

**МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ**  
**Чорноморський національний університет імені Петра Могили**  
**Факультет комп'ютерних наук**  
**Кафедра інженерії програмного забезпечення**

ДОПУЩЕНО ДО ЗАХИСТУ

Завідувач кафедри інженерії  
програмного забезпечення

\_\_\_\_\_ Євген ДАВИДЕНКО

«\_\_» \_\_\_\_\_ 2025 р.

**КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА**  
**НА ЗДОБУТТЯ ОСВІТНЬОГО СТУПЕНЯ МАГІСТРА**  
**ЗАСТОСУНОК ІНТЕРНЕТ-МАГАЗИНУ МЕБЛІВ З ФУНКЦІЄЮ**  
**ПРОГНОЗУВАННЯ ЦІН**

Спеціальність 121 Інженерія програмного забезпечення  
Освітня програма «Інженерія програмного забезпечення»

**Здобувачка** \_\_\_\_\_

**Влада ДЗИНА**

«\_\_» \_\_\_\_\_ 20\_\_ р.

**Керівник роботи**

Канд техн наук,

доцент

\_\_\_\_\_

**Євген ДАВИДЕНКО**

«\_\_» \_\_\_\_\_ 20\_\_ р.

**Миколаїв – 2025**

## **Завдання на виконання кваліфікаційної роботи**

Чорноморський національний університет імені Петра Могили

|                     |                                        |
|---------------------|----------------------------------------|
| Факультет           | Комп'ютерних наук                      |
| Кафедра             | Інженерії програмного забезпечення     |
| Рівень вищої освіти | Другий (магістерський)                 |
| Освітній ступінь    | Магістр                                |
| Спеціальність       | 121 Інженерія програмного забезпечення |
| Освітня програма    | Інженерія програмного забезпечення     |

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри інженерії  
програмного забезпечення

\_\_\_\_\_ Євген ДАВИДЕНКО

«\_\_\_» \_\_\_\_\_ 2025 р.

## **ЗАВДАННЯ**

**на кваліфікаційну магістерську роботу здобувача вищої освіти**

**Дзина Влада**

1. Тема кваліфікаційної роботи «Застосунок інтернет-магазину меблів з функцією прогнозування цін» затверджена наказом ректора ЧНУ ім. Петра Могили № 182 від «2» липня 2025 р.
2. Строк представлення кваліфікаційної роботи «23» грудня 2025 р.
3. Очікуваний результат роботи: розроблений вебзастосунок інтернет-магазину меблів з інтегрованим модулем прогнозування цін на основі методів машинного навчання.
4. Перелік питань, що підлягають розробці:
  - аналіз предметної області електронної комерції та особливостей

інтернет-магазинів меблів;

- формування вимог до функціоналу системи та обґрунтування вибору технологічного стеку;
- проектування архітектури застосунку, створення UML-діаграм і моделювання бази даних;
- розробка клієнтської частини інтернет-магазину, включаючи каталог, кошик, оформлення замовлення та користувацький кабінет;
- реалізація адміністративної панелі для управління товарами, категоріями, замовленнями та користувачами;
- створення та інтеграція ML-модуля прогнозування цін на основі XGBoost, організація REST API для взаємодії;
- розробка модуля аналітики продажів;
- тестування програмного забезпечення (модульне, інтеграційне, UI та API-тестування);
- проведення експериментальних досліджень точності прогнозування та аналіз результатів;
- оцінка ефективності розробленої системи та формування висновків.

5. Перелік графічних матеріалів:

презентація

6. Консультанти:

| Консультант | Кафедра (організація) | Частина роботи |
|-------------|-----------------------|----------------|
|             |                       |                |
|             |                       |                |
|             |                       |                |

Дата видачі завдання «\_\_\_\_» \_\_\_\_\_ 20\_\_ р.

**КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН**  
**виконання кваліфікаційної роботи**

Тема: Застосунок інтернет-магазину меблів з функцією прогнозування цін

| №   | Найменування роботи                                                                                                 | Початок    | Закінчення | Примітки |
|-----|---------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|------------|------------|----------|
| 1.  | Розробка та затвердження завдання на виконання КМР                                                                  | 01.09.2025 | 01.09.2025 | Виконано |
| 2.  | Огляд літератури за темою роботи                                                                                    | 09.09.2025 | 16.09.2025 | Виконано |
| 3.  | Складання календарного плану КМР                                                                                    | 17.09.2025 | 24.09.2025 | Виконано |
| 4.  | Аналіз предметної області                                                                                           | 25.09.2025 | 06.10.2025 | Виконано |
| 5.  | Розробка проектних рішень                                                                                           | 27.10.2025 | 13.10.2025 | Виконано |
| 6.  | Моделювання та конструювання ПЗ                                                                                     | 14.10.2025 | 21.10.2025 | Виконано |
| 7.  | Кодування, тестування та апробація розробленого ПЗ, аналіз результатів тестування, розробка керівництва користувача | 22.10.2025 | 01.11.2025 | Виконано |
| 8.  | Відгук керівника КМР                                                                                                | 02.11.2025 | 03.11.2025 | Виконано |
| 9.  | Оформлення КМР та презентації                                                                                       | 04.11.2025 | 21.11.2025 | Виконано |
| 10. | Попередній захист                                                                                                   | 24.11.2025 | 24.11.2025 | Виконано |
| 11. | Рецензування                                                                                                        | 01.12.2025 | 08.12.2025 | Виконано |
| 12. | Завершення оформлення КМР та презентації                                                                            | 09.12.2025 | 19.12.2025 | Виконано |
| 13. | Захист кваліфікаційної роботи                                                                                       | 22.12.2025 | 23.12.2025 | Виконано |

**Здобувачка**

\_\_\_\_\_

**Влада ДЗИНА**

«\_\_» \_\_\_\_\_ 20\_\_ р.

**Керівник роботи**

канд техн наук,

доцент

\_\_\_\_\_

**Євген ДАВИДЕНКО**

«\_\_» \_\_\_\_\_ 20\_\_ р.

## **АНОТАЦІЯ**

до кваліфікаційної магістерської роботи

**Застосунок інтернет-магазину меблів з функцією прогнозування цін**

Здобувачка 608д гр.: Дзина Влада

Керівник: канд техн наук, доцент Давиденко Євген

**Актуальність.** Стрімкий розвиток електронної комерції та зростання конкуренції між онлайн-магазинами зумовлюють потребу у впровадженні інтелектуальних інструментів, що дозволяють підвищити ефективність роботи та зручність користувачів. Прогнозування цін за допомогою методів машинного навчання відкриває нові можливості для формування цінової політики та підвищення конкурентоспроможності інтернет-магазинів.

**Об’єкт дослідження** – процес прогнозування цін інтернет-магазину меблів.

**Предмет дослідження** – методи та моделі прогнозування цін, інтегровані в архітектуру інтернет-магазину меблів.

**Мета роботи** – прогнозування цін на основі методів машинного навчання шляхом розробки інтернет-магазину меблів з відповідним функціоналом.

Кваліфікаційна робота складається зі вступу, чотирьох розділів, висновків та переліку джерел посилання.

У вступі обґрунтовано актуальність теми, визначено мету, завдання, об’єкт, предмет, методи дослідження та практичну цінність роботи.

У першому розділі проведено аналіз предметної області та існуючих рішень у сфері електронної комерції та меблевих маркетплейсів.

Другий розділ присвячено побудові моделей прогнозування цін на меблі з використанням методів машинного навчання та оцінці їхньої ефективності.

У третьому розділі здійснено проєктування інтернет-магазину меблів, наведено архітектуру, UML-діаграми та структуру бази даних.

У четвертому розділі подано реалізацію вебзастосунку, інтеграцію функціоналу прогнозування цін та особливості роботи користувацького інтерфейсу.

У висновках узагальнено результати роботи, сформульовано практичне значення розробленого застосунку та окреслено перспективи подальших досліджень.

Кваліфікаційна робота викладена на 89 сторінках машинописного тексту, складається із вступу, 4 розділів, загальних висновків, переліку джерел посилання. Праця містить 3 таблиці та 31 рисунок.

*Ключові слова: інтернет-магазин, електронна комерція, меблі, прогнозування цін, машинне навчання, вебзастосунок.*

## **ABSTRACT**

to the qualifying master's thesis

### **Furniture Online Store Application with Price Prediction Function**

Student of 608d group: Dzyna Vlada

Supervisor: Candidate of Technical Sciences, Associate Professor, Davydenko  
Yevhen

**Relevance.** The rapid development of e-commerce and the increasing competition between online stores create the need for intelligent tools to enhance efficiency and improve user experience. Price prediction using machine learning methods provides new opportunities for price policy optimization and competitiveness improvement in online furniture stores.

