. Крім того, використання механізмів пояснюваного штучного інтелекту сприятиме підвищенню прозорості прогнозних результатів та забезпечить можливість практичного використання отриманих аналітичних висновків у діяльності підприємств малого бізнесу.

2 АРХІТЕКТУРА СИСТЕМИ

У цьому розділі представлено архітектуру інтелектуальної системи прогнозування споживчого попиту за даними Instagram для малого ритейлу. Розглянуто логіку взаємодії основних модулів системи, що забезпечують автоматизований збір, обробку, структурування та мультимодальний аналіз Instagram-даних. Запропонована архітектура базується на принципах модульності та поетапної обробки даних, що забезпечує можливість масштабування системи та адаптації до різних категорій товарів малого ритейлу.

2.1 Трирівнева клієнт-серверна архітектура системи

Розроблена система мультимодального аналізу Instagram-контенту для прогнозування попиту малого ритейлу у сфері вінтажної біжутерії реалізована на основі трирівневої клієнт-серверної архітектури, яка забезпечує розмежування функцій інтерфейсної взаємодії, серверної логіки та аналітичної обробки даних. Такий підхід сприяє підвищенню модульності, гнучкості та спрощує подальше масштабування системи.

Архітектура системи включає три взаємопов'язані рівні: клієнтський рівень, серверний рівень і рівень аналітичної обробки даних.

Клієнтський рівень забезпечує взаємодію користувача із системою через веб-інтерфейс, реалізований із використанням фреймворку Streamlit. Його функціональність охоплює запуск процесів обробки даних, моніторинг стану виконання аналітичних етапів, перегляд результатів аналізу, візуалізацію динаміки попиту, а також доступ до пояснюваних результатів моделі. Клієнтський рівень виконує функцію «тонкого клієнта», оскільки не містить власної аналітичної логіки та передає запити до серверної частини.

Серверний рівень виконує роль проміжної ланки між користувацьким інтерфейсом і аналітичними компонентами системи. Серверна частина реалізована на основі FastAPI та REST API-підходу. Основними функціями серверного рівня є управління послідовністю виконання етапів обробки, запуск аналітичних модулів, координація процесів оновлення даних, а також передача результатів у клієнтський інтерфейс через механізм API-запитів. Серверний рівень забезпечує централізоване керування pipeline обробкою даних і підтримує запуск як окремих етапів, так і повного циклу аналітичної обробки.

Структурна схема компонентів клієнт-серверної архітектури системи продемонстрована на рисунку 2.1.

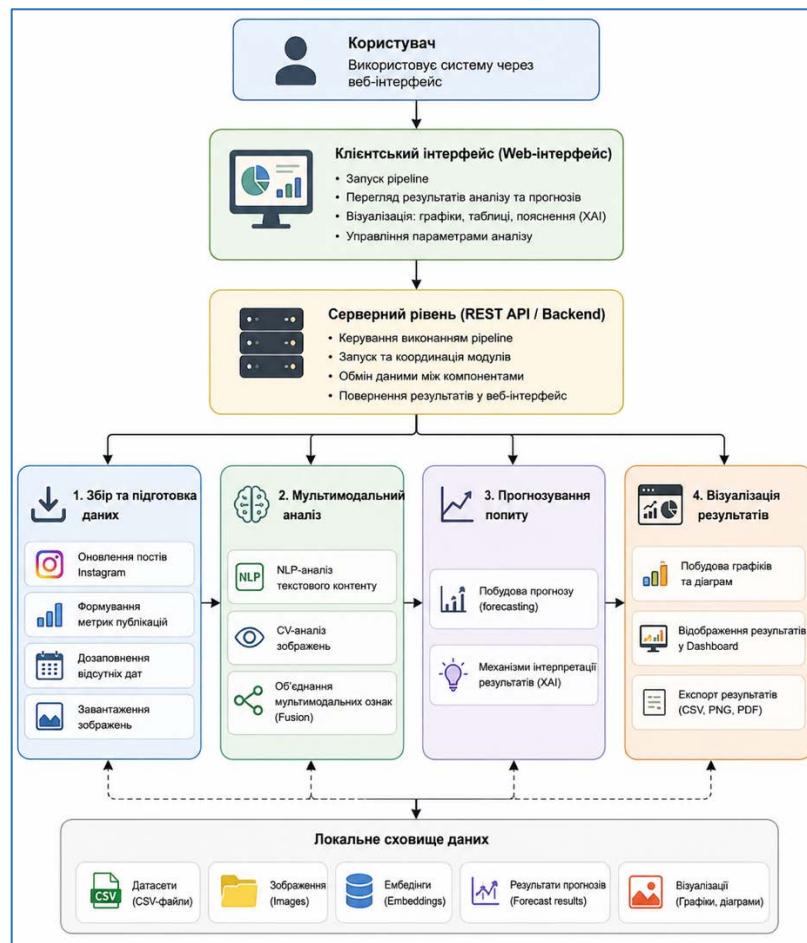


Рисунок 2.1 – UML-діаграма компонентів клієнт-серверної архітектури системи мультимодального прогнозування попиту

Рівень аналітичної обробки даних реалізує основну функціональність системи та включає процеси збору, очищення, трансформації та мультимодального аналізу Instagram-контенту. На цьому рівні здійснюється вилучення текстових, візуальних і метаданих публікацій, формування поведінкових та семантичних характеристик, інтеграція різних типів ознак у єдиний аналітичний простір, а також моделювання та прогнозування попиту.

Для аналізу текстового контенту застосовуються інструменти обробки природної мови (NLP), зокрема мовні embedding-моделі, що дозволяють формувати семантичні представлення тексту та визначати тематичні характеристики публікацій. Аналіз візуального контенту здійснюється із використанням підходів комп'ютерного зору (CV), які забезпечують ідентифікацію візуальних і стилістичних характеристик виробів. Отримані мультимодальні ознаки об'єднуються та використовуються для прогнозування рівня попиту на основі ансамблевих методів машинного навчання.

Окремим компонентом системи є механізм Explainable AI (XAI), який дозволяє оцінити вплив окремих ознак на формування прогнозу попиту. Це підвищує прозорість роботи системи та забезпечує можливість формування більш обґрунтованих управлінських рішень щодо асортименту, трендів і потенційного попиту на продукцію.

Зберігання даних реалізовано у форматі локального файлового сховища, яке містить проміжні результати обробки, фінальні мультимодальні датасети, результати прогнозування та візуальні матеріали. Такий підхід забезпечує відтворюваність аналітичного процесу, підтримує інкрементальне оновлення даних і дозволяє уникнути повторної обробки вже проаналізованих записів. Це підвищує ефективність функціонування системи та забезпечує більш швидке отримання актуальних аналітичних результатів.

2.2 Гібридний модуль збору Instagram-даних

Реалізація ефективного процесу збору даних потребує інтеграції декількох підходів до вилучення інформації, оскільки окремі джерела та інструменти не забезпечують повноти доступу до Instagram-контенту. Запропонований гібридний модуль збору Instagram-даних поєднує профільний, API-орієнтований та metadata-driven підходи, що забезпечує комплексне вилучення текстового, метаданого та візуального контенту.

2.2.1 Модуль пошуку та відбору релевантних акаунтів

Першим етапом роботи системи є автоматизований пошук акаунтів Instagram, контент яких відповідає предметній галузі дослідження, наприклад, вінтажна біжутерія та прикраси. Для цього реалізовано модуль пошуку акаунтів, який використовує API-орієнтований підхід на основі SerpAPI для виконання пошукових запитів у Google та отримання результатів, що містять посилання на Instagram-профілі.

Пошук релевантних Instagram-акаунтів здійснюється на основі тематичних ключових запитів українською та англійською мовами, перелік яких наведено в лістингу 2.1.

Лістинг 2.1 – Програмний код формування ключових пошукових запитів для автоматизованого пошуку релевантних акаунтів

```
KEYWORDS = [  
    "вінтажна біжутерія instagram",  
    "вінтажна біжутерія instagram україна",  
    "вінтажні прикраси instagram",  
    "вінтажна брошка instagram",  
    "vintage jewelry instagram ukraine",  
    "vintage brooch instagram",  
    "retro jewelry shop instagram",  
    "antique jewelry instagram",  
]
```

Такий підхід дозволяє розширити охоплення пошуку та врахувати як україномовні, так і англomовні профілі, релевантні тематиці малого ритейлу у сфері вінтажних прикрас.

Отримані результати пошуку проходять етап попередньої фільтрації. За допомогою регулярного виразу з посилань вилучаються лише URL, що відповідають структурі Instagram-профілю. При цьому службові та нерелевантні шляхи Instagram, такі як p, reel, stories, explore, accounts, tv та direct, виключаються з подальшого аналізу, оскільки вони не є сторінками профілів. Для кожного знайденого профілю формується очищене посилання, ім'я користувача, назва результату пошуку, короткий опис, тип бізнесу та статус кандидата.

Для первинного оцінювання використовується показник релевантності акаунта (*relevance_score*), який визначається як нормалізована кількість тематичних маркерів, виявлених у назві результату пошуку, описі та імені користувача:

$$R_i = \min\left(\frac{\sum_{k=1}^n x_k}{N}, 1\right), \quad (2.1)$$

де R_i – показник релевантності i -го Instagram-акаунта;

x_k – бінарний індикатор наявності k -го тематичного ключового слова, $x_k \in \{0,1\}$;

n – кількість виявлених тематичних маркерів;

N – нормалізаційний коефіцієнт (у реалізації системи $N = 5$).

Значення показника R_i належить інтервалу $[0;1]$, де вищі значення відповідають більшій тематичній релевантності Instagram-акаунта до предметної галузі дослідження. Чим більше тематичних маркерів виявлено у текстовому описі результату, тим вищою є оцінка релевантності профілю.

Після завершення пошуку система видаляє дублікати за посиланням на Instagram-профіль, сортує результати за спаданням показника

релевантності та присвоює кожному акаунту унікальний ідентифікатор магазину у форматі Store_1, Store_2 тощо. Результатом роботи модуля є структурований файл у форматі CSV, який містить первинний перелік кандидатних Instagram-акаунтів для подальшої фільтрації, відбору та профільного збору контенту.

