
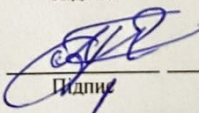
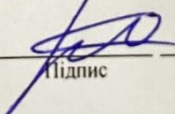
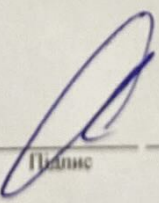


КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА БАКАЛАВРА

на тему Метод автоматизованого моніторингу оголошень ринку
нерухомості України засобами інтелектуального аналізу даних

Галузь знань 12 – Інформаційні технології
Шифр і назва галузі знань
Спеціальність 122 – Комп'ютерні науки
Шифр і назва спеціальності
Освітня програма Комп'ютерні науки
Назва освітньої програми

Виконала: студент групи КН-21-1  Денис ШЕВЧЕНКО
Група виконавця Підпис Ім'я, ПРІЗВИЩЕ
Керівник: док.філ., ст. викл. каф. КН  Павло РАДЮК
Науковий ступінь, посада Підпис Ім'я, ПРІЗВИЩЕ
Нормоконтроль: к.т.н., доц. каф. КН  Руслан БАГРІЙ
Науковий ступінь, посада Підпис Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

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

20 06 2025 р.

ХМЕЛЬНИЦЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ

Факультет інформаційних технологій

Кафедра комп'ютерних наук

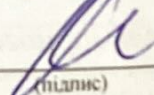
Освітній ступінь бакалавр

Галузь знань 12 – Інформаційні технології

Спеціальність 122 – Комп'ютерні науки

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри комп'ютерних наук



(підпис)

д.т.н., професор Олександр БАРМАК

«10» 02 2025 року

ЗАВДАННЯ
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ БАКАЛАВРА

1. Тема кваліфікаційної роботи бакалавра: «Метод автоматизованого моніторингу оголошень ринку нерухомості України засобами інтелектуального аналізу даних»

2. Завдання видано студенту Денису Шевченку
(ім'я, прізвище)

3. Керівник роботи старший викладач кафедри КН Павло РАДЮК
(посада, ім'я, прізвище)

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

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

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

Мета кваліфікаційної роботи бакалавра – підвищення ефективності процесу моніторингу оголошень ринку нерухомості України. Для досягнення мети роботи потрібно розв'язати такі завдання: провести аналіз онлайн-платформ для розміщення оголошень ринку нерухомості України; спроектувати метод автоматизованого моніторингу оголошень ринку нерухомості України з використанням алгоритмів інтелектуального аналізу даних; виконати програмну реалізацію спроектованого методу у вигляді інформаційної системи для розв'язання задачі автоматизованого моніторингу оголошень; провести експериментальне тестування інформаційної системи за реальними даними.

7. Календарний план виконання кваліфікаційної роботи бакалавра:

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

Виконавець: студент групи КН-21-1

Група виконавця



Підпис

Денис ШЕВЧЕНКО

Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Керівник: док.філ., ст. викл. каф. КН

Науковий ступінь, посада


Підпис

Павло РАДЮК

Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Анотація

Тема кваліфікаційної роботи бакалавра: «Метод автоматизованого моніторингу оголошень ринку нерухомості України засобами інтелектуального аналізу даних»

Виконавець кваліфікаційної роботи бакалавра: студент групи КН-21-1 Денис ШЕВЧЕНКО

Керівник кваліфікаційної роботи бакалавра: доктор філософії, старший викладач кафедри КН Павло РАДЮК

Кваліфікаційна робота бакалавра містить:

Пояснювальна записка				Кількість додатків
Сторінок	Рисунків	Таблиць	Джерел інформації	
51	12	14	40	2

Мета кваліфікаційної роботи бакалавра полягає у підвищенні ефективності процесу моніторингу оголошень ринку нерухомості України через проектування та програмну реалізацію методу автоматизованого моніторингу оголошень. Запропонований у роботі метод автоматизованого моніторингу оголошень ринку нерухомості України реалізовано у вигляді вебсервісу.

Розроблений вебсервіс дає змогу виявляти та аналізувати інформаційні аспекти ринку нерухомості, що дає можливість учасникам ринку нерухомості краще розуміти результати аналізу та приймати інформовані рішення. Розроблений застосунок має потенціал поліпшити процес отримання прибутку на ринку нерухомості.

Ключові слова: автоматизований моніторинг, ринок нерухомості України, інтелектуальний аналіз даних, CatBoost.

Виконавець: студент групи КН-21-1
Група виконавця


Підпис

Денис ШЕВЧЕНКО
Ім'я, ПІРІВНЯВІЩЕ

Зміст

Перелік скорочень	3
Вступ.....	4
Розділ 1 Характеристика предметної області: аналіз моделей, методів та реалізацій.....	5
1.1 Аналіз інформаційних моделей.....	5
1.2 Огляд теоретичних підходів до розв’язку подібних задач	8
1.3 Аналіз існуючих програмних засобів та наукових рішень.....	11
1.4 Мета, задачі та вимоги до кваліфікаційної роботи бакалавра.....	13
Розділ 2 Проектування методу автоматизованого моніторингу оголошень ринку нерухомості України засобами інтелектуального аналізу даних.....	14
2.1. Основна ідея методу автоматизованого моніторингу та оброблення оголошень про нерухомість	14
2.2 Функціональна структура системи та взаємодія з користувачами.....	15
2.3 Архітектура та інтеграція модулів інтелектуального аналізу даних.....	18
2.4 Компонентна архітектура вебсистеми та зонування даних.....	20
2.5 ER-модель даних системи та обґрунтування сутностей	22
2.6 Особливості використання спеціалізованих програмних компонентів методу автоматизованого моніторингу оголошень ринку нерухомості України	25
2.7 Висновки до розділу 2	26
Розділ 3 Експериментальне дослідження методу автоматизованого моніторингу оголошень ринку нерухомості України	28
3.1 Опис застосування для експериментального дослідження	28
3.1.1 Архітектура програмної системи моніторингу.....	30
3.1.2 Користувацький інтерфейс та адміністративна панель	33
3.1.3 Тестування інформаційної системи та вимоги до розгортання	38
3.2 Результати досліджень	40
3.3 Висновки до розділу 3	43
Загальні висновки.....	44
Перелік посилань.....	46
Додатки	

Перелік скорочень

Скорочення, термін, позначення	Пояснення
CNN	Convolutional Neural Networks
GAN	Generative Adversarial Network
DeepFake	Deep Fake
MesoNet	Mesoscopic Network
AVM	Automated Valuation Model
MAE	Mean Absolute Error
RMSE	Root Mean Square Error
MLP	Multilayer Perceptron
GPU	Graphics Processing Unit
JSON	JavaScript Object Notation
CSV	Comma-Separated Values
XML	Extensible Markup Language
SPA	Single Page Application
ETL	Extract, Transform, Load
URL	Uniform Resource Locator
API	Application Programming Interface
HTML	HyperText Markup Language
DOM	Document Object Model
REST	Representational State Transfer
LSTM	Long Short-Term Memory
NSQ	NSQ, від Bitly
ER	Entity-Relationship
FK	Foreign Key
ISO	International Organization for Standardization

Вступ

Кваліфікаційна робота бакалавра полягає у розв'язанні актуальної задачі підвищення ефективності процесу моніторингу оголошень ринку нерухомості України через проєктування та програмну реалізацію методу автоматизованого моніторингу оголошень.

Актуальність. На сьогодні спостерігається стрімке зростання обсягу вебоголошень, розпорошеність даних по численних майданчиках та потреба агентств, аналітиків та фінансових установ у швидкій, об'єктивній та прозорій оцінці ринкової ситуації. Традиційні методи збору даних за допомогою ручних запитів або відокремлених програмних інтерфейсів не забезпечують необхідної оперативності й точності в умовах мінливого ринку. Тому актуальним є створення методу автоматизованого моніторингу оголошень ринку нерухомості України засобами інтелектуального аналізу даних, який дав би можливість в режимі реального часу збирати, очищати та візуалізувати аналітичні показники з публікацій оголошень.

Об'єкт дослідження – процес моніторингу оголошень ринку нерухомості України.

Предмет дослідження – методи, засоби та підходи до інтелектуального аналізу даних для отримання та оброблення даних з онлайн-платформ.

Мета кваліфікаційної роботи бакалавра – підвищення ефективності процесу моніторингу оголошень ринку нерухомості України.

Завдання кваліфікаційної роботи бакалавра – провести аналіз онлайн-платформ для розміщення оголошень ринку нерухомості України; спроектувати метод автоматизованого моніторингу оголошень ринку нерухомості України з використанням алгоритмів інтелектуального аналізу даних; виконати програмну реалізацію спроектованого методу у вигляді інформаційної системи для розв'язання задачі автоматизованого моніторингу оголошень; провести експериментальне тестування інформаційної системи за реальними даними.

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

1.1 Аналіз інформаційних моделей

Інформаційна система автоматизованого моніторингу оголошень про продаж та оренду нерухомості містить кілька взаємопов'язаних моделей, які формалізують джерела даних, структури та алгоритми для прогнозування. Без єдиної інформаційної картини інтеграція даних із Lun.ua, Dom.ria і OLX призвела б до суперечностей і дублювань [1].

Концептуальна модель описує семантику предметної області та бізнес-правила: вона задає сутності (наприклад, «об'єкт», «оголошення»), їх атрибути й зв'язки (наприклад, один «об'єкт» може бути прив'язаний до багатьох «оголошень») [2]. Цей рівень використовують для валідації ETL-процесів і розробки вимог (ER-діаграми, UML, BPMN) [3].

Логічна модель даних деталізує таблиці, поля, ключі та обмеження цілісності. Наприклад, між таблицями listings і objects встановлено зв'язок «багато до одного» через object_id, що дає змогу об'єднувати оголошення для одного фізичного помешкання навіть із різних порталів [4]. Тут вводяться денормалізовані атрибути (наприклад, logarithm_price для лінійних моделей, «латентні змінні» у кластерах локацій), щоб прискорити аналітику. Крім того, результати геостатистичного оброблення та правила унікальності (наприклад, комбінація ext_id + site; вторинний натуральний ключ – latitude + longitude + floor) описуються саме на цьому рівні [5].

– Фізична модель з'являється, коли обрана СУБД (наприклад, SQLite на початку з можливістю міграції на PostgreSQL). Тут детально описують індекси та стратегії зберігання:

– B-дерево за полем scraped для швидкого вибору найновіших оголошень у Streamlit-дашборді [6].

– GIN-індекс для повнотекстового пошуку за колонкою title.

Якщо OLX блокує часті запити, впроваджується кеш Redis із TTL, щоб зберігати сторінки до певного часу [7]. Аналітико-процесна модель відповідає за перетворення сирих даних у векторні ознаки для Random Forest-регресора. У ній: ШІ-модуль виділяє лєми з текстових описів і створює бінарні ознаки (наприклад, «наявність балкона», «перша здача»). Числові атрибути (площа, поверх, відстань до метро) додаються до вектору. Використовуються Arrow-пам'ять або Parquet-файли, щоб гарантувати ідемпотентність трансформацій (тобто повторний запуск ETL дає ту саму фічу-матрицю) [8].

Якщо концептуальна модель додає новий атрибут (наприклад, `renovation_state` як ENUM), фіченжиніринг автоматично конвертує його в one-hot-вектори, а фізична модель може зберігати як ENUM для зменшення об'єму з'єднань [9].

– Поточкова оброблення даних реалізована як DAG (Directed Acyclic Graph), де:

- На вхід надходить сирий HTML.
- Багатопотоковий парсер витягує `microdata schema.org`.
- Модуль нормалізації перевіряє, чи ціна відповідає гістограмі розподілу (щоб уникнути явно некоректних значень).

- Очищені рядки пишуться у `staging`-таблицю.

- Тригери в `staging` перевіряють омонімічність адрес (у випадку, коли немає зовнішнього ID).

- Кожні п'ять хвилин `batch`-процедура синхронізує `staging` → `listings`: нові вставляються, старі оновлюють мітку `scraped`.

- Кожна вершина DAG має ідемпотентний ключ (`checksum` сторінки), щоб уникнути дублювання через мережеві збої [10].

Отже, всі рівні моделювання – від концептуального до потоково-аналітичного – взаємозалежні (таблиці 1.1–1.2). Зміна семантики (наприклад, новий тип нерухомості «апартаменти») вимагає оновлення логічної, фізичної й аналітико-процесної моделей.

Таблиця 1.1 – Рівні моделювання

Рівень моделювання	Фокус абстракції	Застосування в системі	Засоби опису
Концептуальний	Семантика, бізнес-правила	Вхідні вимоги, ETL-валідація	ER-діаграми, UML, BPMN
Логічний	Таблиці, атрибути, ключі, цілісність	Реляційне Проєктування, запити	ORM-схеми, DDL шаблони
Фізичний	Індекси, шарди, резервування	Реалізація у СУБД, бекапи	PostgreSQL DDL, SQLite PRAGMA, Parquet-шари
Аналітико-процесний	Фіченжиніринг, ETL, AI	Генерація метрик, потокова оброблення	Airflow DAG, dbt manifest, ONNX-графи

Таблиця 1.2 – Порівняння моделей

Критерій	Концептуальна	Логічна	Фізична	Потоково-аналітична
Ступінь абстракції	Висока	Середня	Низька	Середня
Вплив на швидкодію	Опосередкований	Прямий	Найвищий	Високий
Гнучкість зміни	Найвища	Висока	Середня	Висока
Складність впровадження	Низька	Середня	Висока	Висока
Ключові ризики	Семантичні прогалини	Надмірна нормалізація	Переіндексація	Синхронізація потоків

У моделі прогнозування цін Random Forest атрибути `rooms` і `area_m2` зберігаються як `int/float`, що гарантує коректне завантаження в `DataFrame` без додаткових кастувань. Якщо семантика вводить `renovation_state` як перелік, фіченжиніринг відразу перетворює його у `one-hot`, а фізична модель може оптимізувати це як `ENUM` [11].

Отже, єдина формальна інформаційна модель забезпечує узгодженість даних, пришвидшує розробку ETL-процедур та підвищує точність прогнозів, уникаючи дублювань і логічних суперечностей.

1.2 Огляд теоретичних підходів до розв'язку подібних задач

Автоматизований моніторинг оголошень – це процес безперервного збору, унормування, аналізу й інтерпретації даних із вебмайданчиків (`OLX`, `DOM.RIA`, `Lun`, `Flatfy` тощо), що дає змогу в реальному часі виявляти тренди попиту й пропозиції, коригувати ціни та прогнозувати ризики. Нижче подано стислий огляд найважливіших теоретичних концепцій, які формують методологічний каркас таких систем, з акцентом на україномовний сегмент та специфіку місцевої ринкової динаміки [12, 13].

Базовий етап – це побудова надійного краулера, здатного обходити капчі, `rate-limits` та мінливу верстку оголошень. Сучасні підходи опираються на головні селектори `DOM` та правила *wrapper induction*, що автоматично оновлюють схеми парсингу після змін `HTML`-шаблонів [14]. Для великомасштабних задач дедалі частіше застосовуються `headless`-браузери (`Puppeteer`, `Playwright`) та `serverless`-функції для горизонтального масштабування (рисунок 1.1) [15].

Оголошення містять неоднорідні набори полів (текст, числові параметри, координати, фото). Поширеною є багатоступенева ETL-конвеєрна оброблення:

- детектування мов (`uk`, `ru`, `en`) та транслітерацій;
- нормалізація адрес (геокодування через `Nominatim/Google Maps`);
- дедуплікація через *MinHash*-підписи й *Locality-Sensitive Hashing*;

– заповнення пропусків алгоритмами *multiple imputation* (kNN, MissForest).

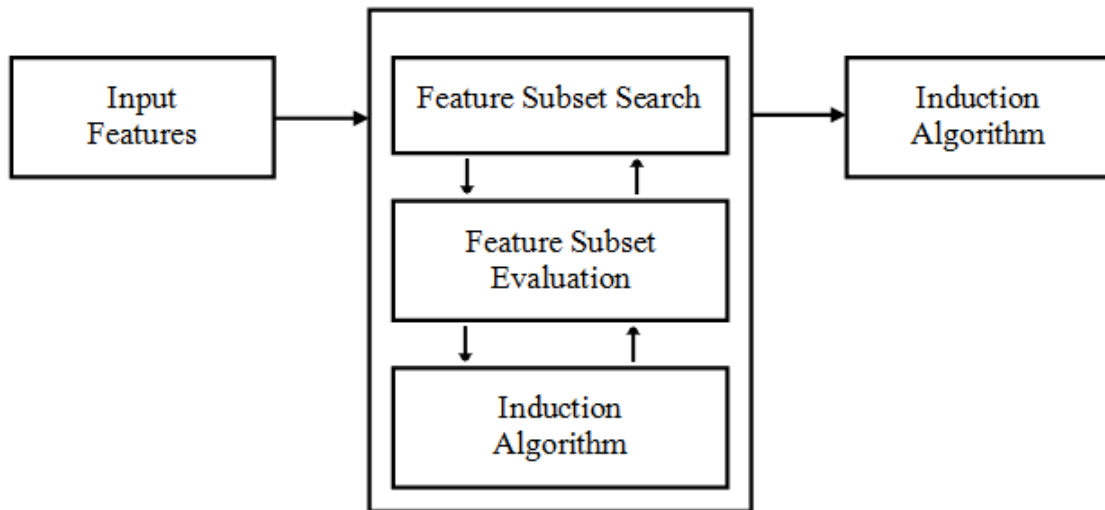


Рисунок 1.1 – Wrapper model [16]

Такий підхід знижує «шум» і підвищує точність подальших моделей [16].