**Object of research** – price forecasting process for an online furniture store.

**Subject of research** – price forecasting methods and models integrated into the architecture of an online furniture store.

**Purpose** – price forecasting based on machine learning methods by developing an online furniture store with appropriate functionality.

The thesis consists of an introduction, four chapters, conclusions, and a list of references.

The introduction substantiates the relevance of the topic, defines the aim, objectives, object, subject, research methods, and the practical value of the work.

The first chapter analyzes the subject area and existing solutions in the field of e-commerce and furniture marketplaces.

The second chapter is devoted to building price prediction models using machine learning methods and evaluating their effectiveness.

The third chapter presents the design of the online furniture store, including the architecture, UML diagrams, and database structure.

The fourth chapter covers the implementation of the web application, integration of the price prediction module, and the user interface features.

The conclusions summarize the research results, highlight the practical significance of the developed application, and outline prospects for further research.

The qualification work is presented on 82 pages of typewritten text, consists of an introduction, 4 sections, general conclusions, a list of references. The work contains 3 tables and 31 figures.

*Keywords: online store, e-commerce, furniture, price prediction, machine learning, web application.*

## ЗМІСТ

|                                                           |    |
|-----------------------------------------------------------|----|
| ПЕРЕЛІК СКОРОЧЕНЬ .....                                   | 4  |
| ВСТУП .....                                               | 5  |
| 1 АНАЛІЗ ПРЕДМЕТНОЇ ОБЛАСТІ ТА ІСНУЮЧИХ РІШЕНЬ .....      | 7  |
| 1.1 Сучасні тенденції розвитку електронної комерції ..... | 7  |
| 1.2 Особливості інтернет-магазинів меблів .....           | 9  |
| 1.3 Огляд готових рішень .....                            | 13 |
| Висновки до розділу 1 .....                               | 21 |
| 2 ПРОГНОЗУВАННЯ ЦІН НА МЕБЛІ .....                        | 23 |
| 2.1 Опис набору даних для прогнозування .....             | 23 |
| 2.2 Первинний аналіз та візуалізація ознак .....          | 27 |
| 2.3 Побудова моделей машинного навчання .....             | 31 |
| 2.4 Порівняння моделей за якістю та вибір фінальної ..... | 34 |
| 2.5 Впровадження обраної моделі у вебзастосунок .....     | 37 |
| 2.6 Специфікація вимог до програмного забезпечення .....  | 41 |
| Висновки до розділу 2 .....                               | 44 |
| 3 ПРОЄКТУВАННЯ ІНТЕРНЕТ-МАГАЗИНУ МЕБЛІВ .....             | 46 |
| 3.1 Архітектура системи та вибір технологій .....         | 46 |
| 3.2 UML-діаграми системи .....                            | 51 |
| 3.3 Моделювання бази даних .....                          | 59 |
| 3.4 Проєктування користувацького інтерфейсу .....         | 60 |
| Висновки до розділу 3 .....                               | 64 |
| 4 РЕАЛІЗАЦІЯ ПРОГРАМНОГО ЗАСТОСУНКУ .....                 | 66 |
| 4.1 Реалізація клієнтської частини .....                  | 66 |
| 4.2. Реалізація адміністративної панелі .....             | 68 |

|                                                                  |    |
|------------------------------------------------------------------|----|
| Кафедра інженерії програмного забезпечення                       |    |
| Застосунок інтернет-магазину меблів з функцією прогнозування цін | 3  |
| 4.3. Інтеграція функціоналу машинного навчання .....             | 72 |
| Висновки до розділу 4.....                                       | 75 |
| ВИСНОВКИ .....                                                   | 77 |
| ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ .....                                   | 79 |
| ДОДАТОК А Апробація кваліфікаційної магістерської роботи .....   | 82 |