Другим етапом роботи модуля є фільтрація попередньо сформованого переліку кандидатних Instagram-акаунтів і визначення профілів, доцільних для подальшого збору контенту. На цьому етапі використовується комбінований механізм оцінювання, який враховує не лише тематичну відповідність акаунта, а й результати попереднього етапу пошуку.

Формування інтегрального показника якості профілю (quality_score, Q_i) здійснюється на основі сукупності позитивних, комерційних та негативних маркерів, а також первинного показника релевантності (relevance_score, R_i), розрахованого на попередньому етапі автоматизованого пошуку акаунтів:

$$Q_i = \sum_{p=1}^m a_p + 1.5 \sum_{s=1}^u b_s - 3 \sum_{n=1}^v c_n + F_i + P_i + 3R_i, \quad (2.2)$$

де Q_i – інтегральний показник якості i -го Instagram-акаунта;

a_p – позитивні тематичні маркери (вінтажні прикраси, jewelry, brooch, antique тощо), кожен із вагою +1;

b_s – комерційні маркери (shop, available, delivery, direct тощо), кожен із вагою +1.5;

c_n – негативні маркери (private, museum, fanpage, community тощо), кожен із вагою -3;

F_i – поправка на кількість підписників;

P_i – поправка на кількість публікацій;

R_i – показник тематичної релевантності акаунта (relevance_score), який враховується у фінальній оцінці з ваговим коефіцієнтом 3.

Значення `relevance_score` використовується як базовий фактор тематичної відповідності та враховується у фінальному показнику з підвищеною вагою. Додатково аналізуються текстові характеристики профілю, пов'язані з тематикою вінтажних прикрас, наявністю ознак продажу, доставки або доступності товарів. Окремо враховуються обмежувальні маркери, що дозволяють виключити приватні, персональні, музейні, фанатські та інші нерелевантні профілі. Крім того, здійснюється орієнтовна оцінка кількості підписників і публікацій, що дає змогу краще адаптувати відбір до сегмента малого ритейлу.

У результаті роботи модуля формується структурований датасет у форматі CSV, який містить фінальний перелік відібраних Instagram-акаунтів, їх службові характеристики, показники релевантності та якості відбору. Отриманий набір даних використовується для подальшого автоматизованого профільного збору контенту, формування мультимодального набору даних і подальшого аналітичного опрацювання в межах системи прогнозування попиту.

2.2.2 Модуль збору та оновлення публікацій

Після формування множини релевантних джерел реалізується процедура автоматизованого збору Instagram-контенту, основною метою якої є формування структурованого масиву публікацій для подальшого аналізу поведінкових та ринкових сигналів попиту. На відміну від офіційних програмних інтерфейсів доступу до даних соціальних мереж, які мають суттєві обмеження щодо деталізації публікацій та доступності показників взаємодії, запропонований механізм базується на підході *browser automation*, що дозволяє відтворювати поведінку реального користувача під час роботи із платформою та вилучати фактичний вміст вебсторінок [20].

Технічна реалізація механізму збору передбачає послідовне опрацювання попередньо відібраних Instagram-профілів із використанням

браузерної автоматизації. Процес виконується в межах авторизованої браузерної сесії, що дозволяє забезпечити стабільність доступу до відкритого контенту та підтримку коректної роботи процесу збору даних. Використання локального браузерного профілю також забезпечує підтримку автентифікації, збереження cookies та відтворення поведінкових характеристик звичайного користувача.

Загальна архітектура процесу збору публікацій представлена на рисунку 2.2.

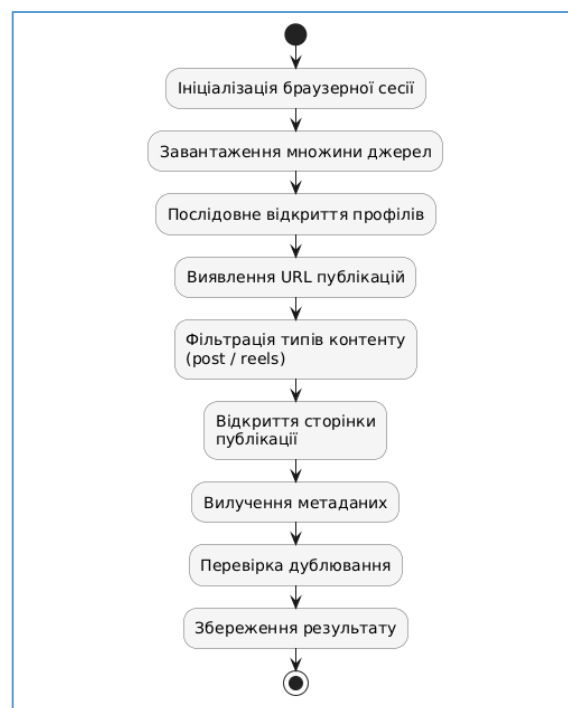


Рисунок 2.2 – Архітектура автоматизованого збору Instagram-контенту

На початковому етапі для кожного джерела виконується відкриття сторінки профілю та завантаження доступного контенту. Враховуючи особливості архітектури Instagram, де більшість публікацій завантажуються динамічно, використовується механізм послідовного прокручування сторінки (scrolling), який дозволяє ініціювати додаткове підвантаження елементів DOM-структури. Такий підхід забезпечує отримання списку

актуальних публікацій без необхідності прямої взаємодії з внутрішніми API платформи.

Для вилучення посилань на окремі публікації реалізовано процедуру нормалізації URL, що дозволяє уніфікувати структуру посилань незалежно від параметрів запиту або особливостей внутрішньої маршрутизації Instagram. У процесі аналізу сторінки ідентифікуються два основних формати контенту:

- стандартні публікації (post);
- короткі відеопублікації (reels).

Після ідентифікації URL виконується відкриття сторінки кожної окремої публікації та вилучення її метаданих. Оскільки структура HTML Instagram є нестабільною та часто змінюється, застосовується комбінований підхід вилучення даних, який передбачає одночасне використання метаданих сторінки (Open Graph properties), HTML-контенту та текстового вмісту DOM-елементів.

Для кожної публікації здійснюється вилучення наступного набору характеристик:

- текстовий опис публікації (caption);
- часові характеристики розміщення;
- кількість вподобань;
- кількість коментарів;
- хештеги;
- тип контенту;
- унікальний URL-ідентифікатор.

Важливим етапом є обробка числових показників взаємодії. Оскільки Instagram використовує компактне представлення чисел.

Наприклад, 1.2K, 2.4M, виконується процедура нормалізації значень шляхом приведення їх до абсолютного числового формату.

З метою уникнення дублювання інформації реалізовано механізм перевірки унікальності публікацій на основі їх URL-ідентифікаторів. Перед

збереженням нового запису виконується перевірка наявності аналогічної публікації у вже сформованому масиві даних. Якщо запис уже існує, повторне опрацювання не виконується. Формально задача перевірки дублювання описується умовою:

$$U(p_i) = \begin{cases} 1, & URL_i \notin D \\ 0, & URL_i \in D \end{cases} \quad (2.3)$$

де $U(p_i)$ – індикатор унікальності i -ї публікації;

URL_i – URL поточної публікації;

D – множина URL раніше збережених публікацій.

У випадку, якщо умова не виконується, система припиняє подальший обхід контенту поточного профілю, що реалізує механізм інкрементального оновлення даних. Такий підхід дозволяє не здійснювати повний повторний збір усіх історичних публікацій при кожному запуску системи, а обробляти виключно нові записи.

Використання механізму часткового оновлення забезпечує суттєве скорочення часу збору інформації та підвищення масштабованості системи. Якщо при повному повторному обході часові витрати прямо залежать від загального обсягу накопиченого контенту, то інкрементальний підхід обмежує обчислювальні витрати лише новими публікаціями, що особливо важливо в умовах регулярного оновлення Instagram-контенту. Такий механізм дозволяє зменшити навантаження на систему, пришвидшити отримання актуальних результатів аналізу та забезпечити більш ефективне використання обчислювальних ресурсів. Крім того, це підвищує адаптивність системи до подальшого масштабування та збільшення кількості оброблюваних акаунтів і публікацій.

Логіка інкрементального оновлення може бути представлена у вигляді алгоритму (рисунк 2.3).

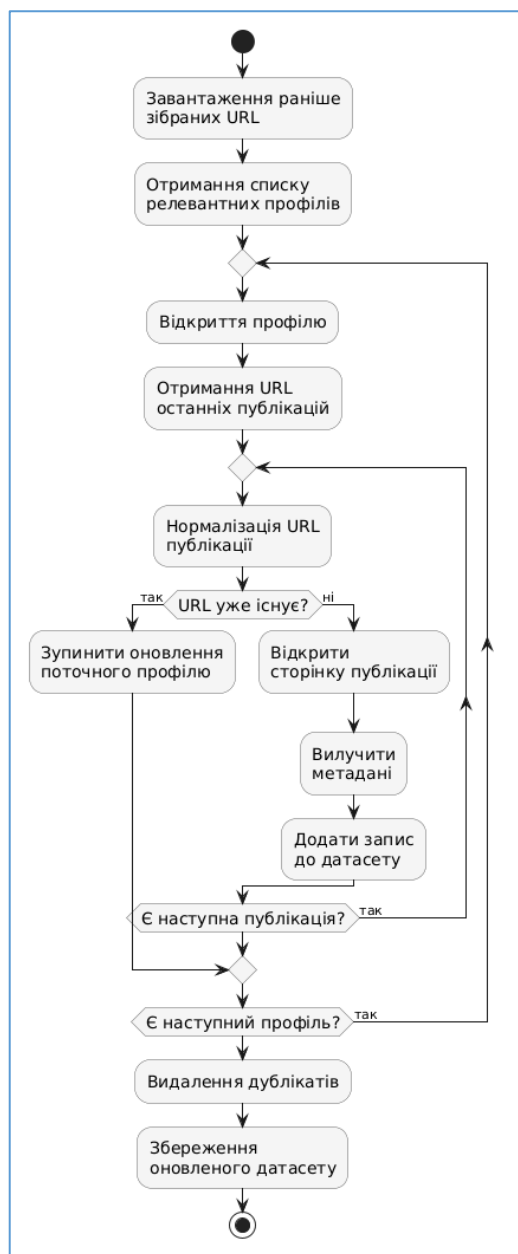


Рисунок 2.3 – Алгоритм інкрементального оновлення публікацій

Таким чином, реалізований механізм автоматизованого збору забезпечує формування актуального, структурованого та придатного до подальшого аналітичного опрацювання масиву Instagram-публікацій. Поєднання браузерної автоматизації, процедур нормалізації контенту, перевірки унікальності та інкрементального оновлення створює основу для подальшого вилучення ознак, аналізу споживчих трендів та побудови моделей прогнозування попиту.