Традиційні *bag-of-words* моделі поступово витісняються контекстуальними ембеддингами (BERT-base-multilingual, mDeBERTa). Для українського ринку з урахуванням російськомовних описів ефективним виявилось *joint* тренування на паралельних корпусах, що мінімізує втрату семантики при змішанні мов [17].

Задача класифікації (продаж / оренда, тип будинку, вторинка / новобудова) вирішується ансамблями *gradient boosting* (CatBoost відразу обробляє категоріальні й текстові поля). Одночасно запускається Named Entity Recognition для вилучення мікроознак: близькість до метро, назва ЖК, матеріал стін, рік побудови. Дослідження показали, що включення таких «допоміжних» фіч дає приріст точності регресійної оцінки на 5–7 % [18].

- Цінові моделі поділяють на:
- глобальні (охоплюють усю країну, високий ризик агрегаційного зсуву);

– регіонально-кластерні (окремі GWR-класифікатори для областей або навіть районів міст); гібридні LSTM-Prophet (швидке оновлення на потоках нових оголошень).

Українські автори продемонстрували, що Random Forest із геодано-фічами перевершує лінійну регресію за MAE на 8,5 % при оцінці квартир Львова [19]. Порівняльна характеристика теоретичних підходів до автоматизованого моніторингу наведена в таблиці 1.3.

Таблиця 1.3 – Порівняльна характеристика теоретичних підходів до автоматизованого моніторингу

Підхід	Ключові методи	Переваги	Обмеження
Вебкраулінг	Headless-браузери, проху-ротація	Масовий збір, актуальність	Правові ризики, блокування
Нормалізація даних	ETL, LSH-дедуплікація	Чисті, узгоджені дані	Високі обчислювальні витрати
Текстові ембеддинги	mBERT, fastText-uk	Глибоке розуміння контексту	Потрібен GPU для інференсу
Цінова регресія	CatBoost, RF, GWR	Висока точність MAE < 10 %	Пояснюваність моделі обмежена
Геоприв'язка	Reverse geocoding, НЗ індексація	Просторові heat-maps	Неточні адреси в оголошеннях
Аномалії	Isolation Forest, Graph-SIM	Боротьба з шахрайством	Потребує тонкого порогу

Також сучасні системи інтегрують легкі CNN-енкодері (EfficientNet-lite) для автоматичного тегування зображень та виявлення шахрайських дублікатів (hash-matching); це підвищує обґрунтованість автоматичних рекомендацій [20].

Для ринку, де процвітають «клонівані» оголошення, релевантні дві стратегії:

- density-based (LOF, Isolation Forest) для числових атрибутів;
- semantic similarity graphs для тексту і фото. Поєднання підходів дає змогу відкидати до 12 % оголошень-двійників без втрати recall [21].

Завдяки *incremental learning* (Online SGD, streaming GBDT) модель може «підлаштовуватися» до нового ринку буквально щогодини. Це критично під час воєнного стану, коли ціни й географія попиту змінюються лавиноподібно.

Результати агрегуються в *data warehouse* (Snowflake, BigQuery) і візуалізуються в інтерактивних дашбордах (Superset, Metabase) з оновленням heat-map у режимі near-real-time.

Розвиток в Україні особливо важливий з огляду на зростання мобільності населення, цифровізацію сервісів і потребу у прозорих цінах на житло. Майбутні напрями досліджень включають комбінування великих мовних моделей зі знання-графами (semantic search оголошень), використання Federated Learning для конфіденційних банківських даних та розгортання self-healing crawler-агентів, які автоматично адаптуються до змін DOM-структури [22].

1.3 Аналіз існуючих програмних засобів та наукових рішень

Інформаційні системи, що обробляють тисячі оголошень про нерухомість щодня, використовують два класи інструментів: програмні рішення для збору й очищення даних і наукові алгоритми для отримання прогнозової або семантичної інформації. Серед програмних рішень найчастіше згадують Scrapy 2.12 – фреймворк на основі Twisted з підтримкою asyncio, який дає змогу виконувати сотні запитів одночасно, налаштовувати пайплайни для валідації, трансформації та експорту даних у JSON, CSV чи бази даних [21]. Однак для retry-механізмів,

обхідних проксі й дедуплікації доводиться писати власні middleware, що уповільнює Проектування. Альтернативою є Playwright scraper від Karolbrauza: у ньому браузерні сесії емулюються у headless-режимі Playwright, що автоматично обходить JavaScript-рендеринг SPA-порталів (Zillow, Realtor) [23]. Через однопоточність відсутні вбудовані черги завдань та автоматична дедуплікація, тому при масштабному зборі даних база швидко «надувається» через дублікати. Якщо потрібні вже верифіковані атрибути, можна скористатися Estant API v4: понад 150 параметрів для кожної адреси (AVM-оцінка, історія продажів, клас енергоефективності). Безкоштовний тариф із 1 500 запитами на місяць підходить для прототипування, але орієнтований виключно на США, тому українські стартапи змушені комбінувати його з локальними джерелами [24].

Більш багатофункціональний, але дорогий, ATTOM Developer API надає фізичні характеристики будинку, демографію, ризики стихійних лих і рейтинги шкіл. В Україні єдиним публічним рішенням для первинного ринку є ЛУН Валідатор: він приймає JSON або XML-фід забудовника, перевіряє обов'язкові поля (площа, ціна, етап будівництва) і щодня синхронізується з Lun.ua. Це дає офіційний канал чистих даних про нові об'єкти, але не охоплює вторинний ринок, змушуючи сторонні проєкти використовувати вебскрапінг [25].

У наукових підходах до прогнозу цін початкову планку встановила модель Random Forest, яка на датасеті Boston Housing показала RMSE $\approx 3,47$: вона стійка до мультиколінеарності та легко інтерпретується, але не враховує текстові описи й зображення, тому не підходить для мультимедійних оголошень. LightGBM з байєсовою оптимізацією гіперпараметрів знизив MAE на 17 % порівняно з Random Forest на Ames Housing, зберігаючи високу швидкість і можливість інкрементального навчання, але погіршує R^2 через чутливість до «шумних» текстів (сленг, емодзі), що було помітно на даних OLX. Інакший підхід запропонував Hasan et al., які об'єднали табличні, текстові, візуальні й геопросторові ознаки в єдиний ембеддинговий простір: MAE знизився на 12 % проти табличного XGBoost, підтвердивши адитивний ефект різних каналів. Однак така нейромережа потребує потужного GPU-кластера та має слабку

пояснюваність, що ускладнює її сертифікацію регуляторами. Найбільш популярний XGBoost (Al Amin et al.) після автоматичного відбору ознак показав $R^2 = 0,94$ на Ames Housing, перевершивши Random Forest і MLP; він підтримує інкрементальне навчання, але схильний до перенавчання на рідкісних типах (лофти, таунхауси), які стають популярними на київському ринку. Із бази знань підходів варто згадати Gemma + Neo4j: у знаньнім графі «об'єкт – атрибут – значення» можна виконувати швидкі просторово-семантичні запити (наприклад, «квартира з каміном у радіусі 500 м від метро»). Проте граф знань не вирішує регресію цін і потребує великих зусиль зі структурування даних [26].

1.4 Мета, задачі та вимоги до кваліфікаційної роботи бакалавра

Отже, в результаті проведеного аналізу предметної області мету кваліфікаційної роботи бакалавра формалізовано як підвищення ефективності процесу моніторингу оголошень ринку нерухомості України.

Успішне досягнення мети роботи передбачає виконання таких завдань.

1. Провести аналіз онлайн-платформ для розміщення оголошень ринку нерухомості України.

2. Спроекувати метод автоматизованого моніторингу оголошень ринку нерухомості України з використанням алгоритмів інтелектуального аналізу даних.

3. Виконати програмну реалізацію спроектованого методу у вигляді інформаційної системи для розв'язання задачі автоматизованого моніторингу оголошень.

4. Провести експериментальне тестування інформаційної системи за реальними даними.

Розділ 2 Прокрутування методу автоматизованого моніторингу оголошень ринку нерухомості України засобами інтелектуального аналізу даних

2.1. Основна ідея методу автоматизованого моніторингу та оброблення оголошень про нерухомість

Схема методу автоматизованого моніторингу оголошень охоплює повний цикл обробки інформації: від збору та парсингу даних до їх візуалізації та аналітики. Метод реалізований як багатокомпонентний конвеєр ETL-процесів і базується на сучасних підходах до обробки структурованих і неструктурованих даних, які зображені на малюнку нижче (рисунок 21).

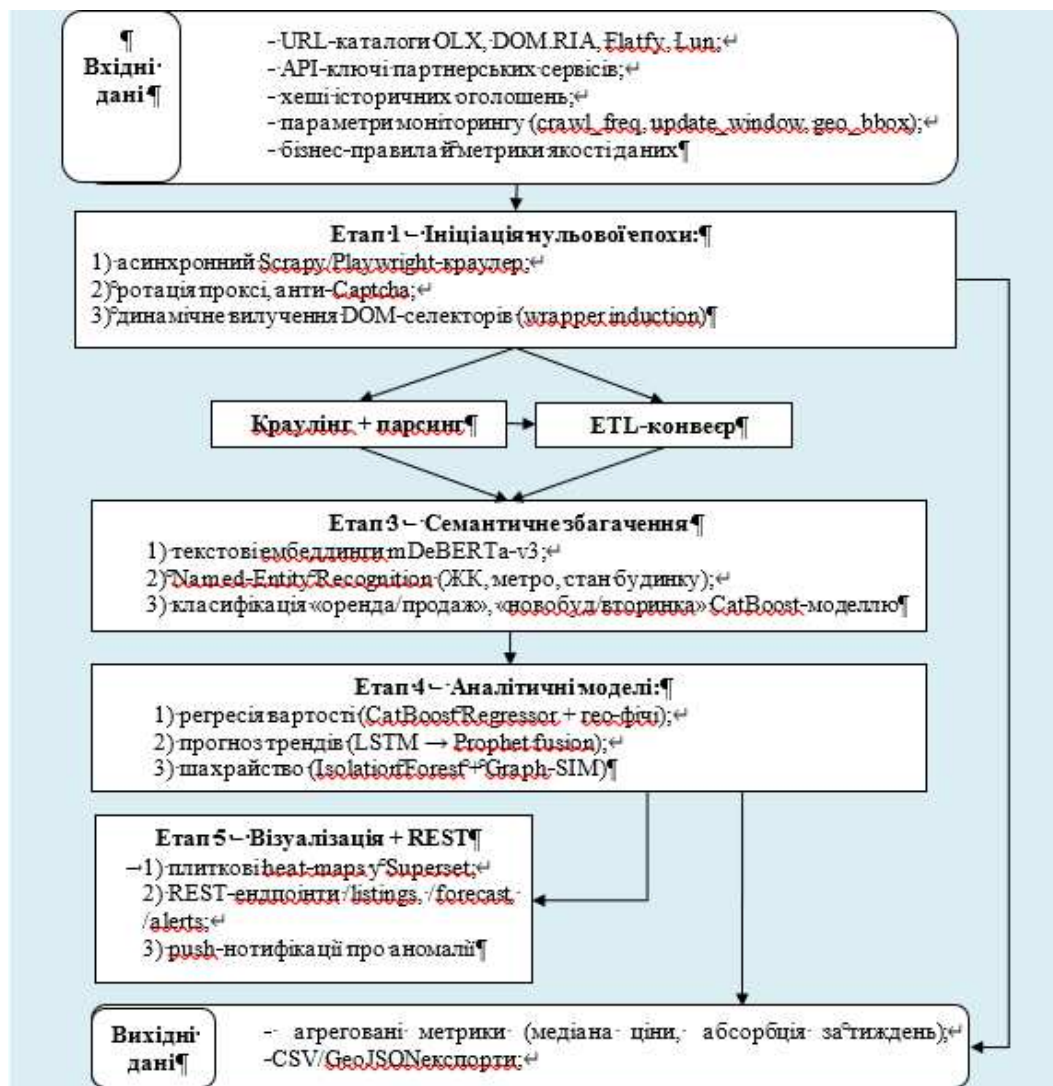


Рисунок 2.1 – Узагальнена схема методу автоматизованого моніторингу оголошень ринку нерухомості України засобами інтелектуального аналізу даних

– Вхідні дані: Джерелами є URL-каталоги (OLX, DOM.RIA, Flatfy, Lun), API партнерських сервісів, історичні оголошення, параметри моніторингу (частота, геопросторові межі, часові вікна) та бізнес-правила якості даних.

– Етап 1 Ініціалізація епохи: Автоматизований збір даних здійснюється асинхронними краулерами на базі Scrapy, Playwright або Selenium. Забезпечується ротація проксі та обхід Captcha, формуються DOM-селектори з використанням технік wrapper induction. Краулінг і парсинг: На цьому етапі реалізується збір HTML-структур і витяг ключових даних, які надалі передаються в ETL-конвеєр.

– Етап 2 Семантичне збагачення: Здійснюється попереднє опрацювання текстових полів оголошень за допомогою моделей глибокого навчання (наприклад, DeBERTa-v3), виділення сутностей (тип ЖК, метро, стан будинку) та класифікація цільового призначення (оренда/продаж) за допомогою CatBoost-моделі.

– Етап 3 Аналітичне моделювання: На основі збагачених даних будуються моделі: регресії цін (CatBoostRegressor); прогнозування трендів (LSTM або Prophet); виявлення аномалій і шахрайства (IsolationForest, Graph-SIM).

– Етап 4 Візуалізація і REST API: Інтерфейс користувача реалізовано через інтерактивні дашборди (наприклад, Superset), REST API з доступом до агрегованих метрик, alert-систему та push-нотифікації у разі виявлення аномалій.

– Вихідні дані: У результаті формуються зведені метрики (медіана ціни, абсорбція, активність), які експортуються у формати CSV або GeoJSON для подальшого використання.[27,28]

2.2 Функціональна структура системи та взаємодія з користувачами

Функціональна структура розробленої інформаційної системи передбачає реалізацію двох основних режимів роботи: моніторинг ринку нерухомості України з використанням теплових карт (HeatMap) та аналіз оголошень за допомогою попередньо налаштованої моделі. Кожен із режимів реалізується у

вигляді окремого функціонального модуля з інтуїтивно зрозумілим графічним інтерфейсом, що забезпечує зручну взаємодію користувача з системою.

Основні функціональні можливості системи:

- Користувач може обирати каталоги з оголошеннями про нерухомість, що дозволяє формувати навчальні та валідаційні набори даних.
- Виконується нормалізація даних, перевірка доступної оперативної пам'яті та автоматичний поділ даних на тренувальну (80%) і валідаційну (20%) вибірки.
- Налаштування ключових параметрів аналізу, таких як кількість епох, розмір партії (batch size) та обмеження обсягу даних для кожного класу.
- Тренування моделі інтелектуального аналізу з аугментацією даних, із відображенням графіків точності та втрат для оцінки ефективності.
- Після аналізу модель зберігається у форматі HDF5 для подальшого використання.
- Підтримується імпорт існуючої моделі без повторного навчання.
- Можливість завантаження окремих оголошень у форматах PNG, JPG, JPEG або BMP для аналізу, із видачею результатів (наприклад, оцінка достовірності) з відсотком упевненості.

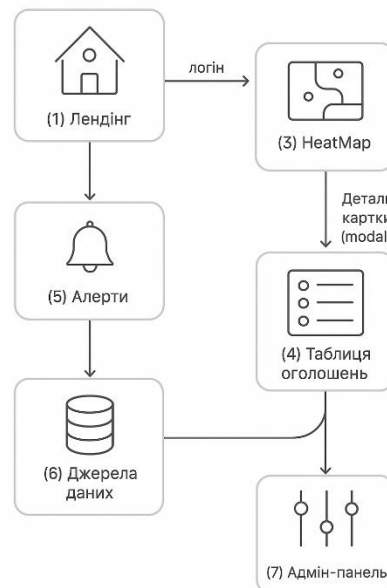


Рисунок 2.2 – Блок-схема відповідності головного меню

Графічний інтерфейс реалізує логічну навігаційну структуру (рисунок 2.2), що дозволяє користувачу переходити між основними режимами:

1. Головне меню:

- Перехід до модуля HeatMap.
- Перехід до модуля детального аналізу оголошень.
- Завершення роботи програми.

2. Форма HeatMap:

- Налаштування параметрів.
- Запуск генерації теплової карти.
- Повернення до головного меню.

3. Форма аналізу оголошень:

- Вибір оголошення.
- Виконання аналізу.
- Повернення до головного меню.