## **ПЕРЕЛІК СКОРОЧЕНЬ**

CRUD – Create, Read, Update, Delete

API – Application Programming Interface

ML – Machine Learning

ORM – Object-Relational Mapping

JSON – JavaScript Object Notation

PK – Primary Key

FK – Foreign Key

CORS – Cross-Origin Resource Sharing

UML – Unified Modeling Language

ER – Entity-Relationship

KPI – Key Performance Indicators

UI – User Interface

UX – User Experience

ЕМН – Efficient Market Hypothesis

ПЗ – програмне забезпечення

КМР – кваліфікаційна магістерська робота

СУБД – система управління базами даних

## ВСТУП

Стрімкий розвиток електронної комерції є однією з ключових тенденцій сучасного цифрового суспільства. Онлайн-торгівля перетворилася на потужний сегмент економіки, який забезпечує зручність покупок, розширює ринок збуту та формує нові бізнес-моделі. Серед широкого спектру товарів, що реалізуються в інтернеті, меблі займають особливе місце. Їхня купівля традиційно асоціювалася з офлайн-магазинами, проте сучасні вебзастосунки довели можливість ефективної реалізації навіть таких складних для вибору товарів у мережі.

Разом із розвитком онлайн-торгівлі постала проблема конкурентоспроможності інтернет-магазинів. Одним із визначальних факторів у цій сфері є ціноутворення. Споживачі орієнтуються на вартість продукції, а продавці – на ринкові тренди та потребу в оптимізації прибутку. Проте ціни на меблі зазнають впливу багатьох чинників: вартості матеріалів, логістики, валютних коливань, сезонності, маркетингових акцій. Тому інтелектуальні підходи до прогнозування цін є важливим інструментом для управління комерційними процесами та підвищення ефективності бізнесу.

У цьому контексті актуальним є розроблення інтернет-магазину меблів із вбудованим модулем прогнозування цін, який дозволить автоматизувати аналіз динаміки ринку та забезпечить користувачам обґрунтованіші рішення. Поєднання вебтехнологій із методами машинного навчання створює передумови для підвищення якості сервісів електронної комерції.

**Об’єкт дослідження** – процес прогнозування цін інтернет-магазину меблів.

**Предмет дослідження** – методи та моделі прогнозування цін, інтегровані в архітектуру інтернет-магазину меблів.

**Мета роботи** – прогнозування цін на основі методів машинного навчання шляхом розробки інтернет-магазину меблів з відповідним функціоналом.

Для досягнення поставленої мети необхідно розв’язати такі завдання:

1. Проаналізувати предметну область електронної комерції та особливості функціонування інтернет-магазинів меблів.

2. Дослідити існуючі рішення у сфері меблевих онлайн-платформ і визначити їхні переваги та недоліки.

3. Виконати опис та первинний аналіз набору даних для прогнозування цін.

4. Застосувати сучасні методи машинного навчання для прогнозування вартості меблів.

5. Виконати порівняння ефективності моделей та вибрати фінальну для інтеграції у систему.

6. Спроекувати архітектуру інтернет-магазину меблів, базу даних та користувацький інтерфейс.

7. Реалізувати вебзастосунок та інтегрувати у нього функціонал прогнозування цін.

Наукова новизна полягає у поєднанні інтернет-магазину з моделями машинного навчання для прогнозування цін на меблі, що дозволяє вперше вітчизняними засобами реалізувати інтеграцію аналітичної моделі безпосередньо у бізнес-логіку вебзастосунку.

Практичне значення отриманих результатів полягає у створенні прототипу інтернет-магазину меблів із функцією прогнозування цін, який може бути використаний як основа для розробки комерційних вебсервісів та інтеграції в реальні бізнес-процеси.

Отримані результати можуть бути використані в малих і середніх бізнесах для автоматизації продажів, у наукових дослідженнях із прогнозування цін, а також у стартапах електронної комерції.

**Апробація результатів КМР** відбулась під час XXVIII Всеукраїнської науково-практичної конференції «Могилянські читання – 2025», Миколаїв, 10–14 листопада, 2025 р. (Додаток А).

## **1 АНАЛІЗ ПРЕДМЕТНОЇ ОБЛАСТІ ТА ІСНУЮЧИХ РІШЕНЬ**

### **1.1 Сучасні тенденції розвитку електронної комерції**

Електронна комерція (e-commerce) є однією з найдинамічніших галузей цифрової економіки, яка за останні два десятиліття докорінно змінила традиційні бізнес-моделі та процеси взаємодії між продавцями і покупцями. Поява високошвидкісного інтернету, розвиток мобільних технологій, поширення соціальних мереж і вдосконалення платіжних систем сприяли тому, що онлайн-торгівля перестала бути допоміжним каналом збуту і перетворилася на провідний сегмент світового ринку [1].