2.2.3 Модуль вилучення метрик та формування ознак

Після завершення етапу збору Instagram-публікацій наступним кроком є перетворення слабкоструктурованого контенту на систему кількісних і категоріальних ознак, придатних для подальшого аналізу та прогнозування попиту. Оскільки вихідні дані соціальних мереж містять текстові описи, хештеги, метрики взаємодії, часові характеристики та посилання на публікації, необхідним є етап попереднього опрацювання, нормалізації та формування похідних показників.

На першому етапі здійснюється об'єднання доступних текстових компонентів публікації в єдине поле для подальшого аналізу. До таких компонентів належать заголовки, текстовий опис публікації та хештеги. Це дозволяє сформувати узагальнене текстове представлення кожного запису, яке використовується для подальшого вилучення товарних, стильових, поведінкових і текстових ознак попиту.

Для зменшення шуму та приведення текстових даних до єдиного формату виконується нормалізація тексту. Вона передбачає переведення символів у нижній регістр, видалення URL-посилань, очищення від зайвих розділових знаків, нормалізацію пробілів та збереження значущих елементів, зокрема хештегів. Такий підхід забезпечує уніфікованість текстового масиву та підвищує коректність подальшого пошуку ключових слів.

Наступним етапом є вилучення базових показників взаємодії аудиторії з публікацією. До таких показників належать кількість вподобань та кількість коментарів. Оскільки ці метрики характеризують рівень реакції користувачів на опублікований контент, вони можуть розглядатися як поведінкові індикатори інтересу до певного товару, стилю або категорії прикрас.

Для узагальнення показників взаємодії використовується інтегральний показник залучення аудиторії:

$$ES_i = L_i + 2 * C_i, \quad (2.4)$$

де ES_i – показник залучення (engagement score) для i -ї публікації;

L_i – кількість вподобань (likes) i -ї публікації;

C_i – кількість коментарів (comments) i -ї публікації.

Ваговий коефіцієнт для коментарів є вищим, оскільки коментар вимагає від користувача більшої активності порівняно з вподобанням і може свідчити про вищий рівень зацікавленості, наміру придбання або уточнення інформації про товар.

Тип контенту визначається на основі структури посилання на публікацію. Якщо посилання містить ознаку стандартної публікації, запис класифікується як post; якщо містить ознаку короткого відеоформату, він визначається як reel. Поділ за типом контенту є важливим, оскільки стандартні пости та reels можуть мати різну динаміку охоплення, залучення аудиторії та впливу на поведінку потенційних покупців.

Також у функціях передбачено категоризацію публікацій, що виконується на основі словникового підходу. Після нормалізації тексту система перевіряє наявність тематичних ключових слів і визначає товарну категорію за максимальною кількістю знайдених відповідностей. Якщо жодна категорія не отримує позитивного значення, запис відноситься до узагальненої групи інших ювелірних виробів. Такий підхід забезпечує rule-based класифікацію контенту без використання складних моделей машинного навчання.

Окремо формуються стильові характеристики публікацій. Для цього використовуються словники, що містять маркери вінтажності, антикварності, матеріалів, брендів і декоративних мотивів. На відміну від товарної категорії, стильові ознаки не є взаємовиключними, тому одна публікація може одночасно містити кілька характеристик.

Для врахування комерційної спрямованості контенту розраховується частота ключових слів попиту, пов'язаних із продажем, новими

надходженнями, доступністю товару або закликами до купівлі. Додатково формується семантичний сигнал попиту, який відображає наявність змістових маркерів, пов'язаних із новизною, унікальністю, продажем або доступністю товару. Окремо враховується сигнал дефіцитності, що є важливим для ринку вінтажної біжутерії, де згадки про рідкісність, обмеженість або останній доступний екземпляр можуть виступати індикаторами підвищеного попиту.

Для врахування часової концентрації інтересу до товарних категорій розраховується трендова частота, що визначається як кількість публікацій певної категорії у відповідному часовому періоді. Перед інтеграцією показників виконується їх нормалізація методом min-max:

$$X_i^{norm} = \frac{X_i - X_{min}}{X_{max} - X_{min}}, \quad (2.5)$$

де X_i^{norm} – нормалізоване значення показника;

X_i – початкове значення;

X_{max} та X_{min} – мінімальне і максимальне значення ознаки.

На основі нормалізованих показників формується інтегральний показник потенційного попиту:

$$DS_i = 0,35E_i^{norm} + 0,20K_i^{norm} + 0,20S_i^{norm} + 0,15D_i^{norm} + 0,10T_i^{norm}, \quad (2.6)$$

де E_i^{norm} – нормалізований показник залучення;

K_i^{norm} – нормалізована частота ключових слів попиту;

S_i^{norm} – нормалізований семантичний сигнал;

D_i^{norm} – нормалізований сигнал дефіцитності;

T_i^{norm} – нормалізована трендова частота.

Значення вагових коефіцієнтів визначено евристично на основі припущення, що поведінкова реакція аудиторії є більш інформативним індикатором потенційного попиту порівняно з текстовими або часовими характеристиками.

Для забезпечення коректності часових характеристик реалізовано механізм відновлення раніше знайдених дат публікацій. Якщо дата не вилучається під час повторного формування метрик, система використовує попередньо збережені значення, зіставляючи записи за URL-ідентифікатором. Крім того, для частини reels-контенту, де дата не визначається стандартними методами, застосовується додатковий механізм дозаповнення, який повторно відкриває сторінку публікації та виконує пошук часових атрибутів у HTML-структурі (time, datetime, taken_at_timestamp, uploadDate, datePublished тощо). Після знаходження дати автоматично оновлюються похідні часові ознаки.

Таким чином, модуль формування аналітичних ознак забезпечує перехід від слабкоструктурованого Instagram-контенту до узгодженого набору поведінкових, часових, товарних та семантичних характеристик, необхідних для подальшого мультимодального аналізу та прогнозування попиту.

2.2.4 Модуль вилучення та оновлення зображень

Після формування аналітичного набору ознак реалізується модуль вилучення зображень Instagram-публікацій, який забезпечує формування візуального набору даних для подальшого комп'ютерного аналізу контенту. Вхідними даними модуля є інформація про публікації, що містить URL записів, ідентифікатор користувача, часові характеристики, товарну категорію та показники взаємодії.

Модуль реалізує механізм інкрементального оновлення, за якого повторно не обробляються вже завантажені записи. Перед початком роботи

виконується перевірка наявності раніше збережених зображень і метаданих, а також формується множина вже оброблених URL публікацій. Це дозволяє уникнути дублювання даних та зменшити час повторної обробки.

Для кожної публікації формується унікальний ідентифікатор зображення на основі shortcode, який вилучається з URL публікації. Надалі shortcode використовується для створення унікального імені файлу та прив'язки зображення до відповідного запису.

Вилучення зображення здійснюється шляхом відкриття сторінки публікації та аналізу HTML-метаданих. Для отримання прямого посилання на зображення використовується Open Graph-атрибут `og:image`, який містить URL основного візуального контенту. Після цього виконується локальне збереження зображення та формування супровідних метаданих.

Додатково передбачено механізм фіксації проблемних URL, для яких не вдалося отримати пряме посилання на зображення або завершити завантаження. Такі записи зберігаються окремо та виключаються з повторної обробки під час наступних запусків модуля.

У результаті роботи формується локальний набір зображень та супровідних метаданих, що використовується на наступному етапі мультимодального аналізу для комп'ютерного розпізнавання візуальних характеристик Instagram-контенту.

2.3 Мультимодальний аналіз візуального та текстового контенту

Після формування структурованого набору текстових, часових та поведінкових ознак наступним етапом є мультимодальний аналіз Instagram-контенту, який передбачає одночасне опрацювання текстової та візуальної інформації публікацій. Такий підхід дозволяє комплексно враховувати різні аспекти цифрового контенту, оскільки текстові описи та зображення часто містять взаємодоповнювальну інформацію про товар, його стиль, характеристики та потенційну привабливість для аудиторії.

2.3.1 Текстовий аналіз контенту на основі SBERT

Після формування структурованого набору текстових і поведінкових характеристик реалізується модуль текстового аналізу Instagram-контенту, спрямований на видалення семантичних ознак публікацій та формування текстових представлень, придатних для подальшого мультимодального аналізу. Основною метою цього етапу є перетворення неструктурованого текстового опису публікацій у числові векторні представлення (embeddings) для подальшого аналізу семантичної близькості та тематичних закономірностей контенту.

На першому етапі формується єдине текстове представлення публікації шляхом об'єднання заголовка, хештегів і попередньо очищеного тексту. Після цього виконується додаткова нормалізація, що передбачає приведення тексту до нижнього регістру, видалення URL-посилань, згадок користувачів, службових текстових конструкцій і зайвих символів. Для зменшення шуму довжина текстового представлення обмежується фіксованою кількістю символів.

Додатково реалізовано rule-based аналіз текстових характеристик, що передбачає пошук тематичних маркерів у тексті. Формуються словникові ознаки, які характеризують стильові характеристики виробу (вінтажність, антикварність, розкішність, мінімалізм, дизайнерські бренди), товарні категорії, а також мовні сигнали попиту, терміновості, рідкості та продажу. Для кожної публікації підраховується кількість знайдених відповідностей, що дозволяє сформувати додаткові текстові індикатори потенційного попиту.

Для формування семантичного представлення тексту використовується Sentence-BERT paraphrase-multilingual-MiniLM-L12-v2. Це багатомовна трансформерна модель, яка забезпечує побудову embeddings для текстів українською та англійською мовами. Модель перетворює текст кожної публікації у векторне представлення, що

відображає його змістову близькість із іншими текстами. Це дозволяє перейти від простого пошуку ключових слів до аналізу семантичної структури контенту. Практична реалізація формування текстових embeddings показана у лістингу 2.2.