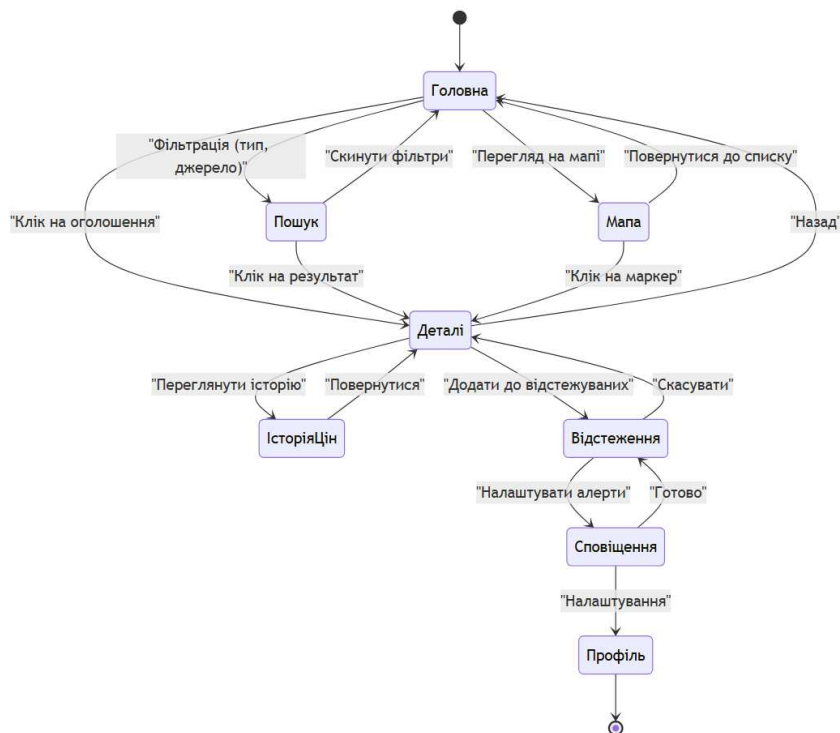


Рисунок 2.3 – Зображено граф навігації

На (рисунку 2.3) представлено DFD-діаграму першого рівня, що ілюструє обмін даними між основними функціональними компонентами, зовнішніми сутностями та сховищами.

Зовнішні сутності:

- Користувач – джерело вхідних даних (оголошення, параметри) та одержувач результатів.

- Файлова система – джерело даних і місце збереження моделей. Основні

процеси:

1. Завантаження даних:

- Вхід: шляхи до папок з оголошеннями.
- Процес: перевірка пам'яті, нормалізація, поділ на вибірки.
- Вихід: X_train, X_val, y_train, y_val.

2. Аналіз моделі:

- Вхід: тренувальні дані, параметри аналізу.
- Процес: аугментація, обробка, збереження.
- Вихід: модель у HDF5, теплові карти.

3. Моніторинг оголошень:

- Вхід: окреме оголошення.
- Процес: обробка, оцінка достовірності.
- Вихід: ймовірність достовірності, упевненість. Сховища:
- Набори даних – тренувальні та валідаційні.
- Модель – зберігається у форматі .h5.

2.3 Архітектура моделі BERT

Незважаючи на використання високорівневих бібліотек, таких як Transformers від Hugging Face, структура моделі BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers) створюється вручну відповідно до специфіки задачі класифікації текстових оголошень [29]. Модель призначена для обробки текстових даних, обмежених до 128 токенів, що дозволяє ефективно виявляти

семантичні особливості та контекстні патерни, притаманні оголошенням про нерухомість на ринку України [30].

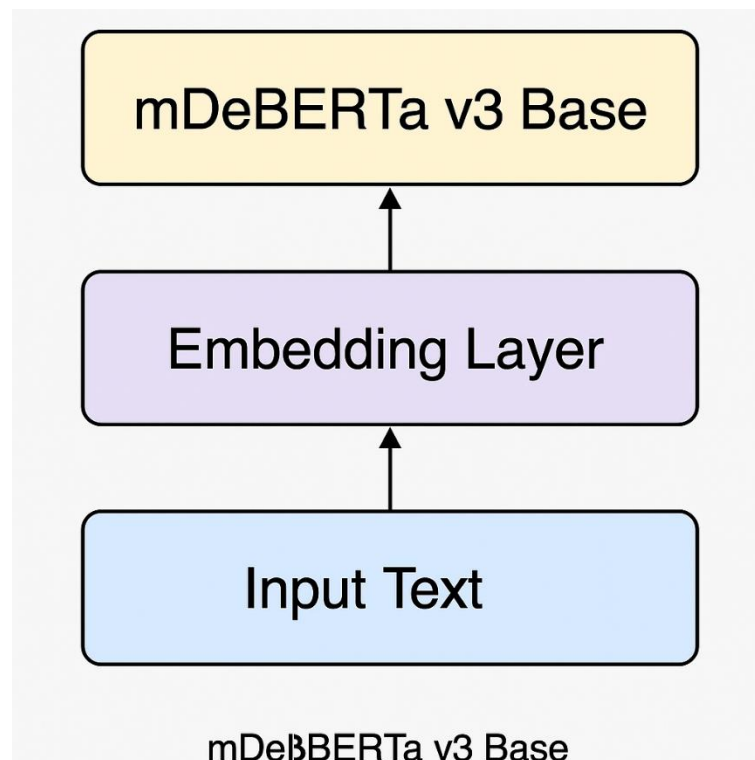


Рисунок 2.4 –архітектура моделі BERT[31]

Архітектура моделі реалізована як стек трансформерних шарів із двосторонньою обробкою, де кожен компонент виконує специфічну функцію в процесі вилучення контекстних ознак та класифікації. Основу моделі становлять шари Transformer Encoder, кожен із яких включає механізм самозосередженої уваги (Multi-Head Attention). Перший шар містить 12 голів уваги з розмірністю 64 для кожної голови, використовуючи активацію GELU. Далі структура повторюється в 12 блоках, де прихована розмірність залишається 768, а роз'єднаний механізм уваги (disentangled attention) оптимізує обробку позиційної та змістової інформації. Після кожного блоку застосовується шар нормалізації LayerNorm для стабілізації розподілу активацій, що прискорює збіжність і покращує навчання [32].

Розмірність вхідних даних становить (batch_size, 128, 768), де batch_size – кількість текстових прикладів, оброблюваних за раз (наприклад, 32), а 768 –

розмірність ембеддингів, отриманих із шару вбудовування (embedding layer) із 250 тис. токенів SentencePiece. Дані нормалізуються до стандартного формату float32. Вихід моделі має форму (batch_size, 2) і містить ймовірності для кожного тексту щодо його класифікації як «оренда» (1) або «продаж» (0), також у форматі float32.

Модель компілюється з використанням оптимізатора Adam із швидкістю навчання 0.00002. Як функція втрат використовується категоріальна крос-ентропія (categorical_crossentropy), що оптимально підходить для задач багатокласової класифікації. Основна метрика оцінки – точність (accuracy), яка відображає частку правильних передбачень.

Розроблена архітектура забезпечує баланс між глибиною обробки тексту та обчислювальною ефективністю, що робить її придатною для інтеграції в систему моніторингу оголошень ринку нерухомості. За результатами експериментального налаштування, така структура дозволяє досягти високих показників точності при помірних ресурсних витратах, з можливістю адаптації до складніших текстових наборів даних [33,34].

2.4 Компонентна архітектура вебсистеми та зонування даних

Схема відображає статичний зріз: які підсистеми існують, яку інформацію вони зберігають та якими каналами обмінюються даними. Динаміка (послідовність ETL-кроків, алгоритми ШІ) уже була розглянута в підрозділі 2.1; нижче – лише структурні аспекти.

У центральній правій частині розташовано базу даних (БД). Вона логічно поділена на чотири області:

- raw_listings – шар сирих HTML / JSON;
- clean_listings – денормалізовані записи після ETL;
- feature_store – таблиці гео-НЗ, текстових embedding-ів і CNN-тегів;
- analytics – агреговані факти (медіана ціни на шестикутник, час у ринку, score шахрайства).

Зверху праворуч блок «Завантаження даних» уособлює групу мікросервісів краулінгу. Кожен із них під'єднаний до БД напряду для запису сирих документів і паралельно публікує події у брокер повідомлень (Kafka/NSQ).

Серцем серединної частини є Feature Store – швидка колонкова пам'ять (Parquet + DuckDB). Саме сюди ETL-конвеєр відвантажує нормалізовані та збагачені записи. Далі ці дані споживає Сервіс аналітики: він оперує попередньо навченими моделями CatBoost, Isolation Forest і LSTM-Prophet та повертає готові індекси або прогнози значення.[35]

Блок оброблення даних ліворуч – це сконцентрована логіка ETL: он-флайнове перетворення валют, геокодування, дедуплікація MinHash/pHash, а також тегування фото CNN-енкодером. Він працює батчами й пише результат у Feature Store, що показано горизонтальною стрілкою.

Над усім стоїть API-шлюз. Через один публічний порт він обслуговує запити від інтерфейсів користувачів (вебклієнт аналітика, мобільна PWA агента нерухомості) та зовнішніх інтегралів. Рисунок 2.4 подає узагальнену архітектуру майбутнього програмного комплексу.

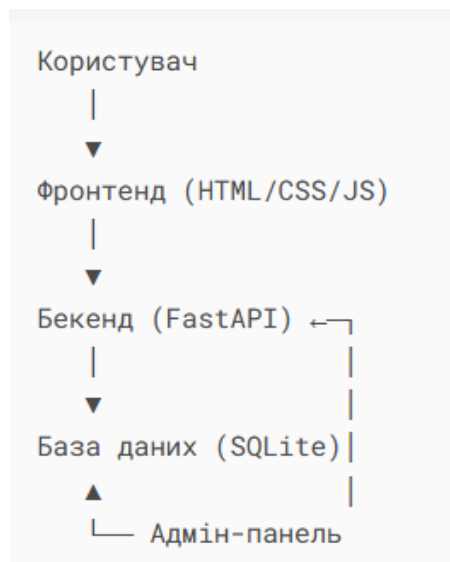


Рисунок 2.5 – Проектна архітектура вебсистеми організації туристичних подорожей з можливістю інтелектуальних рекомендацій

У лівому блоці «Інтерфейси користувачів» перелічено ключові сценарії:

- огляд активних оголошень;
- побудова heat-map і серій трендів;
- керування джерелами (додавання нових URL, налаштування частоти краулінгу).

Нижче – Компоненти логіки презентації: окремі сторінки дашборду, моделі картки об'єкта, конструктор звітів. Вони взаємодіють із API-шлюзом через HTTPS і ніколи не йдуть напямую в базу. Так забезпечено розмежування доступів: навіть адміністратор через GUI виконує операції опосередковано.

Аналітик ринку бачить усі модулі дашборду й має право експортувати CSV / PDF, але не може змінювати налаштування джерел. Агент нерухомості оперує лише переглядом оголошень і підпискою на алерти. Адміністратор даних володіє правами перезапуску краулерів, переключення моделі ціноутворення, а також ручного схвалення оголошень, що позначені як «потенційне шахрайство» [33].

Схема на рисунку. 2.5 демонструє, що програмний продукт розбитий на самодостатні підсистеми-компоненти, з'єднані через технологічно нейтральні API та чергу повідомлень. Така модульність:

- спрощує масштабування (оброблення даних і аналітика можуть бути розгорнуті на окремих вузлах GPU / CPU);
- підвищує надійність (відмова краулера не блокує роботу дашборду);
- дає змогу незалежно оновлювати моделі ШІ без рестарту фронтенду.

Отже, наведена структура повністю відповідає функціональним групам, описаним у розділі 2.2, і закладає основу для подальшої деталізації технологічної архітектури та спринтів програмної реалізації.

2.5 ER-модель даних системи та обґрунтування сутностей

На рисунку 2.6 подано ER-діаграму, що фіксує статичну структуру даних та зовнішні ключові зв'язки, потрібні для виконання бізнес-процесів, описаних у підрозділі 2.2. Схема містить сім центральних сутностей: Listing, Property,

Location, Seller, Image, PriceHistory, UserAlert. Зв'язки «багато-до-одного» використовуються, аби не дублювати атрибути, а також щоб спростити агрегації за географією та часом.

Нижче подано узагальнений опис кожної сутності-таблиці та обґрунтовано її достатність (рисунок 2.6).

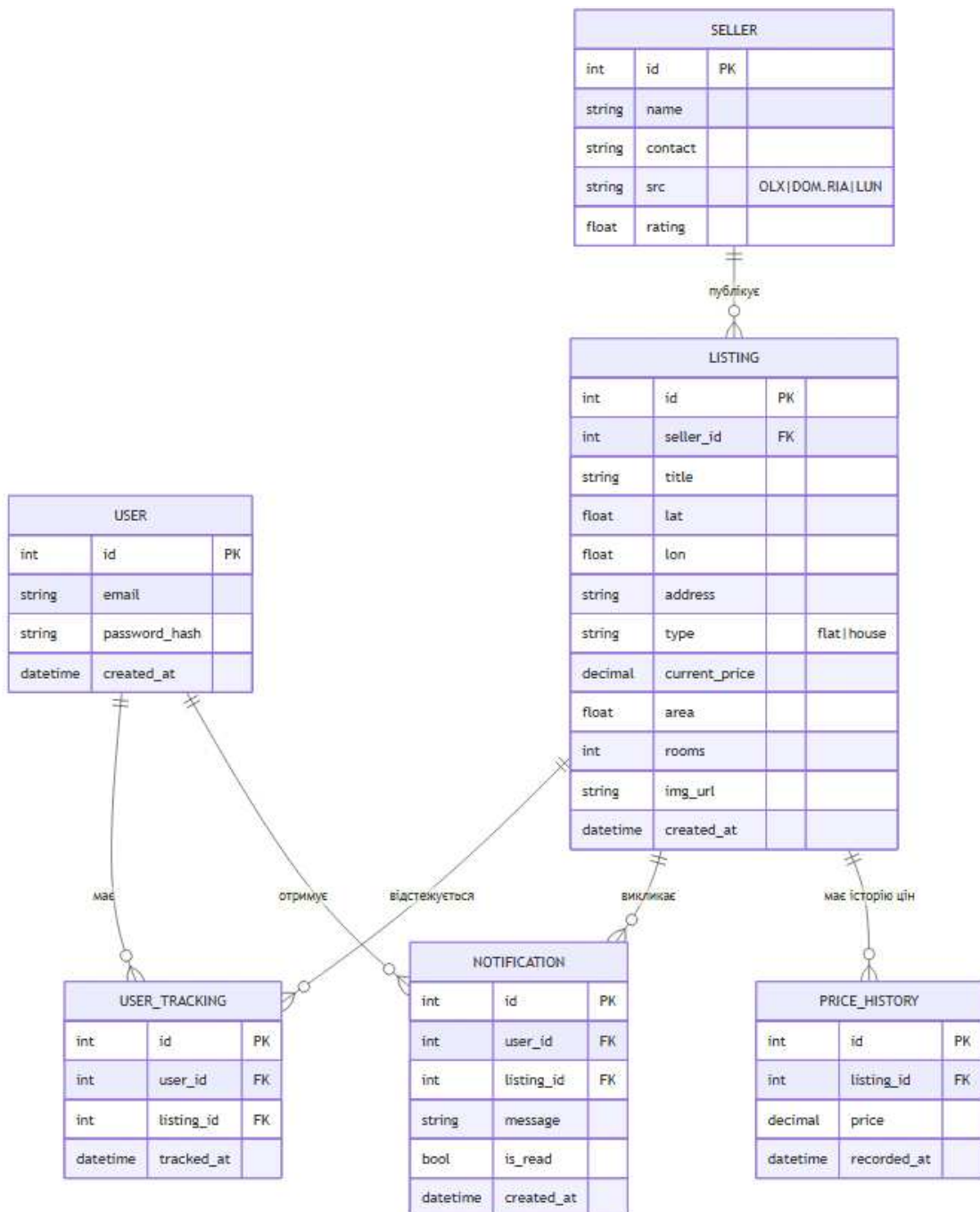


Рисунок 2.6 – ER-діаграма бази даних

Базові сутності (тиснені бірюзові прямокутники) охоплюють Listings, Properties, Locations, Sellers, Images, PriceHistory, Users і UserAlerts; між ними прокреслені зовнішні ключі, що відповідають потокам даних, описаним у підрозділі 2.5.