Перші електронні транзакції датуються 1970–1980-ми роками, коли великі компанії почали використовувати електронний обмін даними (EDI) для передачі комерційних документів. Проте справжній прорив стався у 1990-х роках із поширенням Всесвітньої павутини та створенням перших інтернет-магазинів. У 1994 році компанія Amazon розпочала продаж книг онлайн, а вже за кілька років стала глобальним лідером у сфері електронної торгівлі. У цей же період з'явився майданчик eBay, що заклав основу розвитку маркетплейсів [2].

З кінця 2000-х років розвиток електронної комерції тісно пов'язаний із мобільними технологіями. Поширення смартфонів та мобільних застосунків стимулювало появу мобільної комерції (m-commerce), а інтеграція онлайн-платежів у соціальні мережі започаткувала нову епоху соціальної комерції.

Світовий ринок електронної комерції демонструє стабільне зростання. За даними аналітичної компанії Statista, у 2023 році обсяг глобального ринку e-commerce перевищив 5,8 трлн доларів США, а до 2027 року очікується його зростання до понад 8 трлн доларів. Частка електронної комерції у світовому роздрібному товарообігу сягнула близько 22%, і ця цифра продовжує збільшуватися.

В Україні ринок електронної комерції також розвивається досить швидко, незважаючи на економічні та соціально-політичні виклики. Згідно з дослідженням Асоціації рітейлерів України, у 2022–2023 роках частка онлайн-продажів у

загальному обсязі роздрібно́ї торгівлі перевищила **12%**, а найпопулярнішими категоріями стали побутова техніка, електроніка, одяг та меблі. Важливо зазначити, що під час пандемії COVID-19 електронна комерція отримала потужний імпульс для розвитку: споживачі, обмежені у відвідуванні офлайн-магазинів, остаточно закріпили свою прихильність до онлайн-покупок.

Сучасні інтернет-магазини активно впроваджують алгоритми машинного навчання для персоналізації контенту та пропозицій. Кожен користувач отримує індивідуальні рекомендації на основі історії покупок, пошукових запитів та поведінки на сайті. Це підвищує рівень задоволеності клієнтів та збільшує обсяги продажів.

За статистикою Statista, понад 70% онлайн-покупок у світі у 2023 році здійснювалися через мобільні пристрої. Це зумовлює необхідність створення адаптивних вебсайтів і мобільних застосунків, що забезпечують швидкий доступ до каталогу товарів, зручні платежі та простий інтерфейс [3].

Соціальні мережі перетворилися на потужні інструменти продажу. Такі платформи, як Facebook Marketplace, Instagram Shopping, TikTok Shop, інтегрують функціонал інтернет-магазинів, дозволяючи користувачам купувати товари безпосередньо у додатку. Це формує нові бізнес-моделі, орієнтовані на інфлюенсер-маркетинг та нативну рекламу.

AI застосовується у чат-ботах для обслуговування клієнтів, у системах прогнозування попиту, динамічного ціноутворення, управління складськими запасами. Завдяки цим технологіям компанії знижують операційні витрати та підвищують точність прогнозів.

У сфері меблів особливе значення має можливість «примірки» товарів у реальному просторі. Використання AR-технологій дозволяє покупцям оцінити, як меблі виглядатимуть у їхньому інтер'єрі. Компанії IKEA та Wayfair вже впровадили мобільні застосунки з такою функціональністю, що суттєво збільшило рівень конверсій [4].

Аналіз великих даних дозволяє відстежувати поведінку користувачів, прогнозувати тренди та адаптувати цінову політику. Прогнозна аналітика стає

ключовим інструментом конкурентної боротьби, особливо у сегменті товарів тривалого користування, до яких належать меблі.

Розвиток e-commerce неможливий без ефективної логістики. Сучасні компанії застосовують системи автоматизації складів, роботизовані комплекси сортування та відстеження замовлень у режимі реального часу. Це дозволяє скоротити терміни доставки та підвищити задоволеність клієнтів [5].

Зростання обсягів онлайн-платежів актуалізує проблему кіберзлочинності. Тому ключовим трендом є впровадження двофакторної автентифікації, використання захищених протоколів обміну даними, а також дотримання міжнародних стандартів безпеки [6].