Лістинг 2.2 – Формування текстових embeddings за допомогою SBERT

```
model = SentenceTransformer(
    "paraphrase-multilingual-MiniLM-L12-v2"
)

embeddings = model.encode(
    texts,
    show_progress_bar=True,
    batch_size=64,
    normalize_embeddings=True,
)
```

У результаті кожна публікація перетворюється у векторне представлення фіксованої розмірності, що відображає семантичну структуру тексту та дозволяє оцінювати змістову подібність між публікаціями незалежно від мови написання.

На основі отриманих embeddings виконується кластеризація текстового контенту. Для цього використовується алгоритм K-Means, а оптимальна кількість кластерів визначається автоматично шляхом максимізації коефіцієнта silhouette у заданому діапазоні значень. Це дозволяє групувати публікації за змістовою схожістю та виявляти домінуючі тематичні напрями Instagram-контенту.

Для додаткової інтерпретації текстового змісту формується показник semantic_topic, який поєднує товарні та стильові характеристики публікацій. Наприклад, комбінації типу brooch_vintage, necklace_antique або earrings_luxury дозволяють формувати узагальнені тематичні категорії

контенту. У випадку відсутності чітко виражених характеристик запис відноситься до узагальненої групи `general_jewelry`.

У результаті роботи модуля формується набір NLP-ознак, що містить текстові `embeddings`, тематичні кластери, словникові індикатори та семантичні категорії контенту. Надалі ці ознаки використовуються під час мультимодального об'єднання текстових і візуальних характеристик для прогнозування попиту на продукцію малого ритейлу вінтажної біжутерії.

2.3.2 Аналіз візуального контенту на основі CLIP

Після формування локального набору зображень реалізується модуль комп'ютерного аналізу візуального контенту Instagram-публікацій. Його метою є перетворення зображень у числові векторні представлення та визначення візуальних характеристик товарів, які можуть впливати на споживчий інтерес у сегменті вінтажної біжутерії.

Модель CLIP `openai/clip-vit-base-patch32` використовується для аналізу. Вона дає змогу зіставляти зображення з текстовими описами через спільний векторний простір. На початковому етапі модуль завантажує локальні зображення та відповідні метадані, після чого визначає доступний обчислювальний пристрій: GPU, MPS або CPU. Це дозволяє адаптувати виконання аналізу до технічних можливостей середовища.

У модулі сформовано набір текстових підказок, які описують основні товарні та стильові візуальні характеристики: брошки, сережки, намиста, каблучки, браслети, золоті, срібні, перлинні та кришталеві прикраси, а також стилі `luxury`, `minimalist`, `dark aesthetic`, `clean catalog`, `ornate`, `retro` та `statement`. Для кожної підказки формується текстове `embedding`, яке надалі порівнюється з `embedding` зображення.

Кожне зображення відкривається, приводиться до RGB-формату та передається в CLIP-процесор. Після цього модель формує векторне представлення зображення. Отримані вектори нормалізуються, що дозволяє

коректно обчислювати подібність між зображеннями та текстовими підказками.

Для визначення найбільш імовірних візуальних характеристик обчислюється матриця подібності між візуальними embeddings та embeddings текстових підказок:

$$Sim_{ij} = V_i^T P_j, \quad (2.7)$$

де Sim_{ij} – ступінь подібності між i -м зображенням та j -ю текстовою підказкою;

V_i – нормалізований embedding i -го зображення;

P_j – нормалізований embedding j -ї текстової підказки.

На основі значень подібності для кожного зображення визначаються три найближчі візуальні мітки. Перша з них використовується як основна візуальна категорія публікації, а також зберігається відповідний показник подібності. Додатково для кожної текстової підказки зберігається окремий CLIP-score, що дозволяє надалі використовувати не лише одну категорію, а повний набір візуальних ознак.

Результатом роботи модуля є набір CV-ознак, який містить шлях до зображення, URL публікації, метадані, основну візуальну мітку, 3 найбільш значущі візуальні характеристики, оцінки відповідності окремим візуальним ознакам та візуальні embeddings. Ці ознаки використовуються на наступному етапі для об'єднання текстових, візуальних і поведінкових характеристик у єдиний мультимодальний набір даних.

2.3.3 Модуль мультимодального об'єднання ознак

Після завершення окремого текстового та візуального аналізу реалізується модуль мультимодального об'єднання ознак, метою якого є формування єдиного аналітичного набору даних для подальшого

прогнозування попиту. На цьому етапі відбувається інтеграція текстових, візуальних, часових та поведінкових характеристик Instagram-публікацій у спільний набір ознак.

Вхідними даними модуля виступають три окремі набори даних: структурований набір метрик Instagram-публікацій, результати NLP-аналізу текстового контенту та результати комп'ютерного аналізу зображень. Для забезпечення коректності інтеграції всі набори проходять перевірку на наявність обов'язкового ідентифікатора публікації `post_url`, який використовується як ключ об'єднання.

На першому етапі виконується попередня підготовка наборів даних. Із кожного джерела відбираються лише ті ознаки, які необхідні для подальшого аналізу. Для метаданих це часові, товарні та поведінкові характеристики; для NLP-модуля – текстові `embeddings`, семантичні категорії, кластери та мовні сигнали; для модуля комп'ютерного зору формуються візуальні `embeddings`, CLIP-score та візуальні мітки.

Об'єднання наборів даних виконується послідовно на основі операції `left join`, де базовим набором характеристик виступає масив метаданих Instagram-публікацій. Спочатку до нього приєднуються результати текстового аналізу, а потім – результати аналізу зображень:

$$MM_i = [M_i, NLP_i, CV_i], \quad (2.8)$$

де MM_i – мультимодальне представлення i -ї публікації;

M_i – набір метаданих і поведінкових характеристик;

NLP_i – текстові ознаки, отримані в результаті NLP-аналізу;

CV_i – візуальні ознаки, отримані за допомогою CLIP-моделі.

Після інтеграції формується система мультимодальних прапорців, що дозволяє визначити тип доступних модальностей для кожної публікації. Виділяються чотири типи записів: лише метадані (`metadata_only`), текст і метадані (`text_metadata`), зображення й метадані (`image_metadata`) та повний

мультимодальний запис (`text_image_metadata`). Такий підхід дозволяє враховувати ситуації, коли окремі модальності можуть бути відсутніми.

Для забезпечення узгодженості набору даних виконується заповнення пропущених значень. Текстові характеристики замінюються порожніми рядками, а числові ознаки, зокрема `embeddings` і `CLIP-score`, приводяться до числового формату та у випадку відсутності значення замінюються нулем. Це забезпечує коректність подальшої обробки та унеможливорює помилки під час навчання моделей машинного навчання.

Додатково реалізовано механізм видалення дубльованих записів за ідентифікатором публікації та впорядкування записів за датою й інтегральним показником попиту. У результаті формується фінальний мультимодальний датасет, який містить текстові `embeddings`, візуальні `embeddings`, `CLIP`-ознаки, часові характеристики, поведінкові метрики та інтегральний показник попиту.

Таким чином, модуль мультимодального об'єднання забезпечує інтеграцію різнорідних джерел інформації у єдине представлення Instagram-публікацій, створюючи основу для побудови моделей прогнозування попиту малого ритейлу у сфері вінтажної біжутерії.

2.3.4 Модуль прогнозування попиту

Після формування фінального мультимодального набору ознак реалізується модуль прогнозування попиту, основною метою якого є оцінювання інтегрального показника потенційного попиту на основі текстових, візуальних, часових та поведінкових характеристик публікацій з Instagram. Як цільова змінна використовується інтегральний показник `demand_score`, сформований на попередніх етапах аналізу.

На початковому етапі виконується підготовка набору даних для машинного навчання. З набору ознак вилучаються записи без коректної дати публікації, після чого формуються додаткові часові характеристики:

рік, місяць, номер календарного тижня та номер дня тижня. Категоріальні характеристики, зокрема тип публікації, товарна категорія, семантична тема, основна візуальна мітка та тип мультимодальності, перетворюються у числове представлення методом one-hot encoding.

Особливістю реалізації є виключення ознак, що можуть спричинити leakage ефект, тобто ситуацію, коли модель отримує доступ до характеристик, безпосередньо пов'язаних із цільовою змінною. З аналізу виключаються показники взаємодії, нормалізовані сигнали та ознаки, які прямо використовувались при формуванні demand_score. Це дозволяє забезпечити коректність прогнозування та уникнути штучного завищення якості моделей.

Для формування ознакового простору використовуються часові характеристики, текстові embeddings, візуальні embeddings, CLIP-score, текстові мовні індикатори та категоріальні ознаки. У загальному вигляді прогнозна модель може бути представлена як:

$$\hat{D}_i = f(X_i), \quad (2.9)$$

де $\hat{D}_i$ – прогнозоване значення попиту для i -ї публікації;

X_i – вектор мультимодальних ознак.

Для забезпечення коректності оцінювання застосовується часовий підхід до поділу вибірки (temporal train-test split). На відміну від випадкового розбиття, записи впорядковуються за датою публікації, після чого ранніші записи використовуються для навчання, а пізніші – для тестування. Такий підхід відповідає реальній логіці прогнозування часових процесів та зменшує ризик потрапляння майбутньої інформації до навчальної вибірки.

Формально процедура поділу набору даних може бути представлена формулою:

$$Train = \{x_1, \dots, x_t\}, Test = \{x_{t+1}, \dots, x_n\}, \quad (2.10)$$

де $Train$ – навчальна вибірка;

$Test$ – тестова вибірка;

t – момент часового розділення;

n – загальна кількість записів.

У межах реалізації порівнюються дві ансамблеві моделі регресії: Random Forest Regressor та Gradient Boosting Regressor. Модель Random Forest використовує ансамбль дерев рішень і забезпечує стійкість до шуму та нелінійних залежностей, тоді як Gradient Boosting послідовно мінімізує помилки прогнозування, покращуючи точність моделі [21], [22].