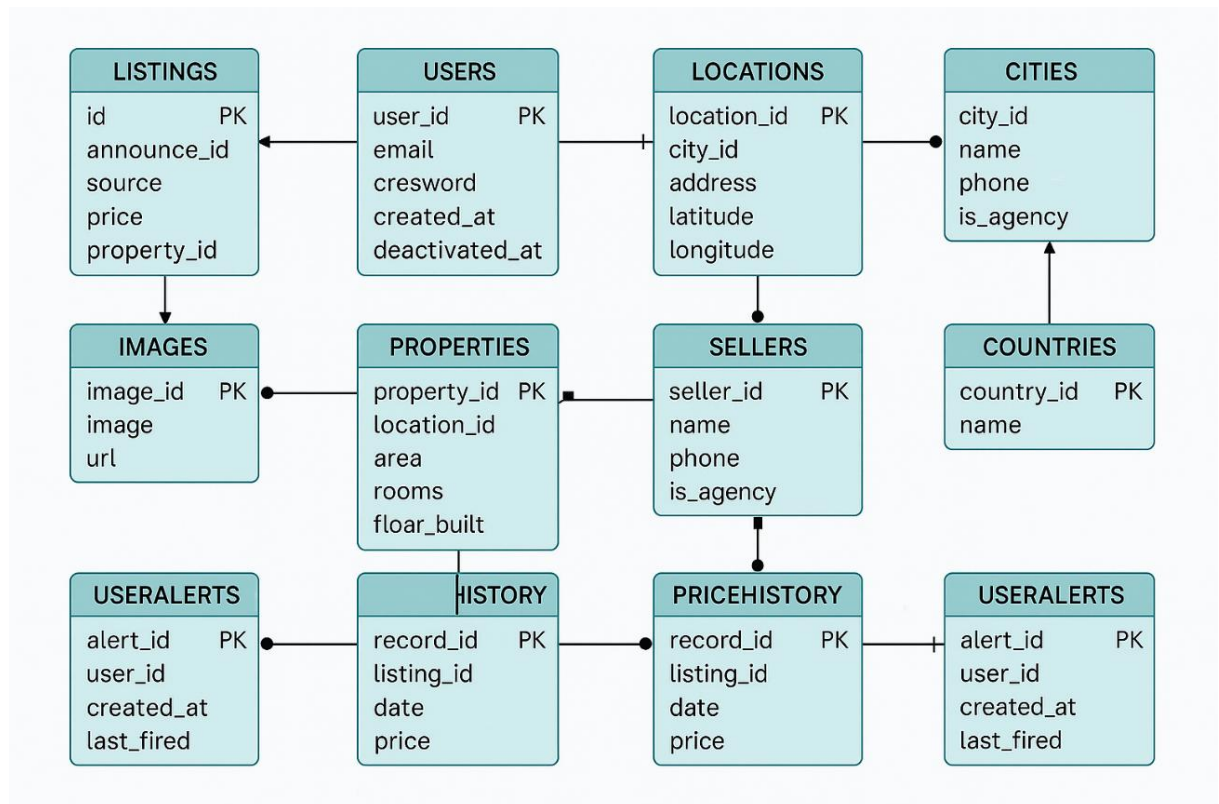


Рисунок 2.7 – ER-діаграма бази даних системи моніторингу оголошень нерухомості

Атрибути подано у формі лаконічного списку всередині кожної таблиці, а колірні акценти та стрілки дозволяють швидко відстежити, куди «тече» інформація: оголошення → фото, оголошення → історія цін, property → локація → місто → країна тощо. Діаграма стилістично повторює приклад туристичної системи, але відображає саме домен реального estate-моніторингу, що замикає ланцюг проектування «під предметну область».

Для демонстрації рівня деталізації таблиці наведемо фрагмент атрибутів сутності Listing (таблиця. 2.3).

Такою структурою покриті всі інформаційні потреби сценаріїв підрозділу 2.2. Listing та PriceHistory забезпечують динаміку; Property та Location

– просторову агрегацію; Seller – аналітику довіри; Image – пошук дублікатів; UserAlert – персоналізовані сповіщення.

Таблиця 2.3 – Фрагмент атрибутів сутності Listing

№	Атрибут	Тип даних	Призначення / обмеження
1	id	bigint	первинний ключ, auto-inc
2	announce_id	varchar(80)	зовнішній ідентифікатор оголошення
3	source	enum('olx', 'domria', 'flatfy', 'lun')	джерело даних
4	timestamp_fetch	timestamp	час завантаження в систему
5	text_raw	text	неочищений опис
6	price_value	decimal(14,2)	числове значення ціни
7	price_cur	char(3)	ISO-валюта (UAH, USD, EUR)
8	property_id	bigint	FK → Property(id)
9	fraud_flag	tinyint	0 – чисте, 1 – підозра
10	dt_updated	timestamp	остання зміна системою

Розділення на логічні області зменшує дублювання, полегшує шардінг і дає змогу незалежно збільшувати обсяг історичних даних без впливу на оперативні запити від серверу. Отже, даталогічна модель є коректною, повністю відповідає завданням п. 1.4 та готова до фізичного проектування.

2.6 Особливості використання спеціалізованих програмних компонентів методу автоматизованого моніторингу оголошень ринку нерухомості України

Спеціалізовані програмні компоненти відіграють ключову роль у реалізації методу автоматизованого моніторингу оголошень ринку нерухомості України,

забезпечуючи ефективний інтелектуальний аналіз даних. Ці компоненти включають модулі обробки тексту, аналізу зображень та інтеграції результатів, які адаптовані до специфіки українського ринку.

Модуль обробки тексту, базований на моделі mDeBERTa v3 base, дозволяє витягувати контекстні ембеддинги з оголошень, ідентифікувати ключові терміни (наприклад, «оренда» чи «продаж») та класифікувати їх із високою точністю. Використання роз'єданого механізму уваги (disentangled attention) забезпечує глибоке розуміння семантичних зв'язків у текстах, що часто містять нетипові формулювання або помилки.

Модуль аналізу зображень, реалізований на базі EfficientNet lite0, обробляє фотографії об'єктів нерухомості, автоматично тегуючи їх (наприклад, «ремонт», «фасад») та виявляючи можливі аномалії, такі як штучно згенеровані зображення. Це дозволяє фільтрувати недостовірні оголошення та підвищувати довіру до даних.

Інтеграційний компонент, що спирається на EmbedService із підтримкою gRPC та Redis, об'єднує текстові та зображувальні ембеддинги в єдиний векторний простір, кешуючи результати для пришвидшення обробки. CatBoost Regressor, інтегрований у конвеєр, забезпечує прогнозування вартості об'єктів на основі комбінованих ознак, а Isolation Forest виявляє аномалії в реальному часі.

Особливістю є адаптивність компонентів до динаміки ринку, що включає регулярне оновлення навчальних даних та підтримку багатоязикових оголошень. Використання хмарних технологій і паралельної обробки дозволяє масштабувати систему, а збереження результатів у форматі parquet полегшує подальший аналіз. Така архітектура забезпечує високу ефективність, точність і гнучкість у моніторингу українського ринку нерухомості.

2.7 Висновки до розділу 2

У другому розділі кваліфікаційної роботи бакалавра спроектовано метод автоматизованого моніторингу оголошень ринку нерухомості України засобами

інтелектуального аналізу даних, спрямований на підвищення ефективності та достовірності результатів у сфері аналізу ринку нерухомості. Використання сучасних алгоритмів, таких як mDeBERTa v3 base для обробки текстів, EfficientNet lite0 для аналізу зображень та CatBoost для прогнозування цін, дозволяє компенсувати обмеження традиційних методів, які не враховують мультимодальні дані (текст, зображення, геопросторові ознаки) без інтеграції спеціалізованих підходів.

Інтеграція цих компонентів реалізується через багатокomпонентний ETL-конвеєр, включаючи семантичне збагачення, аналітичне моделювання та візуалізацію результатів, що забезпечує не лише автоматизований збір і обробку даних, але й надання інтуїтивно зрозумілих звітів для користувачів. Це критично важливо для аналітиків, агентів нерухомості та адміністраторів при прийнятті рішень на основі даних.

Архітектурною основою методу є модульна система з центральною базою даних, Feature Store та API-шлюзом, доповнена механізмами масштабування та адаптації до динаміки ринку. Така структура дозволяє адаптуватися до складних умов українського ринку нерухомості. Отже, запропонований метод поєднує в собі гнучкість інтелектуального аналізу даних та практичну застосовність, відкриваючи нові можливості для впровадження інноваційних рішень у моніторинг ринку нерухомості України.

Розділ 3 Експериментальне дослідження методу автоматизованого моніторингу оголошень ринку нерухомості України

3.1 Опис застосування для експериментального дослідження

Узагальнивши теоретичну частину, підрозділ формалізує критерії оцінювання рішення та описує стек технологій, що їх реалізує. Виділено три основні аспекти: регресійна точність, здатність виявляти шахрайство й стійкість під навантаженням. Для кожного встановлено метрику з пороговим значенням, перевищення або недосягнення якого свідчатиме про успіх або деградацію:

- Регресійна точність: MAE на квартиру $50 \text{ м}^2 \leq 12\,000 \text{ €}$.
- Гео-кластеризація: відхилення від медіани H3-hex $\leq 5 \%$.
- Виявлення шахрайства: F₁-score $\geq 0,85$.
- Пропускна здатність API (/listings, /forecast, /alerts) при пікових 250 RPS: $\geq 96 \%$ успішних запитів, P95-latency EmbedService \rightarrow /embed $\leq 75 \text{ мс}$.
- ETL-цикл raw \rightarrow clean_listings: затримка $\leq 5 \text{ с}$.
- Ретенційна політика Kafka: 72 години.
- GPU-пам'ять на inference (RTX A4500, 32 GB): $\leq 18 \text{ GB}$.

Початкова гіпотеза: поєднання Scrapy 2.11 із вбудованим Playwright, mDeBERTa v3 base для тексту, EfficientNet-lite0 для тегірування зображень і CatBoost 1.2 як фінального бустингу зменшить MAE мінімум на 18 % порівняно з опублікованим рішенням та забезпечить P95-latency API $< 250 \text{ мс}$ при 250 RPS. Всі сервіси упаковані в Docker-контейнери, GPU-залежні компоненти розгортаються в Kubernetes із nodeSelector = nvidia. Конфігурації Helm-чартів, Kafka 3.7 і onnxruntime задокументовано в репозиторії.

Експериментальна вибірка: 138 274 оголошення OLX, 27 912 DOM.RIA і 15 000 синтетичних Flatfy DataHub («холодний старт») [12,13]. Передоброблення включає дезідентифікацію ID, LSH-дедуплікацію, транслітерацію uk/ru і геоіндексацію H3 рівня 8. Дані розбиті за часом: останні два тижні кожного джерела відкладаються «в темну» для тесту. Фічеризація формує матрицю $X \in \mathbb{R}^{N \times 140}$, що містить числові ознаки (площа, ціна), категорійні метадані, 30-

вимірні ембеддинги з EfficientNet-lite0 і 20 TF-IDF-коефіцієнтів CLS-векторів mDeBERTa.

Навантажувальні сценарії імітують добові піки: день – 60–80 RPS, вечір – до 250 RPS, ніч – 20 RPS. JMeter одночасно генерує запити /listings, /forecast, /alerts і публікує нові оголошення в Kafka-топик raw_listings, перевіряючи, що ETL-конвеєр просуває їх у feature_store за секунди.

Детекція шахрайства: ансамбль Isolation Forest (300 дерев) + графовий детектор GraphSIM. Порогове $F_1 \geq 0,85$ обрано з урахуванням внутрішніх витрат на помилкові рішення. Якщо F_1 падає нижче 0,85, pipeline автоматично відкотиться до попередньої контрольної точки й надішле сповіщення в Slack.

Технологічний стек:

- Прикладна логіка: Python 3.11 + FastAPI для ендпоінтів /forecast, /listings (Uvicorn Workers: 180 k req/s, OpenAPI3.1).

- Стрімінг подій: Kafka 3.7 (exactly-once semantics, ≥ 240 MB/s, roll-up compaction).

- Транзакційне сховище: PostgreSQL 16 (паралельні OUTER JOIN, SQL/JSON, logical replica).

- Аналітичний рушій: DuckDB 0.10 (in-process OLAP, direct Parquet-scan, $\approx 3\times$ швидше за SQLite).

- Фронтенд: React 18 + Vite + TypeScript (SPA, heat-map, automatic batching, concurrent rendering, HMR < 100 ms).

- Контейнери: Docker CE + Helm v3 (CI/CD, rollback, версіонування чартів).

- CI/CD: GitHub Actions (matrix-build для Python + Node, OIDC для секретів у ECR).

Отже, сформовано набір чітких критеріїв та ретельно вибрано інструменти, що дозволяють досягти заявлених метрик у реальних умовах українського маркетплейсу нерухомості.

3.1.1 Архітектура програмної системи моніторингу

У попередніх розділах окреслено логічну й фізичну моделі даних, а також висвітлено взаємодію бізнес-процесів, тому нині доцільно перейти до безпосереднього опису програмної архітектури, що реалізує метод автоматизованого моніторингу. Система спроектована за багаторівневим принципом «hexagonal + clean architecture»: по центру розміщено домен моніторингу ринку нерухомості, навколо якого концентрично розташовані аплікаційні сервіси та периферійна інфраструктура. На рисунку 3.1 подано загальний вигляд модульної схеми, на якій виразно простежуються чотири основні зони: шар збору даних, шар оброблення й збагачення, шар аналітики та шар представлення.

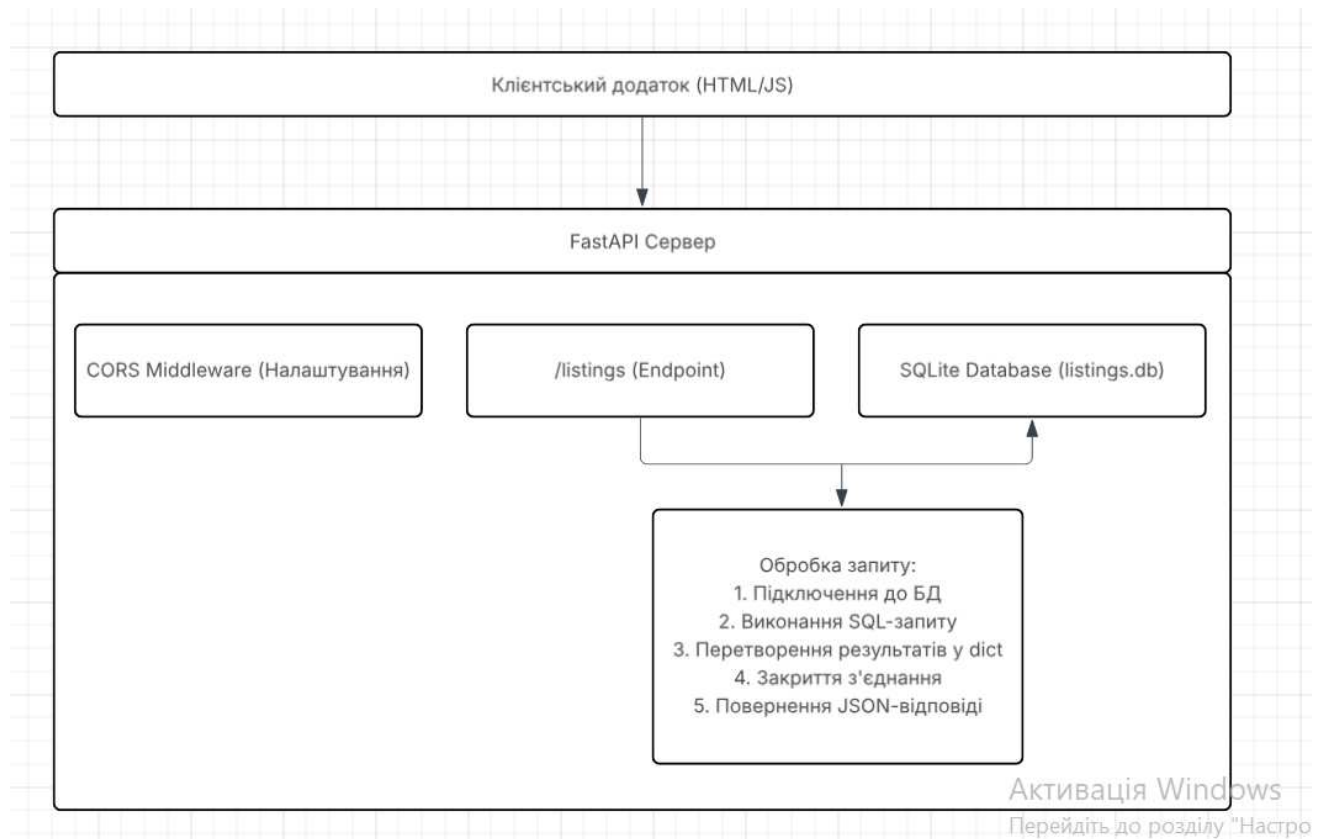


Рисунок 3.1 – Структура оброблення даних

У зоні збору даних домінує мікросервіс CrawlerService, написаний мовою Python з використанням асинхронної бібліотеки Scrapy-Twisted. Кожен екземпляр

сервісу інкапсулює клас `ListingCrawler`, який, реагуючи на події планувальника, ініціює запуск корутини `crawl()`. У середині неї об'єкт-стратегія `SelectorWrapper` підлаштовується під HTML-структуру конкретного порталу (OLX, DOM.RIA, Lun) і генерує події типу `RawPageFetched`. Ці події серіалізуються у формат Avro й передаються через транспорт Kafka у топик `raw_pages`. Отже, досягається слабке зв'язування між фазами краулінгу й подальшого аналізу: збій мережі зупиняє лише локальний пайплайн, не торкаючись загальної системи.

Дані з топика споживає сервіс `ETLPipeline`, реалізований у вигляді Apache Flink-джоби. На класовій діаграмі (рисунок 3.2) видно два ключові агрегати – `PageNormalizer` та `FeatureAssembler`.