Приклади провідних компаній:

- amazon – світовий лідер у сфері e-commerce, активно впроваджує AI та роботизовану логістику;
- alibaba – гігант азійського ринку, який поєднує платформу b2b, b2c і c2c;
- rozetka – найбільший український маркетплейс, що перетворився на універсальний торговий майданчик із розвиненою логістичною мережею;
- ericentrk – український ритейлер, який активно інтегрує онлайн- і офлайн-торгівлю, пропонуючи меблі, будматеріали та товари для дому.

Аналітики прогнозують подальше зростання електронної комерції у 2024–2030 роках у середньому на 10–15% щорічно. Особливий акцент робитиметься на інтеграції штучного інтелекту, використанні блокчейну для забезпечення прозорості транзакцій, розвитку «розумної логістики» та екологічної відповідальності бізнесу.

## **1.2 Особливості інтернет-магазинів меблів**

Сфера електронної комерції охоплює широкий спектр товарів і послуг, проте продаж меблів онлайн має низку особливостей, які відрізняють його від інших сегментів ринку. На відміну від продуктів харчування, одягу чи електроніки, меблі є товарами тривалого користування, які мають високу вартість, складну логістику та потребують тривалого процесу прийняття рішення споживачем. Це зумовлює

специфічні вимоги до організації інтернет-магазину меблів, його архітектури, інтерфейсу та сервісного супроводу [7].

Меблі належать до категорії товарів з високим ступенем залучення покупця. Перед здійсненням покупки споживачі витрачають значний час на пошук інформації, порівняння характеристик, перегляд зразків і консультації з продавцями. У більшості випадків меблі купуються не імпульсивно, а після зваженого вибору. Основні фактори, які впливають на рішення про покупку:

- естетичні характеристики (дизайн, стиль, колір, матеріали);
- функціональність і ергономіка (зручність використання, наявність додаткових функцій, трансформація);
- вартість (порівняння з аналогами, відповідність бюджету);
- якість і довговічність (гарантійний термін, матеріали, бренд);
- доставка і збирання (зручність логістики, вартість і швидкість доставки, додаткові послуги зі складання).

Ці фактори зумовлюють, що інтернет-магазини меблів мають забезпечувати не лише широкий асортимент, але й інструменти для візуалізації товарів, докладні характеристики, а також консультаційну підтримку [8].

Однією з ключових особливостей меблевих онлайн-магазинів є потреба у високоякісній візуалізації продукції. На відміну від дрібних товарів, меблі складно уявити у власному інтер'єрі без додаткових інструментів. Тому сучасні платформи застосовують:

- професійні фото у високій роздільній здатності з різних ракурсів;
- відеоогляди, що демонструють функціональні можливості меблів;
- 3d-моделі для інтерактивного перегляду виробу;
- аг-технології (доповнена реальність) – можливість «примірки» меблів у кімнаті за допомогою смартфона (наприклад, застосунок ikea place);
- конфігуратори – інтерактивні інструменти, які дозволяють змінювати колір, матеріал оббивки, розмір чи інші параметри меблів.

Наявність таких засобів значно підвищує рівень довіри до інтернет-магазину та скорочує кількість повернень.

Логістика у сфері меблевої торгівлі має специфічні виклики:

- великі габарити товарів ускладнюють доставку;
- часто потрібні послуги підйому у квартиру та складання;
- вартість транспортування може суттєво впливати на остаточну ціну.

Успішні інтернет-магазини меблів пропонують клієнтам:

- безкоштовну доставку від певної суми замовлення;
- гарантію цілісності під час транспортування;
- додаткові сервіси (збирання меблів, утилізація старих предметів).

У результаті логістика стає одним із факторів конкурентної боротьби.

Користувацький досвід (UX) і дизайн інтерфейсу (UI) мають критичне значення для онлайн-магазинів меблів, адже покупці не можуть фізично побачити чи протестувати товар до покупки. Тому саме цифровий інтерфейс стає основним «провідником» у виборі – від першого враження до фінального рішення. Якісний UX/UI не лише полегшує навігацію, а й формує довіру до бренду, зменшує час на пошук та підвищує ймовірність покупки.