Якість моделей оцінюється за допомогою стандартних регресійних метрик: середньої абсолютної похибки (MAE), кореня середньоквадратичної помилки ($RMSE$) та коефіцієнта детермінації (R^2):

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i|, \quad (2.11)$$

де y_i – фактичне значення;

$\hat{y}_i$ – прогнозоване значення;

n – кількість спостережень.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}. \quad (2.12)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}, \quad (2.13)$$

де $\bar{y}$ – середнє значення цільової змінної.

За результатами оцінювання обирається модель із найменшим значенням $RMSE$, після чого вона використовується для формування

прогнозу майбутніх значень попиту. У реалізації прогноз формується на основі останніх доступних записів із часовим зміщенням на 30 днів вперед.

Таким чином, модуль прогнозування забезпечує побудову моделей машинного навчання без leakage ефекту, дозволяє оцінити прогнозну здатність мультимодального набору ознак та формує основу для оцінювання потенційного попиту малого ритейлу у сфері вінтажної біжутерії.

2.3.4 Інтерпретація результатів на основі Explainable AI

Після побудови прогнозної моделі реалізується модуль інтерпретації результатів прогнозування, основною метою якого є визначення найбільш впливових ознак, що формують прогноз попиту. Оскільки мультимодальна модель використовує велику кількість текстових, візуальних і поведінкових характеристик, важливим завданням є забезпечення інтерпретованості отриманих результатів та виявлення факторів, які найбільше впливають на інтегральний показник попиту.

Для забезпечення пояснюваності використовується підхід Explainable Artificial Intelligence (XAI), заснований на аналізі важливості ознак (feature importance) моделі Random Forest. Повторне навчання моделі здійснюється на тому самому мультимодальному наборі ознак без використання leakage-показників, що забезпечує коректність оцінювання впливу окремих характеристик на прогноз. До моделі включаються часові характеристики, текстові embeddings, візуальні embeddings, CLIP-ознаки, категоріальні змінні та мовні індикатори попиту.

Важливість ознак визначається на основі атрибута `feature_importances_` моделі Random Forest, після чого здійснюється ранжування ознак та обчислення їх відносного внеску у прогнозований результат. Це дозволяє кількісно оцінити вплив окремих мультимодальних характеристик на формування попиту.

Для кількісного оцінювання впливу окремих ознак використовується механізм `feature importance`, реалізація якого в моделі `Random Forest` наведена у лістингу 2.3.

Лістинг 2.3 – Фрагмент коду визначення внеску мультимодальних ознак у прогнозування попиту

```
importance_df = pd.DataFrame(
    {
        "feature": feature_columns,
        "importance": model.feature_importances_,
    }
)

importance_df = importance_df.sort_values(
    by="importance",
    ascending=False,
)

importance_sum = importance_df["importance"].sum()

importance_df["importance_percent"] = (
    importance_df["importance"]
    / importance_sum
    * 100
)
```

На першому етапі формується набір ознак для пояснюваності, що включає текстові, візуальні, часові та категоріальні характеристики. Після навчання моделі виконується вилучення значень `feature_importances_`, які характеризують внесок кожної ознаки у процес прогнозування. Для підвищення інтерпретованості технічні назви ознак автоматично перетворюються у спрощений формат, наприклад `clip:ornate_style`, `topic:vintage`, `visual:brooch`, що полегшує аналіз результатів.

Додатково формується ранжування ознак за ступенем важливості та обчислюється їх відносний внесок у відсотках. Це дозволяє виявити, які саме характеристики – текстові сигнали попиту, embeddings, візуальні стилі чи часові фактори – найбільше впливають на прогнозоване значення demand_score.

У межах реалізації також формується автоматизований ХАІ-звіт, у якому для найбільш важливих ознак генерується текстова інтерпретація їхнього впливу. Наприклад, для CLIP-ознак пояснюється вплив візуальних характеристик зображення, для текстових embeddings – роль прихованих семантичних характеристик опису, а для часових факторів – сезонні та календарні закономірності активності аудиторії. Такий підхід дозволяє перейти від «чорної скриньки» прогнозування до інтерпретованої моделі прийняття рішень.

У результаті роботи модуля формується ранжований перелік найбільш значущих ознак, таблиця Top-20 факторів впливу та пояснювальний звіт щодо внеску окремих характеристик у прогноз попиту. Це забезпечує можливість практичної інтерпретації результатів прогнозування та дозволяє виявити ключові фактори, які визначають споживчий інтерес до вінтажної біжутерії.

Додатково реалізовано модуль візуалізації результатів, який забезпечує автоматизовану побудову графіків для аналізу мультимодального контенту та результатів прогнозування. Формуються графіки часової динаміки demand_score, найпоширеніших семантичних тем, візуальних категорій, порівняння фактичних і прогнозованих значень попиту, а також важливості ознак моделі Random Forest.

Побудова графіків здійснюється засобами бібліотеки Matplotlib із автоматичним збереженням результатів у форматі .png. Приклад реалізації побудови часової динаміки середнього значення demand_score наведено у лістингу 2.4.

Лістинг 2.4 – Фрагмент коду побудови часової динаміки середнього значення demand_score

```
monthly = (  
    df.groupby(  
        df["post_date"].dt.to_period("M")  
    )["demand_score"]  
    .mean()  
    .reset_index()  
)  
  
plt.plot(  
    monthly["month"],  
    monthly["demand_score"],  
    marker="o",  
)
```

Результати візуалізації використовуються для аналізу часових закономірностей попиту, виявлення домінуючих тематичних і візуальних характеристик контенту, а також оцінювання якості прогнозування та інтерпретованості моделі.

3 ПРОГРАМНО-ТЕХНОЛОГІЧНА РЕАЛІЗАЦІЯ СИСТЕМИ

3.1 Інструментальні засоби Python для реалізації системи

Основною мовою програмної реалізації системи обрано Python, що зумовлено його широкими можливостями у сфері аналізу даних, машинного навчання, обробки природної мови, комп'ютерного зору та інтеграції веб-технологій. Python забезпечує високу швидкість розробки, підтримку великої кількості бібліотек штучного інтелекту та зручність реалізації модульної архітектури системи.

Для обробки табличних даних використано бібліотеку Pandas, яка забезпечує імпорт, очищення, трансформацію та агрегацію даних Instagram-публікацій. Інструментарій Pandas застосовується для формування проміжних датасетів, інтеграції текстових, візуальних і метаданих, а також підготовки даних до подальшого машинного навчання.

Реалізація прогнозування попиту здійснюється із використанням бібліотеки Scikit-learn, яка містить алгоритми машинного навчання, інструменти підготовки ознак, побудови моделей регресії та оцінювання їхньої якості. Дана бібліотека використовується для формування прогнозової моделі та оцінювання впливу мультимодальних ознак на рівень попиту.

Для аналізу текстового контенту застосовано інструменти Natural Language Processing (NLP), реалізовані за допомогою бібліотек Sentence Transformers та Transformers. Використання embedding-підходів дозволяє перетворювати текст Instagram-публікацій у числові векторні представлення, виявляти семантичні закономірності та формувати тематичні характеристики контенту.

Аналіз візуального контенту реалізовано із використанням бібліотеки PyTorch, яка забезпечує роботу моделей комп'ютерного зору та обробку зображень. Це дозволяє здійснювати автоматизоване вилучення

стилістичних і товарних характеристик візуального контенту Instagram-публікацій.

Для автоматизованого збору інформації з відкритих Instagram-профілів використано бібліотеку Playwright, яка забезпечує браузерну автоматизацію та взаємодію з веб-сторінками. Застосування цього інструмента дозволяє реалізувати інкрементальне оновлення постів, отримання метаданих і дозавантаження нових зображень без повторного збору вже обробленого контенту.

Візуалізація результатів аналізу реалізована за допомогою бібліотек Matplotlib і Plotly, які використовуються для побудови графіків динаміки попиту, аналізу важливості ознак та представлення результатів Explainable AI у зрозумілому для користувача форматі.

Таким чином, використання екосистеми Python дозволило реалізувати повний цикл мультимодального аналізу – від збору Instagram-контенту й формування ознак до прогнозування попиту, інтерпретації результатів та побудови аналітичних візуалізацій.

3.2 Організація та зберігання даних у системі

Організація даних у розробленій системі реалізована за принципом локального файлового сховища, що забезпечує структуроване збереження інформації на всіх етапах обробки: від первинного збору Instagram-контенту до формування фінального мультимодального датасету та результатів прогнозування. Такий підхід дозволяє забезпечити відтворюваність експериментів, підтримувати інкрементальне оновлення інформації та мінімізувати повторну обробку вже проаналізованих даних.

Для зберігання структурованої інформації використовується сховище CSV-based Storage, що передбачає використання CSV-файлів як основного формату представлення табличних даних. Обраний підхід забезпечує простоту інтеграції між етапами обробки, сумісність із бібліотеками аналізу

даних та можливість швидкого перегляду результатів без використання додаткових систем управління базами даних. Загальна схема організації та зберігання даних у системі представлена на рисунку 3.1.