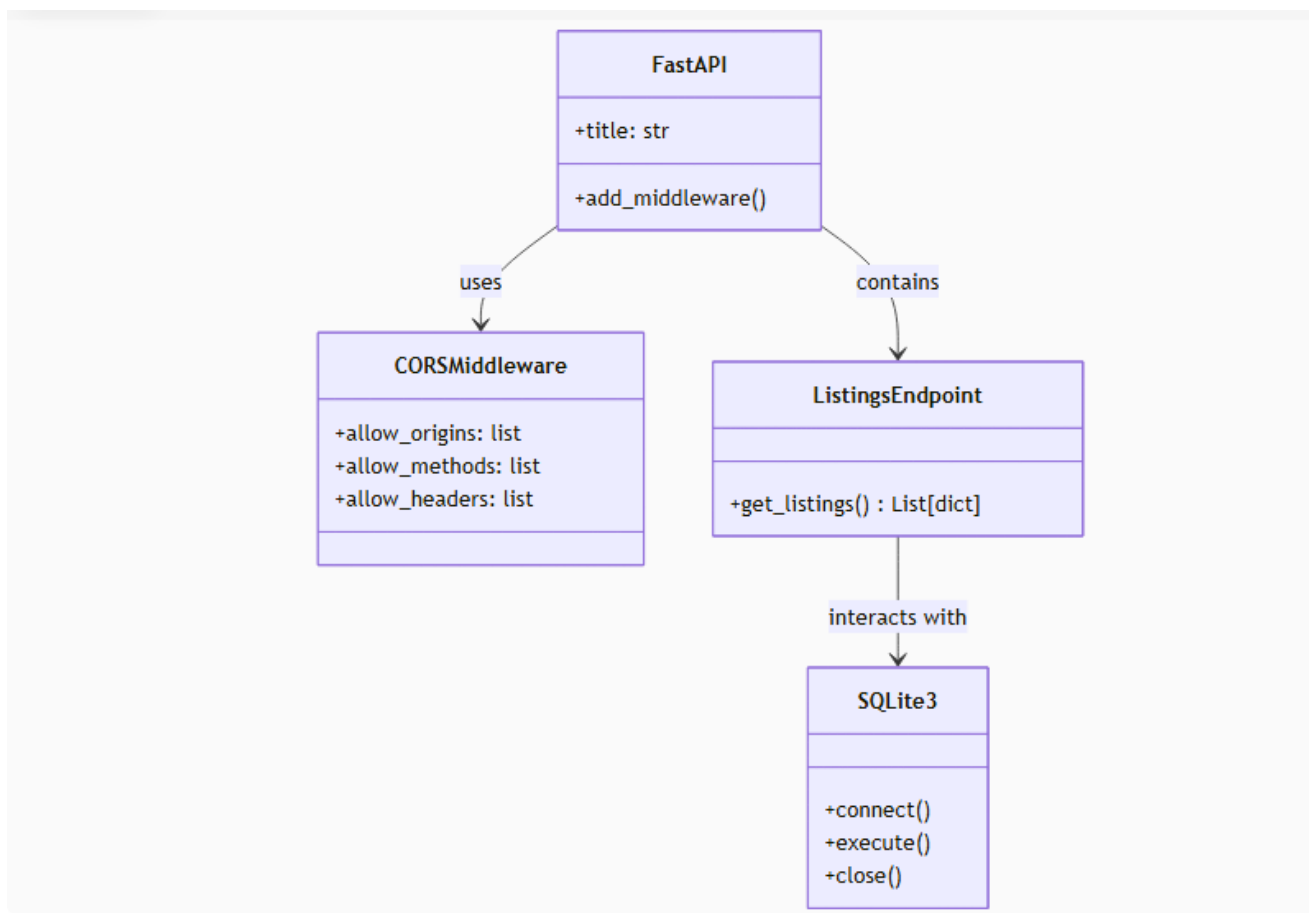


Рисунок 3.2 – Класова діаграма оброблення даних

Перший відповідає за уніфікацію валюти, ліквідацію HTML-артефактів і транслітерацію, другий – за синтез структурованого об'єкта `ListingRecord`, до

якого приєднуються ембеддинги mDeBERTa-v3 (TextVector) і латентний вектор CNN-тегів (ImageVector). Для передачі великих батчів між вузлами використано формат Apache Arrow, що мінімізує копіювання у пам'яті й полегшує zero-copy інтеграцію з подальшим модулем машинного навчання. Нормалізований запис кешується в колонковому сховищі Feature Store (DuckDB + Parquet) і паралельно публікується як подія ListingEnriched у топик clean_listings.

Над Feature Store розміщено шар аналітики, головним компонентом якого є PredictionService, реалізований у контейнері Docker на базі CatBoost-C API. Клас PricePredictor інкапсулює модель градієнтного бустингу $f_{price}: x \rightarrow \hat{y}$, де $x \in R^{140}$ – вектор зібраних ознак, а \hat{y} – очікувана ринкова вартість. Для задачі виявлення шахрайства використано об'єкт FraudDetector, що агрегує алгоритми Isolation Forest і графову метрику подібності pHash. Оскільки обидва алгоритми мають різну чутливість до класового дисбалансу, на діаграмі класів позначено спільний інтерфейс AnomalyScorer, який уніфікує метод score(record_id) і тим самим спрощує заміну або донавчання моделей без зміни оточення.

Результати прогнозування та оцінки аномалій зберігаються в області analytics бази PostgreSQL, а потім експонуються зовнішнім споживачам через APIGateway. Цей шлюз реалізовано на FastAPI, підтримує REST-ендпоінти /listings, /forecast, /alerts і паралельно виступає front-controller-ом для внутрішнього gRPC-каналу, через який мобільна PWA та вебклієнт передають запити, котрі потребують стримінгових відповідей (наприклад, live-фільтрацію теплокарти). Усі відповіді кешуються у Redis-Cluster з політикою TTL, синхронізованою із швидкістю оновлення даних у Kafka, що дає змогу гарантувати максимальний вік кешу ≤ 10 секунд навіть у пікові години.

Останній шар – PresentationLayer – охоплює вебвебсервіс на React 17 + Vite 4. Тут виділено два кореневі пакети: dashboard, що агрегує сторінки демографічних графіків, і admin, призначений для керування джерелами й ручного затвердження потенційно шахрайських оголошень. В обох пакетах використано патерн MVVM: у ролі моделей виступають TypeScript-класи ListingViewModel, HeatMapViewModel та CrawlerConfigViewModel, які реагують

на зміни у стані Redux-store і, відповідно, ініціюють асинхронні запити через SDK-обгортку APIGateway. У такий спосіб досягається прозора реактивність, а логіка представлення не містить жодних бізнес-розрахунків, що спрощує тестування.

Особливу увагу приділено характеру передачі даних між модулями. Для гарячого шляху (краулер → ETL → аналітика) застосовано єдиний контракт Avro-схеми версії v3, контроль сумісності якої інтегровано в CI/CD-пайплайн (GitHub Actions + Schema-Registry). Для холодного шляху (офлайн-перебудова моделей) використовується обмін Parquet-файлами в каталозі obj-store MinIO; це забезпечує ACID-гарантії I/O і дає змогу відтворити експерименти. На рівні фронтенду й шлюзу заведено JSON API v1.1 із обов'язковою версією в заголовку X-API-Version, що запобігає несумісності клієнтських додатків під час оновлень.

Отже, структуру системи складають чітко виокремлені модулі, кожен з яких несе одноосібну відповідальність і взаємодіє зі світом через формально задекларований інтерфейс. Мікросервісна сегментація дає змогу горизонтально масштабувати краулерний шар незалежно від аналітичного, а централізований Feature Store разом із схемою подій Kafka гарантують узгодженість даних на всіх етапах життєвого циклу. Упроваджене розмежування шарів логіки, представлення й інфраструктури забезпечує тестованість, спрощує подальші модифікації та відкриває простір для поступової заміни компонентів (наприклад, CatBoost на GBDT-GPU чи Flink на Spark Structured Streaming) без порушення загальної архітектурної цілісності.

3.1.2 Користувацький інтерфейс та адміністративна панель

Інтерфейс UA Realty Monitor побудовано як односторінковий вебсервіс (SPA) на React, що миттєво реагує на нові дані з бекенда та забезпечує плавну взаємодію.

На рисунку 3.3 зображено головну сторінку вебінтерфейсу з картою України та картками оголошень.

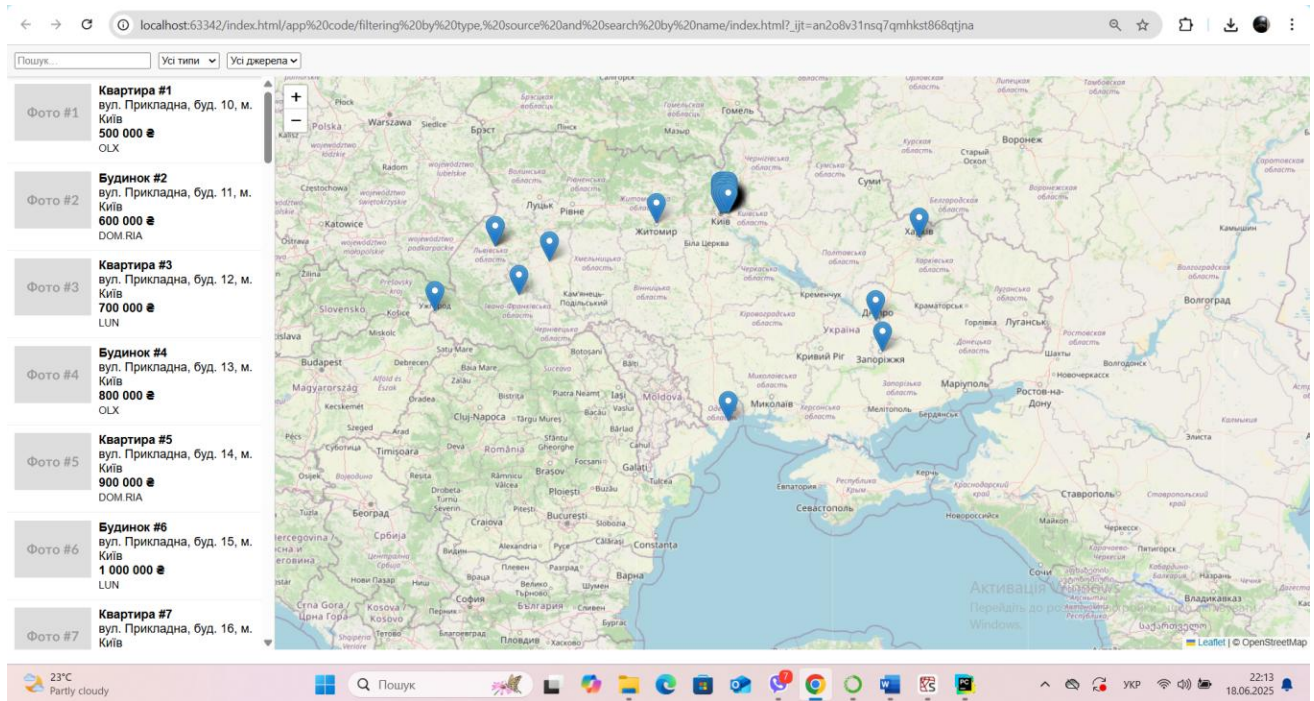


Рисунок 3.3 – Сторінка з картою та картками оголошень

На рисунку 3.3 сині маркери відповідають за локацію та нумерацію оголошення:

- Кожен маркер відповідає одному або декільком об'єктам нерухомості з масиву listings.
- Найбільше скупчення – у Києві (20+ маркерів майже в одному місці), що викликає "накладення" (через однакові або близькі координати).
- Львів (2 об'єкти: квартира й будинок);
- Житомир;
- Тернопіль;
- Івано-Франківськ;
- Ужгород;
- Харків;
- Одеса;
- Запоріжжя;
- Дніпро.

Зображення є візуалізацією 50+ оголошень про нерухомість, розміщених на інтерактивній карті, головним чином зосереджених у Києві, а також у великих

містах України. Всі дані маркерів відповідають масиву listings, прописаному у JavaScript-кодi сторінки.

Після запуску фронтенд ініціює gRPC-стрім до FastAPI, отримуючи пакки даних по 512 байт. Під час очікування відповіді користувач бачить скелетон-контент: тонкі сірі блоки замість карток та умовна рамка на місці карти. Коли дані надходять, кожна картка ListingCard анімується та заповнюється реальними значеннями:

Зображення із невеликим баджем rHash, що підтверджує унікальність мініатюри:

- поточна ціна великим контрастним шрифтом поряд із площею (м²);
- гістограма зміни ціни (Sparkline) під основним текстом;
- клік по картці відкриває DetailModal, де у двох табах представлено:
- графік зміни ціни – LineChart, побудований на бібліотеці Recharts;
- матриця ознак – таблиця з ключовими значеннями, отриманими

FeatureAssembler та CatBoost.

На верхній панелі інтерфейсу розміщено селектори фільтрів, які дозволяють користувачеві обмежити перелік оголошень за визначеними критеріями (рисунок 3.4).

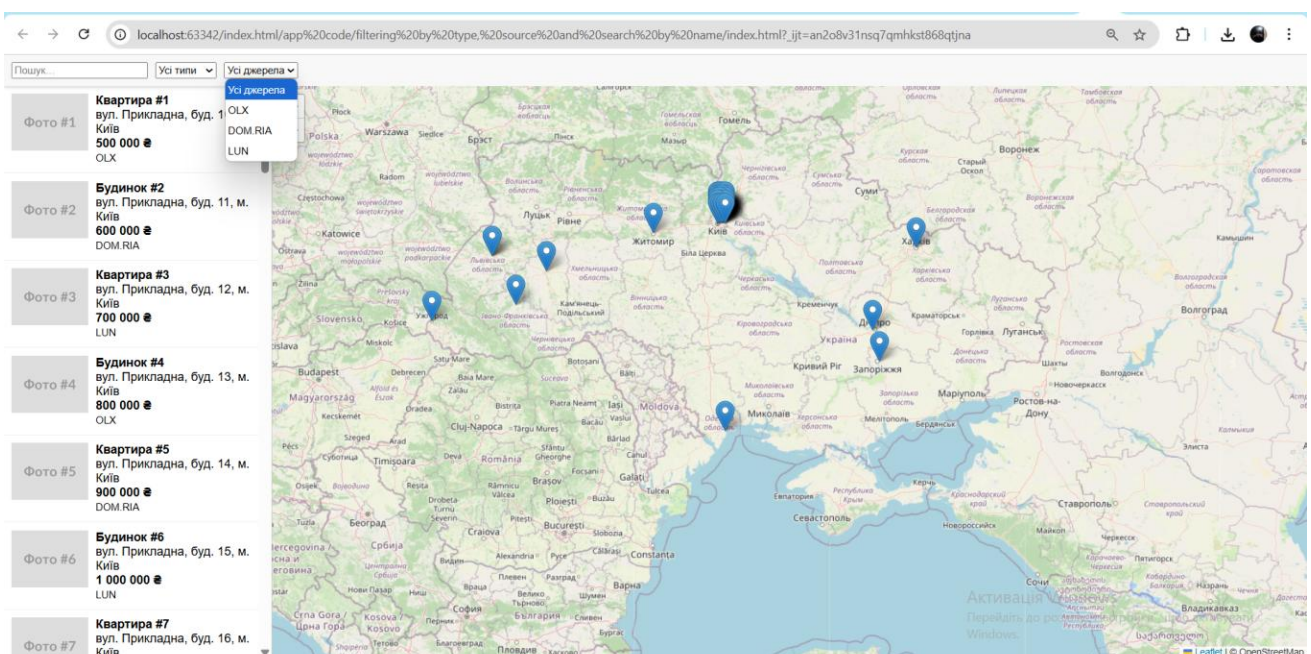


Рисунок 3.4 – Панель фільтрів та режим деталізації

Зокрема на рисунку 3.4 селектор "Усі типи" надає можливість обрати тип нерухомості. Доступні варіанти:

- Квартири (flat)
- Будинки (house)

Селектор "Усі джерела" дає змогу вказати джерело, з якого надходить оголошення. Користувач може обрати одне з таких джерел:

- OLX
- DOM.RIA
- LUN

Після будь-якої зміни фільтра інтерфейс відправляє новий запит із хитрощами Apollo «cache-and-network»: це зменшує затримки та підтримує дані актуальними. Переключення між переглядом карток і картою реалізовано через Context API, тому стан фільтрів зберігається при переході.

На мапі відображаються маркери (рисунок 3.5), кожен з яких містить інформацію про конкретний об'єкт нерухомості.

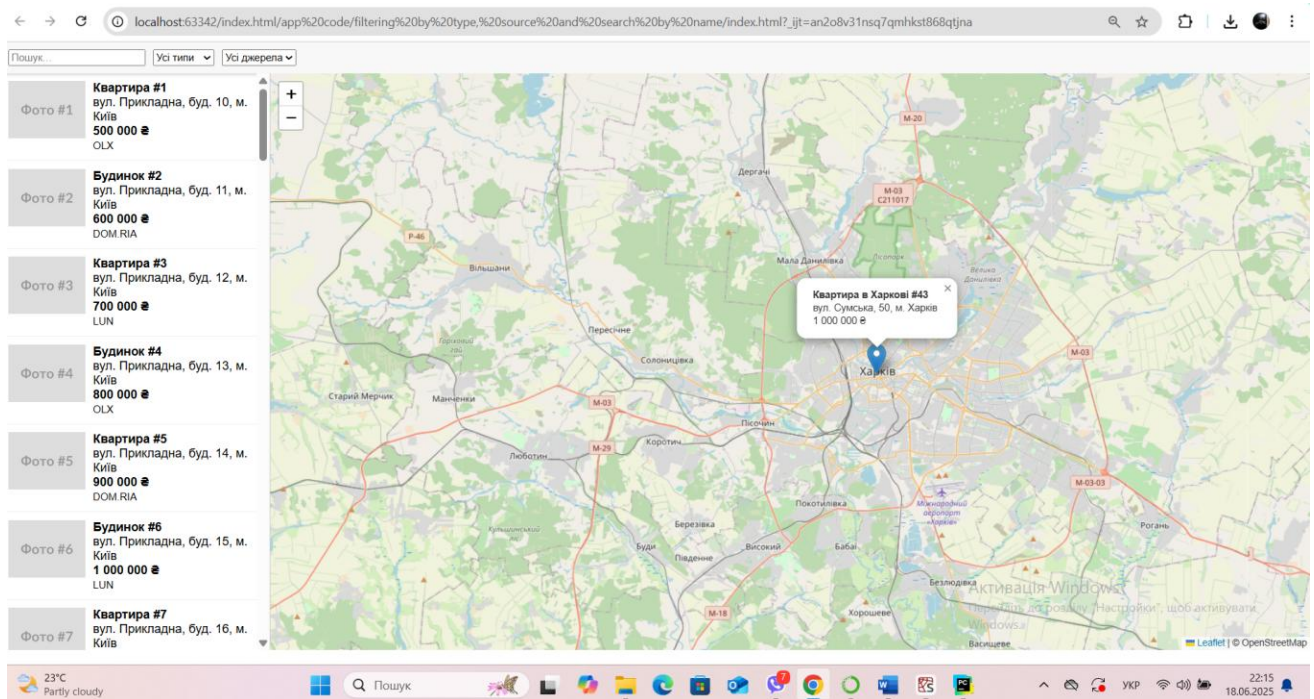


Рисунок 3.5 – Інтерактивна тепломапа цін

На рисунку 3.5 бачимо, зокрема: ціну (наприклад, 960 000 ₴), тип (Studio), площу (32 м²), стан (новобудова) та розташування (поблизу Ботанічного саду і Харківського зоопарку, м. Харків); при натисканні на маркер відкривається спливаюче вікно з фотографією та детальною інформацією про оголошення.