Ключові вимоги до платформи онлайн-магазину меблів включають:

1. Зручний каталог з гнучкою системою фільтрів. Покупець має змогу швидко обрати потрібні товари за категорією, кольором, розміром, стилем, матеріалом, брендом або ціновим діапазоном, що значно економить час та знижує навантаження при перегляді великого асортименту.

2. Функція порівняння товарів за кількома параметрами. Важлива для зваженого вибору між схожими моделями, особливо у випадках технічних меблів або товарів з комплектацією (наприклад, офісні столи, ліжка з ящиками тощо).

3. Інформативні картки товарів, які мають містити якісні фото (збільшення, 360°, або AR-моделі), повні характеристики, опис матеріалів, розміри, відгуки покупців, рейтинг, наявність, умови доставки та гарантії.

4. Рекомендаційні модулі. Наприклад, блоки типу «з цим також купують», «покупці, які переглядали це, обрали також», або «комплект до вашого замовлення». Вони допомагають користувачу сформулювати цілісне рішення для інтер'єру, а магазину – підвищити середній чек.

5. Прозора ціноутворююча модель. Важливо чітко відображати базову ціну, наявність знижок, акцій, вартість доставки, можливість розстрочки чи кредиту. Це зменшує ризик непорозумінь і покращує довіру до магазину.

6. Омніканальна інтеграція. Підтримка мобільного додатку, наявність функції синхронізації кошика або списків бажаного між пристроями, інтеграція з соціальними мережами (наприклад, можливість збереження товару через Instagram чи Facebook), підтримка push-сповіщень про знижки або зміну статусу замовлення.

У результаті такі функціональні елементи роблять взаємодію з онлайн-магазином не лише зручною, але й емоційно комфортною – наближеною до відвідування фізичного шоуруму. Це особливо важливо в сегменті меблів, де покупка часто є продуманою, довготривалою інвестицією в простір і комфорт.

Ціна є одним із найважливіших факторів при виборі меблів. Особливістю цієї категорії товарів є значна різниця у вартості залежно від матеріалів, бренду, складності конструкції, сезонних коливань і маркетингових акцій. Для продавців стає критично важливим:

- прогнозувати ринкові тренди;
- оперативно адаптувати цінову політику;
- пропонувати клієнтам конкурентні ціни.

У цьому контексті інтеграція систем прогнозування цін на основі машинного навчання в архітектуру інтернет-магазину меблів є вагомою перевагою, оскільки дозволяє автоматизувати процес формування цінової політики та підвищити конкурентоспроможність.

Приклади успішних меблевих інтернет-магазинів

- IKEA – міжнародний гігант, який активно використовує AR-застосунки, моделі прогнозування попиту та гнучку логістику;
- Wayfair – американський онлайн-магазин меблів, що інвестує у 3D-візуалізацію та машинне навчання для рекомендаційних систем;
- JYSK – європейський ритейлер, що поєднує онлайн- і офлайн-канали продажів;

- Rozetka (Україна) – має окремі розділи для меблів із широким асортиментом та інтеграцією в систему доставки «Нова пошта»;
- Bed Bath & Beyond – один із провідних ритейлерів товарів для дому в США, який пропонує широкий асортимент і поєднує онлайн- та офлайн-продажі;
- Ashley Furniture – один із найбільших виробників і ритейлерів меблів у світі, що поєднує якісну продукцію середнього та преміум-сегменту з омніканальною моделлю продажів;
- EpicentrK – поєднує офлайн-шоуруми з інтернет-магазином, забезпечуючи омніканальний досвід.

### **1.3 Огляд готових рішень**

Сучасний ринок електронної комерції у сфері меблів представлений низкою провідних компаній, які визначають глобальні тенденції розвитку галузі. Аналіз їхніх рішень дозволяє виокремити ключові технології та інновації, що забезпечують конкурентні переваги, а також визначити напрями, які доцільно інтегрувати у нові вебзастосунки.

#### **Bed Bath & Beyond**

Bed Bath & Beyond – один із найбільших американських ритейлерів товарів для дому, який активно розвивав онлайн-платформу. Особливості їхнього рішення:

- асортимент охоплював меблі, текстиль, аксесуари, кухонні товари та інші категорії для дому. це забезпечувало комплексний підхід до формування інтер'єру;
- інтернет-магазин поєднував онлайн- і офлайн-досвід: клієнти могли перевіряти наявність товарів у найближчих магазинах, оформляти доставку або самовивіз;
- на платформі застосовувалися алгоритми рекомендацій, що формували індивідуальні пропозиції;
- була реалізована програма лояльності, що дозволяла накопичувати бонуси та отримувати персональні знижки;
- інтерфейс вирізнявся простотою та зручністю: акцент робився на великих фото, мінімалістичному дизайні та легкому пошуку.