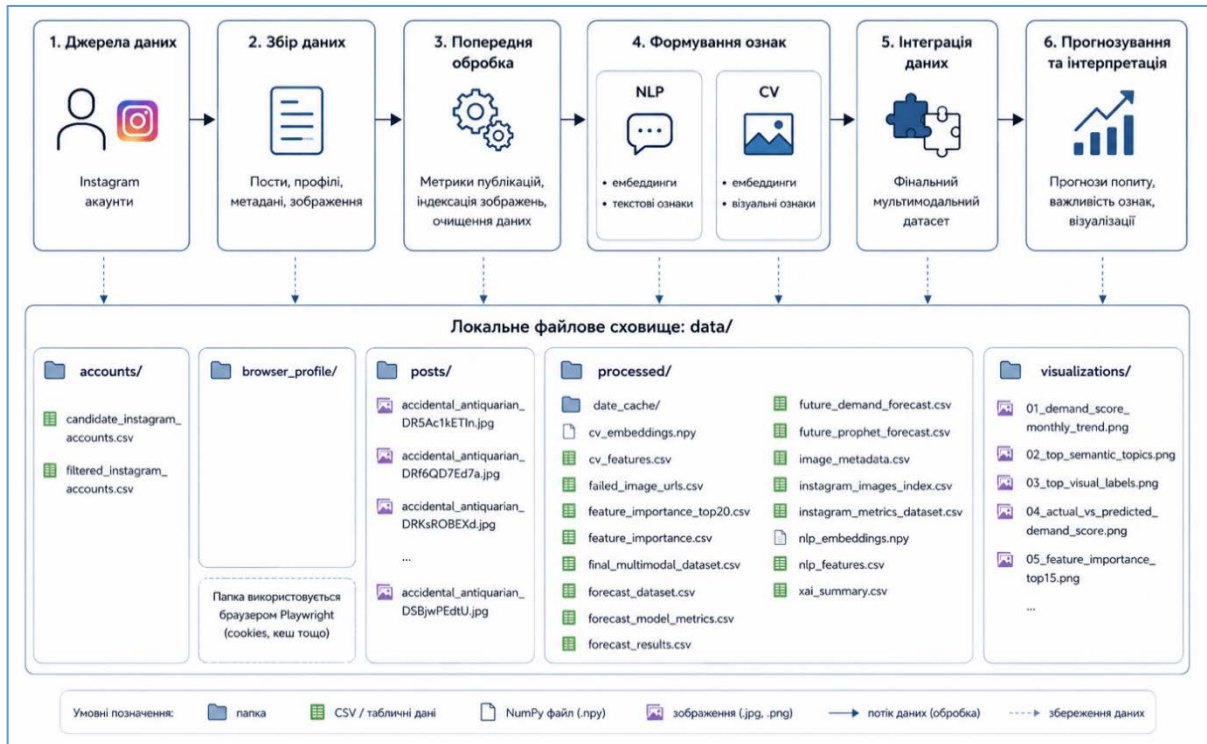


Рисунок 3.1 – Схема організації та зберігання даних у системі

Структура даних організована за принципом поетапного накопичення та трансформації інформації. На початковому етапі формується датасет Instagram-публікацій, який містить текстовий опис, посилання на публікацію, базові метадані та службову інформацію щодо джерела збору даних. Наступним етапом виконується формування похідних ознак, включаючи часові характеристики, поведінкові показники взаємодії, тематичні ознаки та показники потенційного попиту.

Зображення Instagram-публікацій зберігаються окремо у локальному файловому сховищі у форматі графічних файлів із прив'язкою до відповідних записів датасету через унікальні ідентифікатори публікацій.

Такий підхід дозволяє уникнути дублювання інформації та спрощує повторну обробку візуального контенту.

Після завершення етапів текстового та візуального аналізу формується інтегрований мультимодальний датасет, який містить текстові, візуальні та метадані в єдиному інформаційному просторі. Отриманий набір даних використовується для прогнозування рівня попиту та подальшого аналізу важливості ознак.

Особливістю реалізованої системи є підтримка інкрементального оновлення даних, що передбачає обробку лише нових або відсутніх записів. Це дозволяє суттєво зменшити час виконання обчислень, оптимізувати використання обчислювальних ресурсів та забезпечити актуальність аналітичної інформації без повторного повного запуску системи.

Результати прогнозування, показники якості моделей, інтерпретаційні метрики та візуальні матеріали також зберігаються у структурованому вигляді, що забезпечує можливість їх повторного використання, аналізу та формування аналітичних звітів.

3.3 Результати функціонування та інтерфейс системи

У результаті програмної реалізації було створено функціональну систему мультимодального аналізу Instagram-контенту для прогнозування попиту малого ритейлу у сфері вінтажної біжутерії, яка забезпечує повний цикл обробки даних – від збору Instagram-публікацій до прогнозування рівня попиту, інтерпретації результатів та візуалізації аналітичних показників.

Розроблена система підтримує два способи запуску та отримання результатів: через командний рядок (термінал) та через інтерактивний веб-інтерфейс користувача.

Перший спосіб передбачає запуск системи через єдину точку входу в терміналі, що забезпечує послідовне виконання всіх етапів pipeline. У

такому режимі користувач отримує текстовий вивід результатів виконання модулів, інформацію про кількість оброблених записів, сформовані ознаки, результати прогнозування та метрики якості моделей. Даний режим є доцільним для технічного моніторингу процесу обробки, тестування та налагодження програмних компонентів.

Послідовність виконання етапів pipeline системи, що реалізує логіку запуску окремих модулів обробки даних, наведено у лістингу 3.1.

Лістинг 3.1 – Реалізація послідовності запуску pipeline системи

```
PIPELINE_STEPS = [
    (
        "1. Instagram posts extraction",
        "src.data_collection.post_extractor",
    ),
    (
        "2. Initial metrics extraction",
        "src.data_collection.metrics_extractor",
    ),
    (
        "3. Fill missing post dates",
        "src.data_collection.fill_missing_post_dates",
    ),
    (
        "4. Recalculate metrics after date enrichment",
        "src.data_collection.metrics_extractor",
    ),
    (
        "5. Image extraction",
        "src.data_collection.image_extractor",
    ),
    (
        "6. NLP analysis (SBERT)",
        "src.ai.nlp_analyzer",
    ),
    (
        "7. Computer Vision analysis (CLIP)",
        "src.ai.cv_analyzer",
    ),
    (
        "8. Multimodal fusion",
        "src.ai.multimodal_fusion",
    ),
    (
        "9. Demand forecasting",
        "src.ai.forecasting",
    ),
]
```

Продовження лістингу 3.1

```
(
    "10. Explainable AI",
    "src.ai.explainability",
),
(
    "11. Visualization builder",
    "src.ai.visualization_builder",
),
]
```

Другий спосіб реалізовано через клієнтський веб-інтерфейс, який забезпечує більш зручну взаємодію із системою та візуальне представлення результатів. Інтерфейс дозволяє запускати окремі модулі або повний цикл обробки даних, контролювати статус виконання pipeline, переглядати результати прогнозування, пояснення Explainable AI, а також аналітичні графіки, сформовані на основі мультимодального датасету.

Через веб-інтерфейс користувач отримує доступ до основних аналітичних результатів системи, зокрема: динаміки показника попиту, розподілу тематичних категорій контенту, аналізу візуальних характеристик виробів, порівняння фактичних і прогнозованих значень попиту, а також оцінювання важливості ознак моделі прогнозування.

Результати виконання системи зберігаються у структурованому файловому сховищі та можуть бути повторно використані без необхідності повторного запуску повного циклу аналізу. Це забезпечує зручність роботи з даними, можливість накопичення історії результатів та підтримку інкрементального оновлення інформації.

Для забезпечення зручної взаємодії користувача із системою реалізовано клієнтський веб-інтерфейс, який надає доступ до основних функціональних модулів аналізу та прогнозування попиту. Інтерфейс дозволяє здійснювати запуск етапів обробки даних, переглядати результати прогнозування, аналізу мультимодальних ознак, а також оцінювати ключові показники ефективності моделей. Крім того, користувач має можливість контролювати загальний стан системи, переглядати основні статистичні

показники та візуальні аналітичні результати в інтерактивному форматі. Загальний вигляд головного вікна системи наведено на рисунку 3.2.

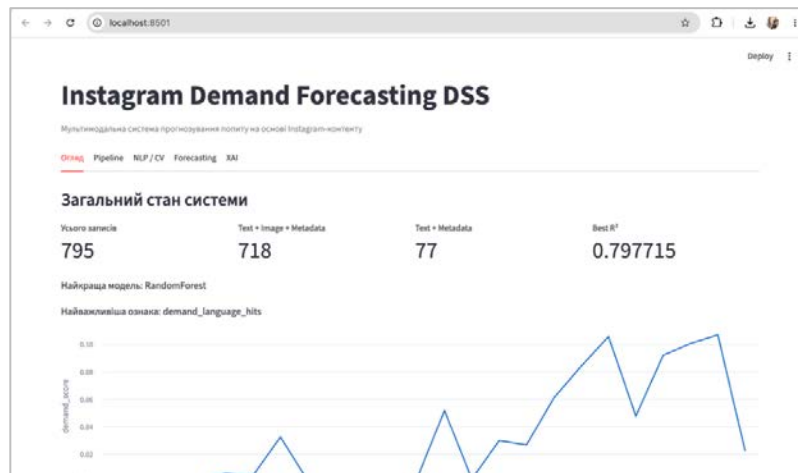


Рисунок 3.2 – Головне вікно веб-інтерфейсу системи прогнозування попиту

На рисунку 3.3 представлено вкладку «Pipeline», яка забезпечує керування послідовністю виконання модулів системи. Інтерфейс дозволяє запускати як окремі етапи обробки даних (оновлення постів, формування метрик, аналіз контенту, прогнозування), так і повний цикл функціонування системи через єдину точку входу.

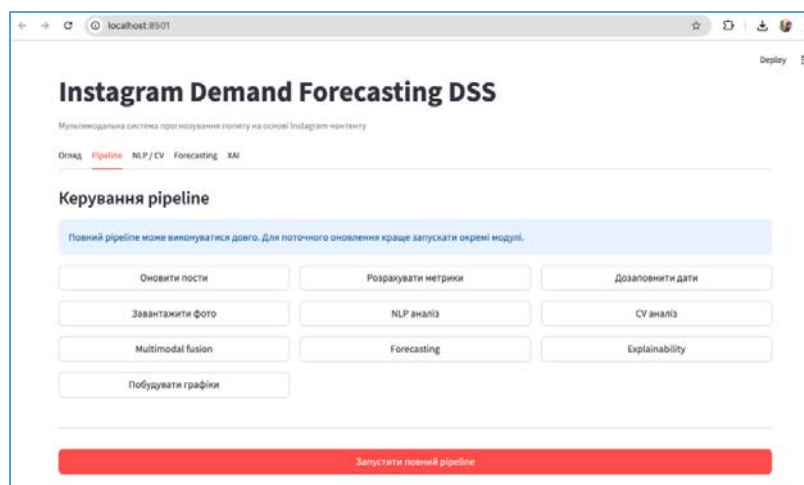


Рисунок 3.3 – Вкладка керування pipeline веб-інтерфейсу системи

У системі також реалізовано окрему вкладку для перегляду результатів мультимодального аналізу текстового та візуального контенту Instagram-публікацій. Інтерфейс дозволяє оцінювати розподіл тематичних категорій текстового контенту та основних візуальних характеристик виробів, що були автоматично виявлені в процесі аналізу даних. Приклад представлення результатів NLP та Computer Vision аналізу наведено на рисунку 3.4.