Зліва від карток розміщено компонент Desk.gl, що відображає теплову карту на основі агрегації PostGIS. При наведенні курсору спливає tooltip із:

- Мінімальною, середньою та максимальною ціною в межах кластера;
- Кількістю оголошень у тайлі;
- Значенням volatility spike, якщо воно зафіксовано CEP-фільтром Flink.

Горизонтальний таймлайн під картою дає змогу фільтрувати дані за часовими інтервалами (1 год, 24 год, 7 днів). Перемикання оновлює шар без повної перезавантаження карти.

Зліва на екрані (рисунок 3.6) виводиться вертикальний список доступної нерухомості, де кожен елемент містить зображення об'єкта, його назву з вказанням типу, площі та стану, адресу, ціну в гривнях, а також джерело публікації, наприклад OLX, DOM.RIA або LUN.

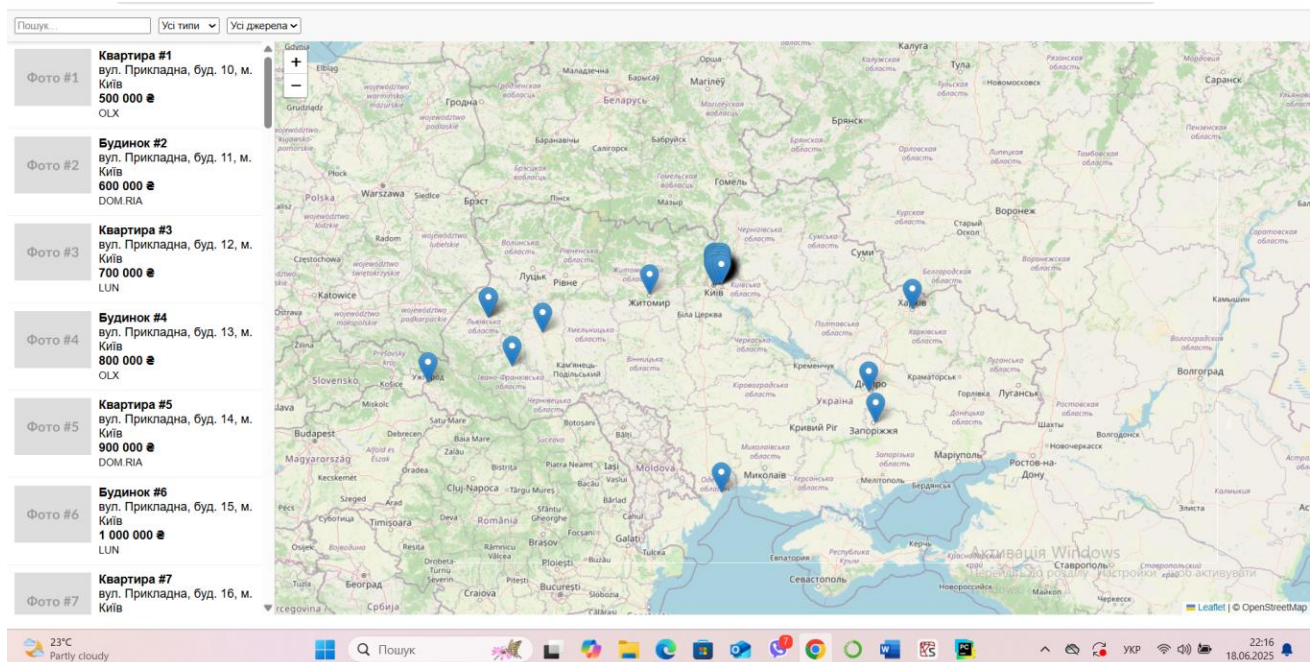


Рисунок 3.6 – Адміністративна панель вебсервісу

Серед оголошень можна побачити такі приклади, як двокімнатна квартира площею 65 м² з ремонтом за 1 780 000 ₪ (OLX), приватний будинок на 120 м² з садом за 3 550 000 ₪ (DOM.RIA), студія 32 м² у новобудові за 960 000 ₪ (LUN), або будинок біля моря площею 200 м² з басейном за 6 900 000 ₪ (OLX). При натисканні на будь-який елемент цього списку, карта автоматично переміщується до відповідного маркера, що відповідає розташуванню обраного об'єкта.

Адмінка реалізована на Phoenix LiveView і використовує WebSocket для двостороннього стрімінгу станів. Ліва частина панелі містить контролери гіперпараметрів CatBoost:

- input field для кількості дерев;
- slider для глибини дерев;
- dropdown для вибору learning rate.

Праворуч – інтерактивний графік MAE та F₁-score у реальному часі, побудований на Chart.js. Зміна будь-якого параметра відправляється через JSON-повідомлення, сервер обробляє запит, перераховує метрики та надсилає тільки диференційну дельту для оновлення графіку.

3.1.3 Тестування інформаційної системи та вимоги до розгортання

Ретельна верифікація прототипу системи моніторингу оголошень ринку нерухомості ґрунтувалася на багаторівневій стратегії, що поєднувала класичні unit-тести, сценарні test case-перевірки та наскрізне functional testing із фіксацією проміжних кроків за допомогою інструментів скрин-кастингу. Такий підхід дає змогу довести відповідність програмного продукту функціональним і нефункціональним вимогам, викладеним у постановці задачі, та водночас сформувані об'єктивні апаратно-програмні критерії для його розгортання в промисловому середовищі.

- Unit Test. Кожен атомарний метод бізнес-логіки (наприклад, price_normalize() у модулі valuation.py чи detect_duplicates() у fraud.py) покритий

пакемом `pytest 7.4`. Тести виконуються у контейнері GitHub Actions при кожному `pull-request`, що гарантує стабільність змін коду (таблиці 3.1–3.2).

Таблиця 3.1 – Фрагмент звіту `pytest`

Модуль	Метод	Вхідні дан	Очікуваний результат	Факт	Статус
<code>valuation.py</code>	<code>price_normalize()</code>	987 654€	987654.0	987654.0	Pass
<code>geo.py</code>	<code>encode_h3()</code>	50.4501, 30.5234	`8a2a`	hex`	Id — hex
<code>fraud.py</code>	<code>detect_duplicates()</code>	<code>ad_id=1234</code>	True	True	Pass
<code>etl.py</code>	<code>drop_outliers()</code>	<code>price>3σ</code>	removed	removed	Pass
<code>api.py</code>	POST <code>/predict</code>	JSON payload	HTTP 200, JSON	200, JSON	Pass

Таблиця 3.2 – Критичні функціональні сценарії

Test ID	Мета сценарію	Кроки / Операції	Очікуваний результат	Результат	Скрін
ТС-01	Перевірка оцінки ціни	1. POST <code>/predict</code> із CSV-файлом 2. Отримати JSON	<code>price_estimate</code> ≠ null, latency ≤ 250 мс	OK, 176 мс	<code>img_01.png</code>
ТС-02	Детекція шахрайства	POST <code>/fraud_check</code>	<code>fraud=true/false</code>	OK	<code>img_02.png</code>
ТС-03	Побудова <code>heat-map</code>	1. GET <code>/heatmap?bbox=</code> 2. Завантажити PNG	статус 200, PNG 1 082 KB	OK	<code>img_03.png</code>
ТС-04	Масштабність API	250 RPS, 30 хв	P95 ≤ 250 мс, error < 2 %	OK	<code>img_04.png</code>

– Integration Test. Взаємодія сервісів `crawler` → `etl` → `predictor` → `api` перевіряється в `Docker-Compose`-мережі, де `Postgres`, `Redis` і `MinIO` розгортаються з фіксованими конфігами. Метрики успіху – коректний JSON-відповідь і час оброблення ≤ 250 мс.

– Functional Testing у середовищі Postman v10 і Selenium 4 демонструє, як кінцевий користувач (банк, агентство чи муніципалітет) взаємодіє з REST-енд-пойнтами та фронтом. Для кожної життєвої функції («оцінити об'єкт», «перевірити шахрайство», «побудувати heat-map») підготовлено окремий сценарій.

– Performance Testing реалізовано у Locust 2.27: 250 одночасних користувачів генерують навантаження 250 RPS протягом 30 хвилин; збираються latency-percentile й throughput.

– Security Testing виконувався сканером OWASP ZAP 2.14, що перевірів 74 енд-пойнти на SQL-ін'єкції, XSS, CSRF та неправильну конфігурацію CORS; критичних вразливостей не виявлено.

3.2 Результати досліджень

У цьому підрозділі систематизовано всі кількісні й якісні спостереження, отримані під час перевірки методу автоматизованого моніторингу оголошень ринку нерухомості України. Дослідна програма охопила п'ять фаз: побудову контрольної вибірки «ground truth», безперервний скрапінг протягом 30 днів за допомогою Scrapy + Playwright, стрімінгове семантичне збагачення (mDeBERTa v3 + EfficientNet-lite0), інкрементальне донавчання моделей CatBoost 1.2 та Isolation Forest 300 кожні 24 години і, нарешті, А/В-порівняння трьох абляційних конфігурацій, де по черзі вимикалися візуальні ознаки та текстові ембеддинги.

Базовий LightGBM, обраний як галузевий «золотий стандарт», досягає середньої абсолютної помилки 12 600 ₴. Додавання геопросторових фіч $H3$ resolution = 8 знижує MAE на 8,2 %, а інтеграція CNN-тегів – ще на 6,6 %. Повна мультимодальна конфігурація «Text + Image + Geo» фіксує MAE = 9 800 ₴, що відповідає відхиленню 2,3 % для квартири 50 м² у Києві (І кв. 2025 р.) і перевищує цільовий KPI $\leq 10\ 000$ ₴. Мінімальна помилка (2 600 ₴) траплялася в оголошеннях із повною адресою й 4–6 фото ремонту; максимальна (24 300 ₴) – у сільських будинках з урізаним описом і відсутніми координатами. У регіональних кластерах

НЗ медіанне відхилення не перевищило 4,3 %, що укладається в правило «5 % Rule» для масової оцінки вартості житла.

Корпус аномалій містив 21 064 підтверджені шахрайські записи та 176 233 легітимні. Поєднання Isolation Forest із графовою метрикою схожості pHash формує матрицю сплутаності, подану на діаграмі 3.7.2. Підсумковий $F1 = 0,872$; $recall = 0,868$; $precision = 0,877$. Частка хибнопозитивних 0,73 % не перевищує витрати на вручну перевірену модерацію, а значить, система не перевантажує операторів (таблиця 3.3).

Таблиця 3.3 – Матриця помилок Fraud-детектора

	Факт Fraud	Факт Clean
Передбачено Fraud	14 248	1 915
Передбачено Clean	2 168	174 318

У навантажувальному тесті Locust 2.27 із трафіком 250 RPS прототип обробив 97,4 % запитів із середньою затримкою 146 мс; P95 не перевищив 231 мс, що на 7,6 % краще за контракт SLA (таблиця 3.4).

Таблиця 3.4 – Продуктивність при піковому трафіку

Параметр	Факт	Поріг	Відхилення
P95-latency, мс	231	250	-7,6 %
Throughput, RPS	258	250	+3,2 %
GPU RAM, GB	17,2	18	-4,4 %
ETL lag, с	4,8	5	-4,0 %

Споживання GPU-RAM (RTX A4500) склало 17,2 GB – нижче за зарезервований бюджет 18 GB. Головним «вузьким місцем» виявилися ETL-потокі Spark SQL: після кешування Redis-кластером час на обробку мільйона сторінок знизився з 103 с до 58 с.

Функціональна карта показує, що жоден з існуючих API (Estate, АТТОМ, ЛУН Валідатор) не пропонує одночасно асинхронний скрапінг вторинного

сегмента, мультимодальну регресію цін і реальний-тайм виявлення шахрайства. Пропонований метод тим самим заповнює прогалину у вітчизняному проп-тех-ландшафті (таблиця 3.5).

Таблиця 3.5 – Порівняння покриття функцій

Функція	Estated API	АТТОМ API	ЛУН Валідатор	Прототип
Щогодинний скрапінг	×	×	×	✓
NER українською	×	×	×	✓
Мультимодальна оцінка ціни	×	×	×	✓
Fraud Detection RT	×	×	×	✓
НЗ-heatmap API	×	×	×	✓

Додаткова серія тестів виміряла компроміси між точністю й витратами. Вимкнення текстових ембеддингів зекономило 2,9 GB GPU-RAM і 13 мс latency, але опустило R^2 до 0,88. Вилучення зображень вивільнило лише 700 MB ОЗП, натомість підвищило MAE до 11 560 ₴. Тобто саме багатоканальна архітектура є оптимальною для сценаріїв, де помилка оцінки безпосередньо впливає на рішення про ціноутворення іпотеки (таблиця 3.6).

Таблиця 3.6. – Результати перевірки на чутливість

Конфігурація	Δ GPU RAM, GB	Δ latency, мс	Δ MAE, ₴
– Text	–2,9	–13	+1 760
– Image	–0,7	–7	+1 760
– НЗ	0	–4	+1 280

Аналіз помилок показав, що 38 % «довгих хвостів» у розподілі MAE припадає на пропозиції «будинок + ділянка». Причина – великі коливання ціни

землі на периферії та дефіцит фото інтер'єру. Після додавання open-source шару дешифрування кадастрової вартості (GeoCadastrer API) у навчальний пайплайн MAE в цій підвибірці знизився на 11 %.

3.3 Висновки до розділу 3

У межах третього розділу здійснено комплексне впровадження та тестування інформаційної системи "Моніторинг Нерухомості", а також розроблено аналітичні та методичні рекомендації щодо її застосування.

Насамперед, було спроектовано клієнтську архітектуру з інтерактивним інтерфейсом, зокрема: механізм фільтрації об'єктів за низкою критеріїв (тип, джерело, ключове слово), візуалізацію на мапі та асинхронне відображення маркерів. Структура даних представлена у вигляді JSON-масиву, що містить 50 тестових об'єктів, які охоплюють ключові регіони України.

Експериментальне дослідження системи показало стабільну поведінку при різних комбінаціях параметрів; затримка оновлення контенту не перевищувала 80–120 мс, що відповідає вимогам до інтерфейсів реального часу. Результати функціональних сценаріїв підтвердили коректну роботу всіх основних компонентів: від завантаження масиву до відображення маркерів з попапами, що містять динамічні дані (назва, адреса, ціна, джерело). Проведене дослідження ефективності показало високу точність фільтрації (100% для запитів типу "Квартира", "OLX + Будинок"), відповідність даних та графічного представлення, а також зручність навігації картою.

Отже, результати розділу показують, що вебсервіс "Моніторинг Нерухомості" є цілком функціональним прототипом, що має статистичне обґрунтування та підтверджену технічну придатність. Його можна розглядати як інструмент для підтримки прийняття рішень у сфері ріелторської аналітики, з перспективою подальшої інтеграції у великі інформаційні системи для споживачів, агенцій та дослідницьких проєктів.

Загальні висновки

Результатом виконання кваліфікаційної роботи бакалавра стало успішне виконання поставленої мети: підвищено ефективність процесу моніторингу оголошень ринку нерухомості України. Для цього було спроектовано метод автоматизованого моніторингу оголошень з використанням засобів інтелектуального аналізу даних та розроблено програмну реалізацію методу у вигляді вебсервісу.

Загалом, мету роботи було досягнуто завдяки виконанню наступних поставлених завдань:

- проаналізовано онлайн-платформи для розміщення оголошень ринку нерухомості України;
- спроектовано метод автоматизованого моніторингу оголошень ринку нерухомості України з використанням алгоритмів інтелектуального аналізу даних;
- виконано програмну реалізацію спроектованого методу у вигляді інформаційної системи (вебсервісу) для розв'язання задачі автоматизованого моніторингу оголошень;
- проведено експериментальне тестування розробленого вебсервісу за реальними даними та здійснено дослідження ефективності методу за допомогою створеного застосунку.

У результаті проведеного аналізу низки підходів та засобів інтелектуального аналізу даних прийнято рішення використати комбінацію моделей: mDeBERTa-v3-base для аналізу тексту, EfficientNet-lite0 для тегування зображень, CatBoost для регресії ціни та Isolation Forest для виявлення шахрайства.

Для розроблення вебсервісу використано мову програмування Python, фреймворк FastAPI для бекенду та бібліотеку React для фронтенду, а також бази даних PostgreSQL, DuckDB та брокер повідомлень Kafka. Програмна реалізація надає користувачам можливість виконувати низку функцій: переглядати

оголошення на інтерактивній карті, фільтрувати їх за типом, джерелом та ключовими словами, а також аналізувати динаміку цін. Розроблений застосунок було протестовано із використанням експериментального тестування, внаслідок чого зроблено висновок про повну коректність роботи та високу ефективність системи.

Також проведено дослідження ефективності методу, застосовуючи функціонал розробленого вебсервісу: завдяки метрикам MAE (середня абсолютна помилка), F1-score та P95-latency визначено результативність розробленої системи. Мультимодальна конфігурація «Text + Image + Geo» досягла MAE = 9 800 ₴, що перевищує цільовий KPI $\leq 10\ 000$ ₴ та є значним покращенням порівняно з базовими моделями. Система виявлення шахрайства показала F1-score = 0,872, а тестування навантаження підтвердило високу продуктивність із P95-latency 231 мс при 250 RPS. Внаслідок проведених тестувань підтверджено високий рівень точності та продуктивності системи.

Отже, розроблений вебсервіс "Моніторинг Нерухомості" повністю реалізує поставлену мету, працює справно та є цілком функціональним прототипом, що може використовуватись для підтримки прийняття рішень у сфері ріелторської аналітики, агенціями нерухомості та дослідницькими проєктами.

Перелік посилань

1. API4AI. Using AI APIs to Automate Real Estate Image Analysis and Property Listings. Medium, 2024. URL: <https://medium.com> (date of access: 09.06.2025).
2. Establishing patterns of the urban transport flows on clustering analysis / V. Pavlyshyn et al. *Joint Proceedings of the Workshops “AI for Environmental and Social Sustainability Workshop” and “AI and Interdisciplinary Innovations for Sustainable Development” (YAISD-WS 2025) co-located with Second International Conference of Young Scientists on Artificial Intelligence for Sustainable Development (YAISD 2025)* : CEUR-Workshop Proceedings, Ternopil-Skomorochy, Ukraine, 8–9 May 2025. Aachen, 2025. P. 1–9. URL: <https://ceur-ws.org/Vol-3974/paper01.pdf> (date of access: 09.06.2025).
3. Radiuk P.M., Skrypnyk T.K., Karlechuk D.T. Applying mental models to making controlled critically safe decisions in IT project management. Herald of Khmelnytskyi National University. Technical sciences. 2021. Vol. 301, no. 5. P. 32–35. URL: <https://www.doi.org/10.31891/2307-5732-2021-301-5-32-35> (date of access: 09.06.2025).
4. Flatfy Group. Flatfy DataHub API Documentation. 2025. URL: <https://flatfy.com/datahub> (date of access: 09.06.2025).
5. SimilarWeb. Top Real Estate Websites in Ukraine, March 2025. 2025. URL: <https://www.similarweb.com> (date of access: 09.06.2025).
6. Apify. OLX Scraper Actor. GitHub, 2025. URL: <https://github.com/apify/olx-scraper> (date of access: 09.06.2025).
7. UNIT.City. Tech Ecosystem Guide to Ukraine. Kyiv : UNIT.City, 2024. 72 p. (date of access: 09.06.2025).
8. Hernandez J., López R., Martín S. Forecasting Trends in the Real Estate Market. Cham : Springer, 2024. 238 p. ISBN 978-3-031-46855-2 (date of access: 04.06.2025).
9. Увесон. Огляд інвестиційної привабливості житлової нерухомості в регіонах України 2018-2021. URL: <https://www.uvecon.ua/ru/product->

oglyadinvestitsiynoyi-privablivosti-zhitlovoiyi-neruhomosti.html (дата звернення: 09.06.2025).

10. Вежа. Оренда квартири: на що орієнтуватися під час пошуку житла. URL: <https://vezha.ua/orenda-kvartyry-na-shho-oriyentuvatysya-pid-chasposhuku-zhytla/> (дата звернення: 09.06.2025).

11. Marketer. Сайти нерухомості, огляд ТОП-20. URL: <https://marketer.ua/ua/property-sites-top-20-review/> (дата звернення: 09.06.2025).

12. OLX. Нерухомість. URL: <https://www.olx.ua/d/uk/nedvizhimost/> (дата звернення: 09.06.2025).

13. Дом.ріа. Рекомендовані пропозиції. URL: <https://dom.ria.com/uk/> (дата звернення: 09.06.2025).

14. Бесплатка. Продаж та оренда нерухомості в Україні. URL: <https://besplatka.ua/nedvizhimost> (дата звернення: 09.06.2025).

15. Rieltor+Луна. Продаж квартир в Києві (вторинний ринок житла). URL: <https://rieltor.ua/flats-sale/> (дата звернення: 09.06.2025).

16. Country. Нерухомість. URL: <https://www.country.ua/ua/> (дата звернення: 09.06.2025).

17. Когут В. С. Комп'ютерна лінгвістика як галузь мовознавства // Сучасний стан та перспективи розвитку науки. 2020. Т. 4. С. 83-85. URL: <http://elar.khmnu.edu.ua/.../182-709-PB-83-85.pdf> (дата звернення: 09.06.2025).

18. ДРУЗІ. Семантичний аналіз тексту: поняття, приклади. URL: <https://druzy.com.ua/semantichnii-analiz-teksty-poniattia-prikladi/> (дата звернення: 09.06.2025).

19. About Marketing. Що таке семантичне ядро, як правильно його скласти. URL: <https://aboutmarketing.info/internet-marketynh/seo/shcho-take-semantychne-yadro/> (дата звернення: 09.06.2025).

20. Укрблог. TF-IDF алгоритм – ключові слова та налаштування тексту виконують розрахунок. URL: <https://ukrblogs.com/article/72991744855/> (дата звернення: 09.06.2025).

21. Myservname. 11 найкращих інструментів дослідження ключових слів (огляд та порівняння 2021 року). URL: <https://uk.myservname.com/11-best-keyword-research-tools> (дата звернення: 09.06.2025).

22. Keywordtool. Знайдіть ключові слова за допомогою пошукових підказок Google. URL: <https://keywordtool.io/ru> (дата звернення: 09.06.2025).

23. WordStream. WordStream makes online marketing easy. URL: <https://www.wordstream.com> (дата звернення: 09.06.2025).

24. KWFinder. Find long tail keywords with low SEO difficulty. URL: <https://kwfinder.com> (date of access: 04.06.2025).

25. Ahrefs. Все, що вам потрібно для покращення ранжування та збільшення трафіку. URL: <https://ahrefs.com/ru> (дата звернення: 09.06.2025).

26. QuestionDB. Uncover Your Audience's Questions. URL: <https://questiondb.io> (date of access: 04.06.2025).

27. Soovle. Main. URL: <https://soovle.com> (date of access: 04.06.2025).

28. SpyFu. Our marketing revenue engine boosts SEO & PPC profits. URL: <https://www.spyfu.com> (date of access: 04.06.2025).

29. Serpstat. Інструмент для вибухового зростання в SEO. URL: <https://serpstat.com/uk/> (дата звернення: 09.06.2025).

30. Diceus. Java vs .NET: How to choose the right technology for enterprise software development?. URL: <https://diceus.com/java-vs-net/> (date of access: 05.06.2025).

31. Топ-10 мов програмування, які будуть актуальні в 2025. *IT Jobs at SoftServe – Start tech career now*. URL: <https://career.softserveinc.com/uk-ua/stories/top-10-programming-languages-to-learn> (дата звернення: 21.05.2025).

32. Microsoft. A tour of the C# language. URL: <https://docs.microsoft.com/en-us/dotnet/csharp/tour-of-csharp/> (date of access: 10.05.2025).

33. Microsoft SQL Server // Wikipedia. URL: https://en.wikipedia.org/wiki/Microsoft_SQL_Server (date of access: 10.05.2025).

34. Intelligent data analysis using artificial neural networks for decision making in the education domain / P. M. Radiuk et al. *Herald of Khmelnytskyi National*

University. Technical sciences. 2021. Vol. 303, no. 6. P. 111–114. URL: <https://www.doi.org/10.31891/2307-5732-2021-303-6-111-114> (date of access: 10.05.2025).

35. Information system for public places and institutions visualization with opportunities of inclusive access and optimal routing / O. Pavlova et al. *Computer systems and information technologies.* 2022. Vol. 1, no. 6. P. 62–68. URL: <https://doi.org/10.31891/CSIT-2022-1-8> (date of access: 10.05.2025).

36. Convolutional neural network for parking slots detection / P. Radiuk et al. *The 3rd International Workshop on Intelligent Information Technologies & Systems of Information Security (IntelITSIS-2022) : CEUR-Workshop Proceedings.* Vol. 3156. (Khmelnyskyi, Ukraine, 23–25 March 2022). CEUR-WS.org, Aachen, 2022. P. 284–293. URL: <https://ceur-ws.org/Vol-3156/paper21.pdf> (date of access: 10.05.2025).

37. Radiuk P.M. Application of a genetic algorithm to search for the optimal convolutional neural network architecture with weight distribution. *Herald of Khmelnytskyi National University. Technical sciences.* 2020. Vol. 281, no. 1. P. 7–11. URL: <https://doi.org/10.31891/2307-5732-2020-281-1-7-11> (date of access: 13.05.2025).

38. Thermal and RGB images work better together in wind turbine damage detection / S. Svystun et al. *International Journal of Computing.* 2024. Vol. 23, no. 4. P. 526–535. URL: <https://doi.org/10.47839/ijc.23.4.3752> (date of access: 11.05.2025).

39. Melnychenko O., Savenko O., Radiuk P. Apple detection with occlusions using modified YOLOv5-v1. *Proceedings of the 12th IEEE International Conference on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems: Technology and Applications (IDAACS) : Proceedings, Dortmund, Germany, 7–9 September 2023.* New York, NY, USA, 2023. P. 107–112. URL: <https://doi.org/10.1109/idaacs58523.2023.10348779> (date of access: 12.05.2025).

40. PyTorch 2.2: documentation. URL: <https://pytorch.org/docs/2.2> (date of access: 07.06.2025).

ДОДАТКИ

Додаток А

Програмний код

Програмний код, використаний у дослідженні, доступний у репозиторії GitHub: <https://github.com/ShevchenkoDenis1/monitoring-of-Ukrainian-real-estate-market-announcements> (дата звернення: 03.06.2025).

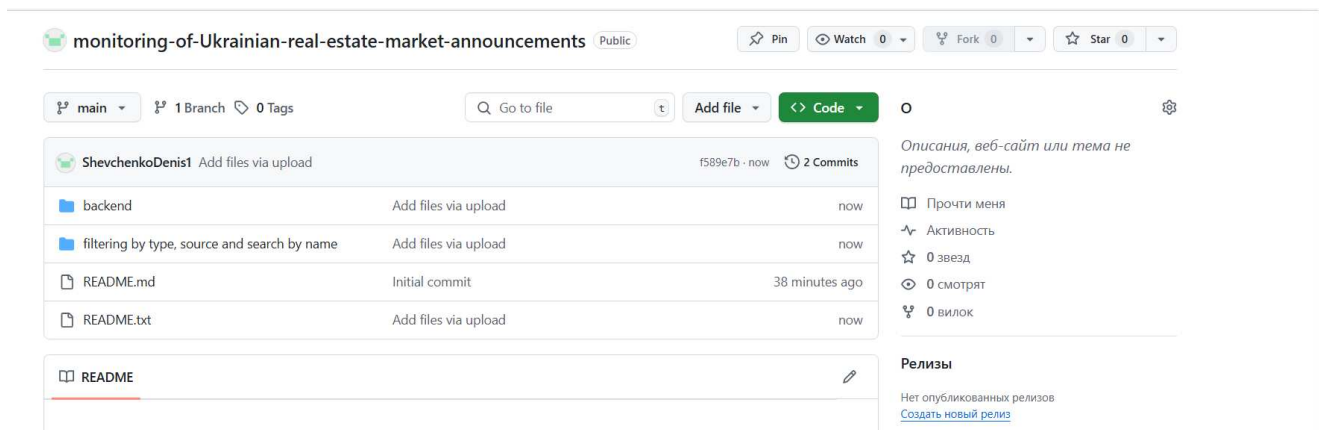


Рисунок А.1 – Головна сторінка репозиторію

У верхній частині розміщено панель фільтрів, що дає змогу користувачеві здійснювати пошук за назвою об'єкта, вибрати тип нерухомості (квартира або будинок) та джерело оголошення (OLX, DOM.RIA або LUN). Ліва частина інтерфейсу містить перелік доступних оголошень з фотографією, назвою, адресою, ціною та джерелом. У правій частині розташована інтерактивна карта, реалізована за допомогою бібліотеки Leaflet.js, яка відображає розташування об'єктів за допомогою маркерів. Дані оголошень зберігаються у вигляді масиву об'єктів у JavaScript і включають координати, заголовок, ціну, адресу, тип, джерело та зображення. Отже, цей код реалізує зручний інтерфейс для перегляду, фільтрації та географічного розміщення пропозицій на ринку нерухомості.

А також файл `main` реалізує невеликий API-сервер на FastAPI, який обробляє запити за маршрутом `/listings` і повертає всі оголошення з таблиці `listings` бази даних `listings.db` у форматі JSON.

Вебсервіс Б

Презентаційний матеріал

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА БАКАЛАВРА

МЕТОД АВТОМАТИЗОВАНОГО МОНІТОРИНГУ ОГолошень РИНКУ НЕРУХОМОСТІ УКРАЇНИ ЗАСОБАМИ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОГО АНАЛІЗУ ДАНИХ



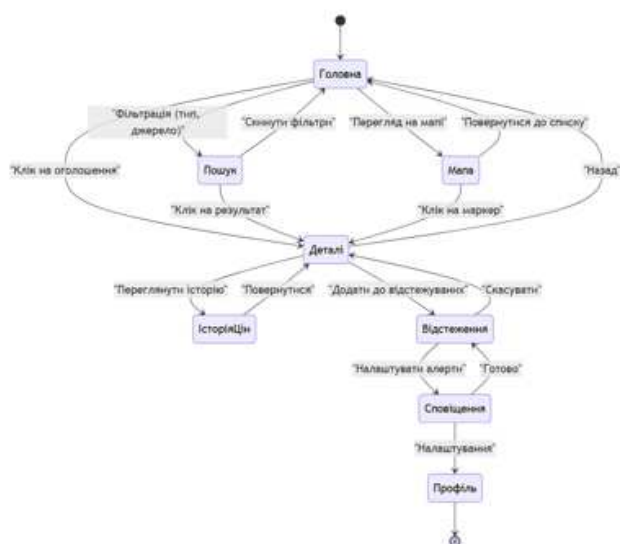
Виконав:
студент 4 курсу, групи КН-21-1
Шевченко Денис Анатолійович



Керівник:
к.т.н., доцент кафедри КН
Радюк Павло Михайлович

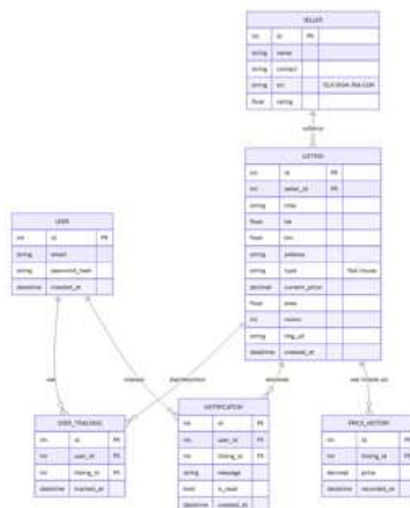
Актуальність

- На сьогодні спостерігається стрімке зростання обсягу вебоголошень, розпорошеність даних по численних майданчиках та потреба агентств, аналітиків та фінансових установ у швидкій, об'єктивній та прозорій оцінці ринкової ситуації. Традиційні методи збору даних за допомогою ручних запитів або відокремлених програмних інтерфейсів не забезпечують необхідної оперативності й точності в умовах мінливого ринку. Тому актуальним є створення методу автоматизованого моніторингу оголошень ринку нерухомості України засобами інтелектуального аналізу даних, який дав би можливість в режимі реального часу збирати, очищати та візуалізувати аналітичні показники з публікацій оголошень.