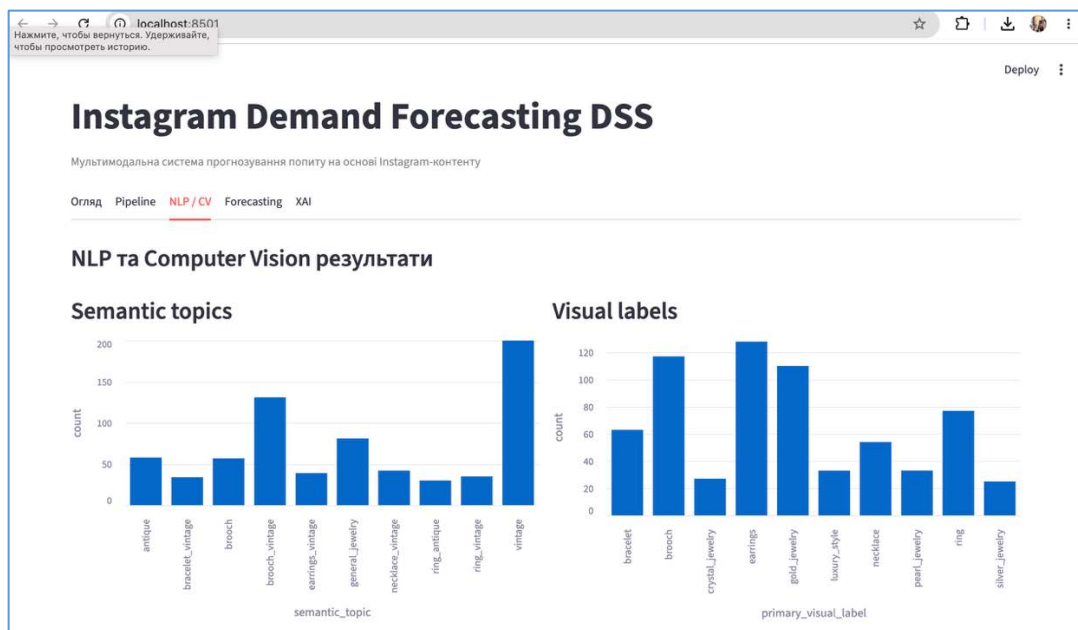


Рисунок 3.4 – Вкладка результатів NLP та Computer Vision аналізу веб-інтерфейсу системи

Реалізовано окрему вкладку для перегляду результатів прогнозування попиту, яка дозволяє оцінити ефективність побудованих моделей машинного навчання. Інтерфейс забезпечує відображення основних метрик якості прогнозування, зокрема середньої абсолютної похибки (MAE), середньоквадратичної помилки (RMSE) та коефіцієнта детермінації (R^2), а також візуальне порівняння результатів моделей. Приклад представлення результатів прогнозування наведено на рисунку 3.5.

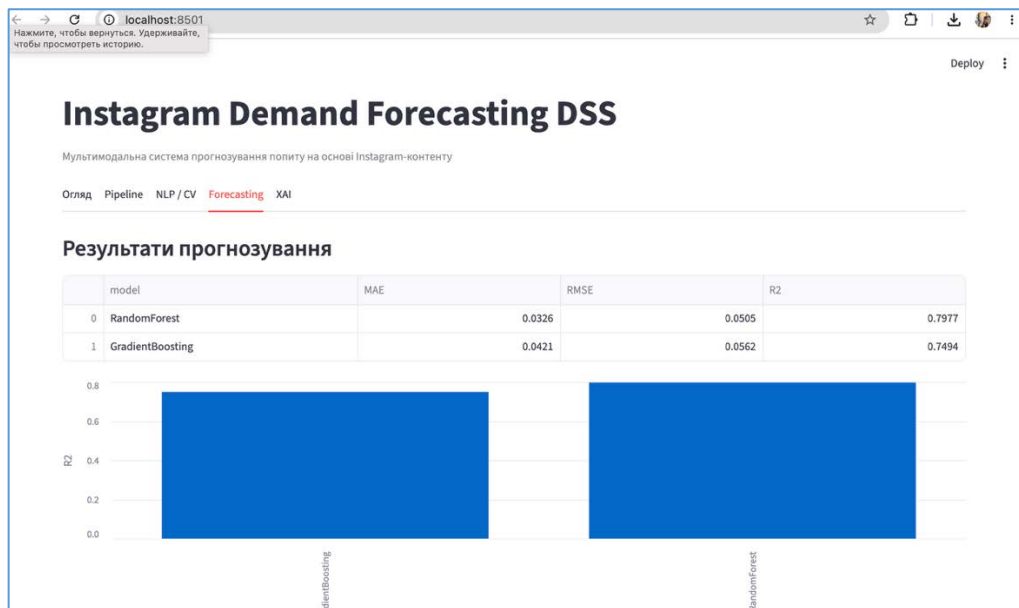


Рисунок 3.5 – Вкладка результатів прогнозування веб-інтерфейсу системи

Для підвищення прозорості та інтерпретованості прогнозних результатів у системі реалізовано вкладку Explainable AI (XAI), яка дозволяє оцінити вплив окремих ознак на формування прогнозу попиту. Реалізований механізм забезпечує інтерпретацію результатів моделі машинного навчання шляхом визначення найбільш значущих характеристик, які впливають на підсумковий рівень прогнозованого попиту. Це дозволяє не лише отримати прогнозне значення, але й зрозуміти, які саме текстові, візуальні або поведінкові фактори найбільше впливають на прийняття рішення моделлю.

Інтерфейс Explainable AI забезпечує відображення ранжованого переліку найбільш значущих ознак із відповідними коефіцієнтами важливості, а також їх графічне представлення у вигляді діаграми feature importance. Завдяки цьому користувач отримує можливість аналізувати внесок окремих параметрів у процес прогнозування, виявляти ключові фактори попиту та оцінювати рівень впливу різних характеристик Instagram-контенту на результати моделювання. Приклад представлення результатів Explainable AI у веб-інтерфейсі системи наведено на рисунку 3.6 та на рисунку 3.7.

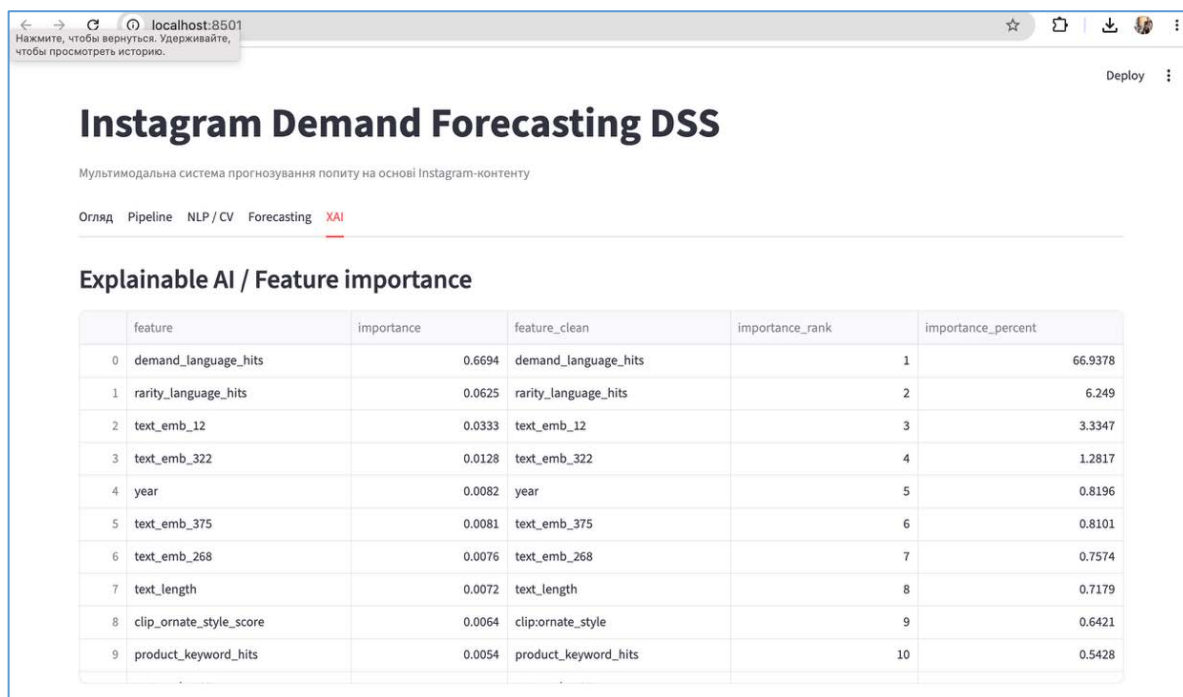


Рисунок 3.6 – Результати Explainable AI у веб-інтерфейсі системи



Рисунок 3.7 – Візуалізація важливості ознак моделі прогнозування

Такий підхід підвищує довіру до роботи системи та забезпечує формування більш обґрунтованих аналітичних і управлінських висновків щодо змін попиту, товарних категорій і контентних трендів.

3.4 Перспективи розвитку та масштабування системи

Одним із перспективних напрямів подальшого розвитку системи є інтеграція Instagram Graph API, що дозволить розширити можливості аналізу за рахунок отримання структурованих даних безпосередньо з бізнес-акаунтів Instagram. На відміну від публічного контенту, доступного для зовнішнього збору даних, Instagram Graph API надає власнику бізнес-акаунту доступ до внутрішніх метрик ефективності публікацій, зокрема охоплення, показів, збережень, переходів до профілю, взаємодії з контентом, характеристик аудиторії та інших показників Instagram Insights.

Перспективним напрямом масштабування системи є реалізація функції порівняльного аналізу асортименту власного бізнесу з ринковими трендами. Передбачається, що власник малого бізнесу зможе авторизувати власний Instagram-бізнес акаунт і отримувати аналітичне зіставлення характеристик власного контенту та асортименту з ринковими закономірностями, сформованими на основі відкритих Instagram-акаунтів конкурентів або суміжних магазинів.