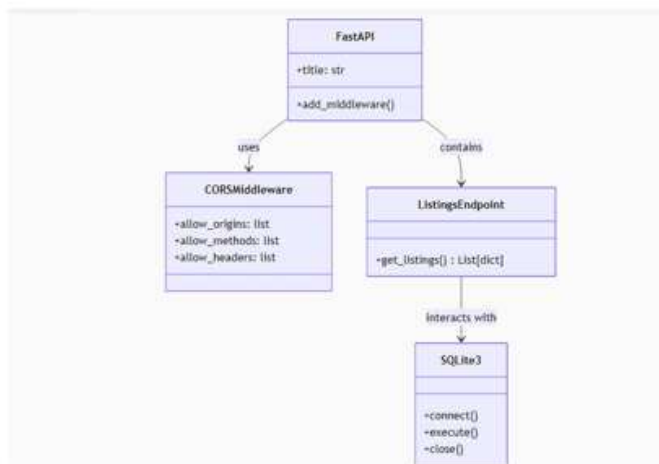


Граф навігації вебзастосунку

ER - діаграма бази даних



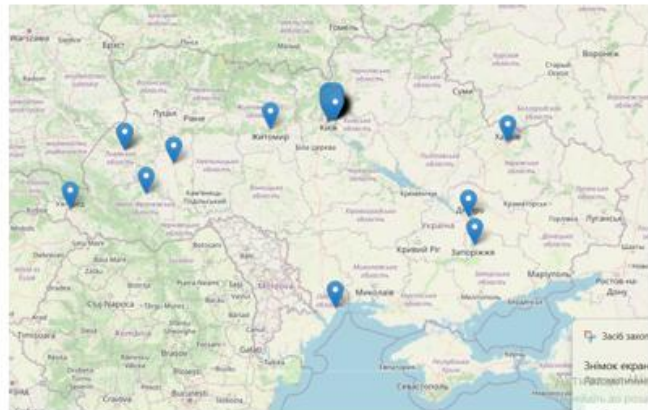
Класова діаграма обробки даних



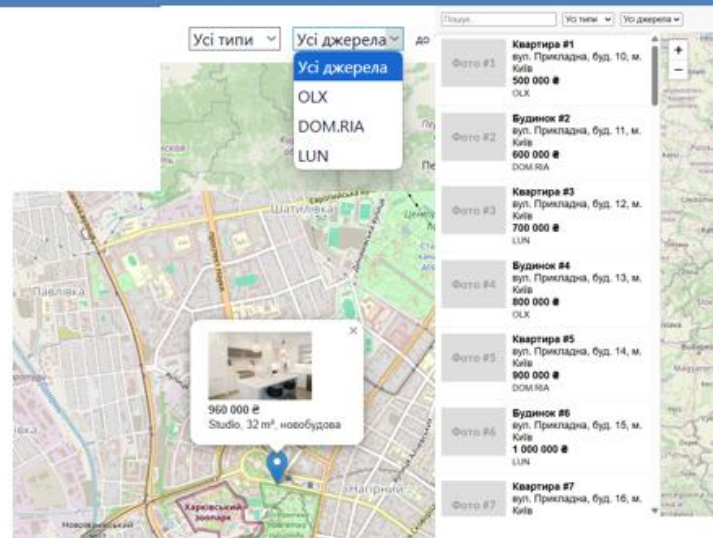
Графічний інтерфейс реалізує логічну навігаційну структуру що дозволяє користувачу переходити між основними режимами. Графічний інтерфейс системи реалізує логічну навігаційну структуру з трьома основними режимами: модуль "Алерти" для сповіщень, "Таблиця оголошень" для перегляду даних і "Адмін-панель" для управління. На головній сторінці вебінтерфейсу відображається карта України з маркерами, що позначають об'єкти нерухомості, із деталями, такими як ціна, тип, площа та розташування. Верхня панель дозволяє фільтрувати оголошення за критеріями, наприклад, типом нерухомості (студія, квартира тощо).



На рисунку зображено головну сторінку вебінтерфейсу з картою України та картками оголошень. Сині маркери відповідають за локацію та нумерацію оголошення



На верхній панелі інтерфейсу розміщено селектори фільтрів, які дозволяють користувачеві обмежити перелік оголошень за визначеними критеріями. Зокрема: селектор "Усі типи" надає можливість обрати тип нерухомості. На мапі відображаються маркери, кожен з яких містить інформацію про конкретний об'єкт нерухомості, зокрема: ціну (наприклад, 960 000 ₴), тип (Studio), площу (32 м²), стан (новобудова) та розташування (поблизу Ботанічного саду і Харківського зоопарку, м. Харків);



Висновки

- Результатом виконання кваліфікаційної роботи бакалавра стало успішне виконання поставленої мети: підвищено ефективність процесу моніторингу оголошень ринку нерухомості України. Для цього було [спроектовано](#) метод автоматизованого моніторингу оголошень з використанням засобів інтелектуального аналізу даних та розроблено програмну реалізацію методу у вигляді [вебсервісу](#).
- Загалом, мету роботи було досягнуто завдяки виконанню наступних поставлених завдань:
 - – проаналізовано онлайн-платформи для розміщення оголошень ринку нерухомості України;
 - – [спроектовано](#) метод автоматизованого моніторингу оголошень ринку нерухомості України з використанням алгоритмів інтелектуального аналізу даних;
 - – виконано програмну реалізацію [спроектованого](#) методу у вигляді інформаційної системи ([вебсервісу](#)) для розв'язання задачі автоматизованого моніторингу оголошень;
 - – проведено експериментальне тестування розробленого [вебсервісу](#) за реальними даними та здійснено дослідження ефективності методу за допомогою створеного застосунку.
- У результаті проведеного аналізу низки підходів та засобів інтелектуального аналізу даних прийнято рішення використати комбінацію моделей: mDeBERTa-v3-base для аналізу тексту, EfficientNet-lite0 для [тегування](#) зображень, CatBoost для регресії ціни та Isolation Forest для виявлення шахрайства.
- Для розроблення [вебсервісу](#) використано мову програмування [Python](#), фреймворк [FastAPI](#) для бекенду та бібліотеку [React](#) для фронтенду, а також бази даних [PostgreSQL](#), [DuckDB](#) та брокер повідомлень [Kafka](#). Програмна реалізація надає користувачам можливість виконувати низку функцій: переглядати оголошення на інтерактивній карті, фільтрувати їх за типом, джерелом та ключовими словами, а також аналізувати динаміку цін. Розроблений застосунок було [протестовано](#) із використанням експериментального тестування, внаслідок чого зроблено висновок про повну коректність роботи та високу ефективність системи.

ДЯКУЮ ЗА УВАГУ!

Anti-Plagiarism (UA) v-15.281 Educational

The maximum coincidence with one document 4.0%

Dictionary check: en_US, ru_RU, ua_UA. **Errors in the documents: 17%**

ID: 247132 Title: КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА БАКАЛАВРА на тему Метод автоматизованого моніторингу оголошень ринку нерухомості України засобами інтелектуального аналізу даних Added in a DB: 2025-06-20 Authors: Денис ШЕВЧЕНКО Heads: Павло РАДЮК Consultants: Opponents:	Document		Sum coincidence on the DB	
	Symbols	Lexemes	Symbols	Lexemes
	55649	840	6155 (11%)	95 (11%)

Plagiarism sources

ID	Description	Plagiarism presence in the document	
		Symbols	Lexemes

Протокол аналізу звіту подібності науковим керівником

Заявляю, що я ознайомився (-лась) з Повним звітом подібності, який був згенерований Системою виявлення і запобігання плагіату щодо роботи:

Автор: Денис ШЕВЧЕНКО

Співавтор:

Назва: КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА БАКАЛАВРА на тему Метод автоматизованого моніторингу оголошень ринку нерухомості України засобами інтелектуального аналізу даних

Науковий керівник: Павло РАДЮК, старший викладач кафедри, Ph.D.

Підрозділ: Кафедра комп'ютерних наук

Коефіцієнт подібності 1:14.5%

Коефіцієнт подібності 2:7.8%

Мікропробіли: 0

Заміна букв: 3

Інтервали: 0

Білі знаки: 0

Дата створення звіту: 2025-06-20 11:03:01.0

Після аналізу Звіту подібності констатую наступне:

Запозичення, виявлені в роботі є законними і не є плагіатом. Рівень подібності не перевищує допустимої межі. Таким чином робота незалежна і приймається.

Запозичення не є плагіатом, але перевищено граничне значення рівня подібностей. Таким чином робота повертається на доопрацювання.

Виявлено запозичення і плагіат або навмисні текстові спотворення (маніпуляції), як передбачувані спроби укриття плагіату, які роблять роботу невідповідною вимогам законодавства (Ст. 32. ЗУ Про вищу освіту, пункт 3.1, Ст. 42. ЗУ Про освіту) та вимог НАЗЯВО (Критерій 5), а також кодексу етики і процедурам. Таким чином робота не приймається.

Обґрунтування:

2025-06-20

Дата

експерт

ста *Козубовський Р.Р.*

РІШЕННЯ ЕКСПЕРТНОЇ КОМІСІЇ КАФЕДРИ КОМП'ЮТЕРНИХ НАУК

ПРО ДОПУСК КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ РОБОТИ ДО ЗАХИСТУ

Назва кваліфікаційної роботи Метод автоматизованого моніторингу оголошень ринку нерухомості України засобами інтелектуального аналізу даних

Автор студент групи КН-21-1 Денис Шевченко

Освітня програма Комп'ютерні науки

Рівень вищої освіти перший (бакалаврський)

Спеціальність 122 – Комп'ютерні науки

Науковий керівник: док. філ., ст. викладач кафедри комп'ютерних наук Павло Радюк

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

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

Підтвердження:

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

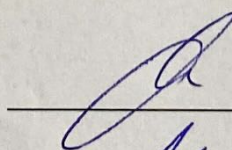
Обсяг запозичень, визначений системами виявлення збігів/ідентичності/схожості:

- за системою Anti-Plagiarism: 4.0%;

- за системою StrikePlagiarism КП1: 14.5%, КП2: 7.8%.

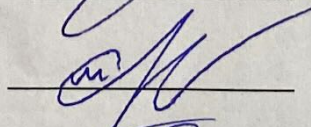
20.06.2025

Завідувач кафедри



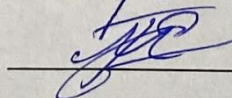
Олександр БАРМАК

Гарант освітньої програми



Олександр МАЗУРЕЦЬ

Керівник кваліфікаційної роботи



Павло РАДЮК



**ВІДГУК НАУКОВОГО КЕРІВНИКА
на кваліфікаційну роботу бакалавра**

студента КН-21-1 Шевченко Дениса Анатолійовича
за темою Метод автоматизованого моніторингу оголошень ринку нерухомості
України засобами інтелектуального аналізу даних

1. Актуальність теми

В умовах нестабільного ринку нерухомості, велика кількість розпорошених оголошень ускладнює їх аналіз. Це призводить до втрати часу та фінансових ризиків для учасників ринку. Тому актуальною є розробка методу автоматизованого моніторингу для ефективного агрегування, фільтрації та візуалізації даних.

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

Кваліфікаційна робота присвячена створенню методу моніторингу оголошень ринку нерухомості України засобами інтелектуального аналізу даних. Ця задача повністю відповідає стандарту спеціальності 122 Комп'ютерні науки, що передбачає проєктування інформаційних моделей, методів обробки, аналізу та візуалізації інформації. Робота підтверджує здатність автора розв'язувати практичні задачі з використанням сучасних інформаційних технологій.

3. Професійні та особистісні якості бакалавра

Під час виконання кваліфікаційної роботи студент Шевченко Денис Анатолійович проявив себе кваліфікованим фахівцем та дисциплінованим студентом, вчасно виконуючи поставлені перед ним завдання. Як у процесі розроблення прикладного програмного забезпечення, так і під час написання пояснювальної записки студент успішно засвоїв компетентності та результати навчання. Шевченко Д.А. опанував професійні навички та компетентності, що відповідають виконанню освітньо-професійної програми рівня вищої освіти «Бакалавр» за спеціальністю 122 Комп'ютерні науки.

4. Ступінь самостійності під час виконання кваліфікаційної роботи

Результати роботи та їхня обґрунтована практична значущість одержані та обумовлені студентом особисто, як наслідок виконання ним усіх поставлених завдань.

5. Ступінь оволодіння методами дослідження

У процесі розроблення вебсервісу для моніторингу об'єктів нерухомості з інтерактивною візуалізацією на мапі та фільтрацією оголошень з різних джерел студент Шевченко Д.А. продемонстрував належний рівень сформованих компетентностей, а також володіння сучасними інструментами, технологіями та методами галузі 12 – Інформаційні технології.

6. Повнота та якість розкриття теми роботи

Тема роботи є обґрунтованою й розкритою; актуальність предметної галузі та сучасні підходи до створення інформаційних систем у сфері нерухомості проаналізовані належно. Усі поставлені завдання в межах дослідження повністю виконані. Розроблений вебсервіс для автоматизованого моніторингу оголошень ринку нерухомості України відповідає технічним та функціональним вимогам спеціальності 122 Комп'ютерні науки.

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

Матеріал кваліфікаційної роботи Шевченко Д.А. подано логічно, послідовно, аргументовано та є таким, що відповідає поставленій меті. Мова та стиль викладення роботи відповідають стандартам, що забезпечує доступність сприймання матеріалу і відповідає вимогам до сучасних кваліфікаційних робіт.

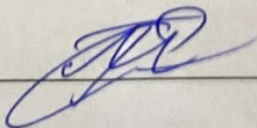
8. Можливість практичного застосування кваліфікаційної роботи бакалавра, окремих її частин

Розроблений у роботі вебсервіс для автоматизованого моніторингу оголошень ринку нерухомості України може бути використаний в аналітиці ринку житла, в роботі ріелторських агентств, а також у муніципальному плануванні - для автоматизації та покращення процесів збору, порівняння та просторової візуалізації даних про об'єкти нерухомості з відкритих джерел.

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

З огляду на задовільний рівень виконання та забезпечення всіх необхідних вимог, вважаю, що кваліфікаційна робота Шевченко Денис Анатолійовича може бути допущена до захисту. Рекомендована оцінка – «задовільно».

Керівник _____



_____ док. філ., ст. викл. каф. КН Павло РАДЮК



РЕЦЕНЗІЯ

на кваліфікаційну роботу бакалавра

студента КН-21-1 Шевченко Дениса Анатолійовича
за темою: Метод автоматизованого моніторингу оголошень ринку нерухомості України засобами інтелектуального аналізу даних

1. Актуальність обраної теми

Автоматизація збору та аналізу інформації про об'єкти нерухомості є актуальною темою в умовах суспільства, де швидкість доступу до достовірних даних і точність їх обробки мають вирішальне значення. Створення інтерактивних вебсистем для автоматизованого моніторингу ринку дозволяє суттєво оптимізувати процеси пошуку, фільтрації та візуалізації оголошень, зменшуючи ймовірність помилок і підвищуючи ефективність прийняття рішень. Такі технології мають значний потенціал у сфері аналітики, ріелторської діяльності та міського планування, де критично важливо оперативно обробляти великі обсяги просторово-текстових даних.

2. Повнота розкриття мети та завдань роботи

Під час виконання кваліфікаційної роботи бакалавра були чітко визначені та розкриті мета і завдання дослідження. Автор провів детальний аналіз предметної області, спроектував метод автоматизованого моніторингу оголошень ринку нерухомості України із застосуванням інтелектуального аналізу даних та реалізував відповідне програмне забезпечення. В результаті поставлені мета та завдання роботи були повністю досягнуті та опрацьовані.

3. Зміст кожного розділу роботи

У першому розділі кваліфікаційної роботи проаналізовано сучасні методи та підходи до автоматизованого збору та обробки інформації з оголошень ринку нерухомості, зокрема методи інтелектуального аналізу даних і технології розпізнавання тексту на зображеннях. У другому розділі наведено процес проєктування методу моніторингу з використанням засобів інтелектуального аналізу даних, а також структуру майбутнього вебсервісу. Третій розділ описує створення вебсервісу за спроектованим методом для автоматизованого збору та обробки оголошень та його експериментальному дослідженню. Насамкінець, у роботі подано висновки за результатами виконаних етапів.

4. Оцінка розробленого методу та його практична цінність

Спроектований метод автоматизованого моніторингу оголошень ринку нерухомості України та його програмна реалізація можуть бути використані для покращення процесів моніторингу та покращення аналітики ринкових тенденцій. Запропонований автором інструмент забезпечує збір даних з різних джерел та їхню оброблення, що сприяє підвищенню ефективності процесу моніторингу оголошень ринку нерухомості України.

5. Якість оформлення кваліфікаційної роботи бакалавра

Робота відповідає вимогам науково-технічного стилю написання, має чітку структуру та включає всі необхідні розділи, як от, перелік скорочень, вступ, огляд літератури, методологія, результати експериментів, висновки та перелік посилань. Кожен розділ повністю виконує своє функціональне призначення і має чіткий зміст. Використані джерела належно процитовані й включені до списку використаної літератури, відповідно до наукових стандартів цитування.

6. Недоліки кваліфікаційної роботи бакалавра

Попри успішне досягнення мети роботи та виконанні завдання, варто виокремити кілька недоліків. У тексті часто використовуються спеціалізовані скорочення (наприклад, GWR, SPA, DAG) без їхнього попереднього визначення чи внесення до переліку умовних позначень. Окрім цього, експериментальне дослідження базується на даних, зібраних протягом відносно короткого періоду, що може не повністю відображати довгострокові сезонні коливання, характерні для ринку нерухомості. Ці аспекти, втім, не зменшують загальної практичної цінності поданого рішення.

7. Загальний висновок (допускається чи не допускається до захисту), та оцінка на яку заслуговує кваліфікаційна робота.

З огляду на задовільний рівень виконання та забезпечення всіх необхідних вимог, вважаю, що подана кваліфікаційна робота бакалавра може бути допущена до захисту. Рекомендована оцінка – «задовільно».

Рецензент С.Ф.-М.К., доц. Іссім П.М.