У межах такого підходу система потенційно може виконувати автоматизоване порівняння популярності товарних категорій, стилістичних особливостей виробів, текстових характеристик описів, частоти публікацій, рівня взаємодії аудиторії та прогнозованого попиту. Це дозволить формувати рекомендації щодо асортиментної політики, контент-стратегії та адаптації товарної пропозиції до актуальних ринкових тенденцій.

Таким чином, інтеграція Instagram Graph API розглядається як перспективний напрям масштабування системи, що дозволить перейти від загального прогнозування ринкового попиту до персоналізованої підтримки прийняття рішень для конкретного малого бізнесу.

Ще одним перспективним напрямом розвитку системи є розширення джерел збору даних за рахунок інтеграції інших цифрових платформ, орієнтованих на fashion- та handmade-сегмент. Окрім Instagram,

перспективним є використання даних із Pinterest, TikTok, Facebook Marketplace та Etsy, що дозволить розширити аналітичну базу для прогнозування попиту та виявлення трендових характеристик продукції.

Особливий інтерес у контексті вінтажної біжутерії становить Pinterest, оскільки платформа активно використовується для пошуку стилістичних рішень, fashion-натхнення та візуальних колекцій виробів. Інтеграція Pinterest дозволить додатково аналізувати популярні візуальні стилі, композиційні особливості товарів, кольорові рішення та трендові категорії прикрас. Використання даних із декількох платформ потенційно дозволить підвищити точність прогнозування попиту, забезпечити більш повне охоплення ринкових тенденцій та зменшити залежність системи від особливостей окремої соціальної мережі.

Таким чином, запропоновані напрями розвитку дозволяють розглядати розроблену систему як основу для подальшого розширення функціональних можливостей та підвищення практичної цінності для малого бізнесу. Інтеграція додаткових джерел даних, розширення аналітичних можливостей і використання внутрішніх бізнес-метрик соціальних платформ потенційно сприятимуть підвищенню точності прогнозування попиту, якості аналітичної підтримки та адаптації асортиментної політики до актуальних ринкових тенденцій.

ВИСНОВКИ

У кваліфікаційній роботі вирішено актуальне завдання прогнозування попиту малого ритейлу у сфері вінтажної біжутерії на основі мультимодального аналізу Instagram-контенту. Обґрунтовано доцільність використання соціальних мереж як джерела даних для оцінювання ринкових тенденцій, оскільки Instagram-контент відображає актуальні вподобання споживачів, візуальні тренди та поведінкові характеристики взаємодії аудиторії з продукцією.

У результаті аналізу наукових джерел, сучасних підходів до прогнозування попиту та існуючих аналітичних платформ визначено обмеження традиційних методів прогнозування для малого ритейлу, зокрема недостатню адаптивність до швидкозмінних ринкових трендів та обмеженість використання неструктурованих даних із соціальних мереж. Встановлено доцільність застосування мультимодального підходу, який поєднує аналіз текстового, візуального контенту та поведінкових метрик публікацій.

У роботі розроблено концепцію інтелектуальної системи прогнозування попиту, яка забезпечує автоматизований збір Instagram-контенту, формування поведінкових, текстових і візуальних характеристик, інтеграцію мультимодальних ознак та прогнозування рівня попиту. Реалізовано повний цикл обробки даних, що включає збір та оновлення Instagram-публікацій, дозаповнення часових характеристик, формування метрик, аналіз текстового контенту із застосуванням трансформерних мовних моделей, аналіз візуального контенту на основі комп'ютерного зору, побудову мультимодального датасету та прогнозування попиту засобами машинного навчання.

У межах програмної реалізації створено клієнт-серверну систему з інтерактивним веб-інтерфейсом, який забезпечує запуск окремих етапів pipeline, перегляд результатів аналізу, метрик прогнозування, візуалізацій та

механізмів Explainable AI. Реалізовано механізм інтерпретації результатів моделі, що дозволяє визначати найбільш значущі ознаки прогнозування та підвищує прозорість роботи системи.

За результатами експериментальної перевірки сформовано мультимодальний датасет Instagram-контенту вінтажної біжутерії, який включає текстові, візуальні та поведінкові характеристики публікацій. Побудовані моделі машинного навчання продемонстрували високий рівень точності прогнозування, при цьому найкращі результати отримано для моделі Random Forest із коефіцієнтом детермінації ($R^2 \approx 0,80$), що підтверджує ефективність запропонованого підходу до прогнозування попиту на основі мультимодального аналізу Instagram-контенту.

Практична цінність отриманих результатів полягає у можливості використання розробленої системи як інструменту підтримки прийняття рішень для малого ритейлу з метою оцінювання ринкових тенденцій, прогнозування попиту, аналізу популярності товарних категорій та адаптації асортиментної політики відповідно до змін споживчих вподобань.

Перспективами подальшого розвитку системи є інтеграція Instagram Graph API для аналізу власних бізнес-метрик, порівняння асортименту підприємства з ринковими тенденціями, розширення джерел даних за рахунок інших платформ (Pinterest, TikTok, Etsy, Facebook Marketplace), а також впровадження інтелектуальних механізмів автоматичного формування рекомендацій для малого бізнесу.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Дюк А., Чаланов В. Малий та середній бізнес в Україні: стан, тенденції, та виклики під час дії воєнного стану. *Економіка та суспільство*. 2025. № 74. URL: <https://doi.org/10.32782/2524-0072/2025-74-95> (дата звернення: 11.06.2026).
2. Власенко Р. В., Яценко Л. Д. Малі та середні підприємства в Україні: стан, проблеми і перспективи. *Сучасні наукові погляди на реформування економічної системи: теорії та пропозиції*. 2024. URL: <https://doi.org/10.36059/978-966-397-366-1-1> (дата звернення: 11.06.2026).
3. Індекс настроїв малого бізнесу: оцінки та очікування підприємців. *ЕБА*. URL: <https://eba.com.ua/index-nastroyiv-malogo-biznesu-otsinky-ta-ochikuvannya-pidpryyemtsiv/> (дата звернення: 11.06.2026).
4. У 2024 році майже 80% МСБ планують розширювати бізнес та залучати кошти у розвиток. *ЕБА*. URL: <https://eba.com.ua/u-2024-rotsi-majzhe-80-msb-planuyut-rozshyryuvaty-biznes-ta-zaluchaty-koshty-u-rozvytok/> (дата звернення: 11.06.2026).
5. Постельняк С. А., Гриньова О. Є. Методи ХАІ в мультимодальному аналізі Instagram-контенту для малого ритейлу. *Радіоелектроніка та молодь у XXI столітті* : XXX Міжнар. молодіж. форуму, м. Харків, 22–24 квіт. 2026 р. Харків, 2026. С. 99–101.
6. Instagram Profile API - SerpApi. *SerpApi*. URL: <https://serpapi.com/instagram-profile-api> (date of access: 02.06.2026).
7. Alizadehfanaeloo P. Social media analytics in consumer behavior. *Social media analytics in predicting consumer behavior*. Boca Raton, 2023. С. 88–110. URL: <https://doi.org/10.1201/9781003200154-5> (date of access: 14.06.2026).
8. Fashion trend forecasting & prediction with AI - Heuritech. *Heuritech*. URL: <https://heuritech.com/> (date of access: 13.06.2026).

9. AI trend forecasting & analytics for US brands | trendalytics. *AI Trend Forecasting & Analytics for US Brands | Trendalytics*. URL: <https://trendalytics.co/> (date of access: 13.06.2026).

10. WGSN. Consumer trend forecasting methodology | WGSN. *Consumer trend forecasting methodology*. URL: <https://www.wgsn.com/en> (date of access: 13.06.2026).

11. Social media management & consumer intelligence | Brandwatch. *Brandwatch*. URL: <https://www.brandwatch.com/> (date of access: 14.06.2026).

12. Social listening and media monitoring tool | Talkwalker. *Talkwalker*. URL: <https://www.talkwalker.com/> (date of access: 14.06.2026).

13. Social media management and analytics platform | Sprout Social. *Sprout Social*. URL: <https://sproutsocial.com/> (date of access: 14.06.2026).

14. Social media marketing & management dashboard - Hootsuite. *Social Media Marketing and Management Tool | Hootsuite*. URL: <https://www.hootsuite.com/> (date of access: 14.06.2026).

15. Poster POS – програма автоматизації закладів громадського харчування на планшетах | Poster POS. *Poster POS*. URL: <https://joinposter.com/ua> (дата звернення: 14.06.2026).

16. KeepinCRM: CRM система, безкоштовно для 1-го користувача. *KeepinCRM: CRM система, безкоштовно для 1-го користувача*. URL: <https://keepincrm.com/> (дата звернення: 15.06.2026).

17. BAS (Business Automation Software). *BAS (Business Automation Software)*. URL: <https://www.bas-soft.eu/> (дата звернення: 15.06.2026).

18. Постельняк С. А., Гриньова О. Є. Інтелектуальне управління асортиментом малого бізнесу. *Тези доповідей Міжнародної науково-практичної конференції молодих учених, аспірантів та студентів “Інформаційні технології в сучасному світі: дослідження молодих вчених”*: тези доп., м. Харків, 26–27 лют. 2026 р. Харків, 2026. С. 217.

19. Devlin J., Chang M. W., Lee K., Toutanova K. BERT: pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding. *arXiv*. 2018. URL: <https://arxiv.org/abs/1810.04805> (date of access: 15.06.2026).
20. Annamalai M. S. M. S., Bilogrevic I., De Cristofaro E. Beyond the crawl: unmasking browser fingerprinting in real user interactions. *arXiv*. 2025. URL: <https://arxiv.org/abs/2502.01608> (date of access: 15.06.2026).
21. Probst P., Wright M. N., Boulesteix A.-L. Hyperparameters and tuning strategies for random forest. *arXiv*. 2018. URL: <https://arxiv.org/abs/1804.03515> (date of access: 15.06.2026).
22. Bentéjac C., Csörgő A., Martínez-Muñoz G. A comparative analysis of XGBoost. *arXiv*. 2019. URL: <https://arxiv.org/abs/1911.01914> (date of access: 16.06.2026).