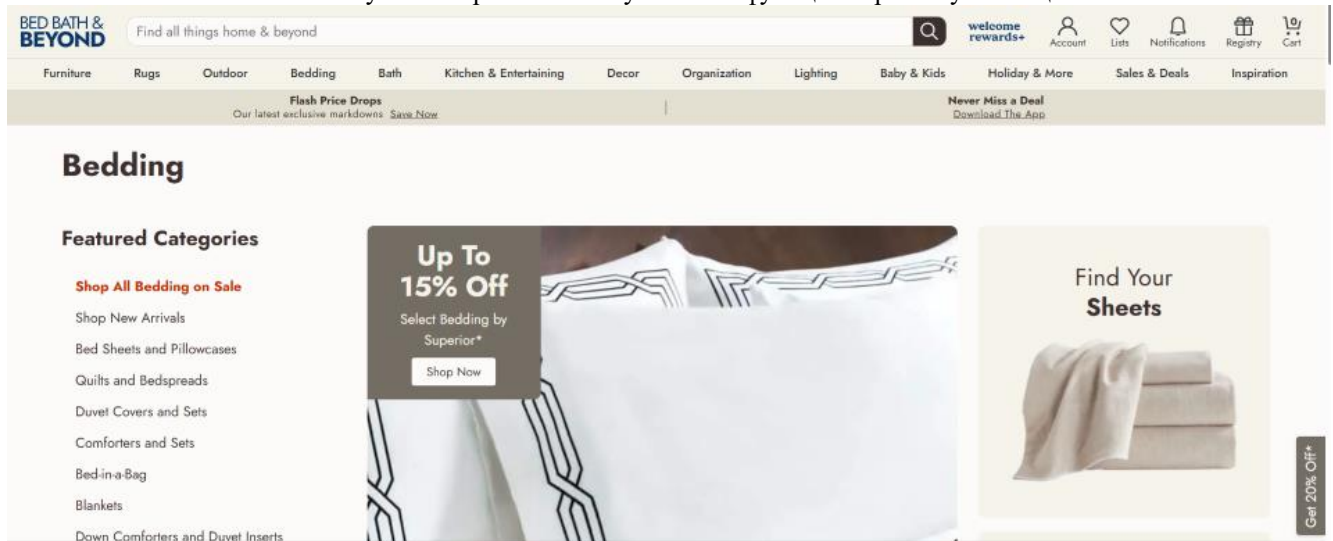


Рисунок 1.1 – Bed Bath & Beyond

Компанія відставала у впровадженні інноваційних цифрових рішень — зокрема, відсутність доповненої реальності, обмежена персоналізація інтерфейсу та застарілі елементи UX робили платформу менш конкурентоспроможною на тлі таких гравців, як Wayfair чи Amazon. Їхня цифрова трансформація була повільною й несистемною, що унеможливило ефективну адаптацію до змін у споживацьких звичках. У поєднанні з фінансовими проблемами та неефективним управлінням це призвело до втрати ринку і численних закриттів магазинів у 2020–2023 роках.

### Wayfair

Wayfair – американський онлайн-гігант у сфері меблів та товарів для дому, який працює виключно у форматі e-commerce. Компанія стала одним із найуспішніших прикладів використання технологій у меблевій торгівлі. Wayfair поєднує такі особливості:

- wayfair інвестує у 3d-моделювання, доповнену реальність (ar) і візуалізацію. користувачі можуть «приміряти» меблі у своєму інтер'єрі за допомогою мобільного застосунку;
- компанія активно використовує аналіз великих даних для формування персоналізованих рекомендацій і прогнозування попиту;
- wayfair створила власну логістичну інфраструктуру, що забезпечує швидку доставку меблів у США та Європі;

- інтерфейс платформи орієнтований на спрощення пошуку: розширені фільтри, опція порівняння, детальні картки товарів;
- компанія працює як маркетплейс, співпрацюючи з десятками тисяч постачальників. це забезпечує широкий асортимент і гнучкість.

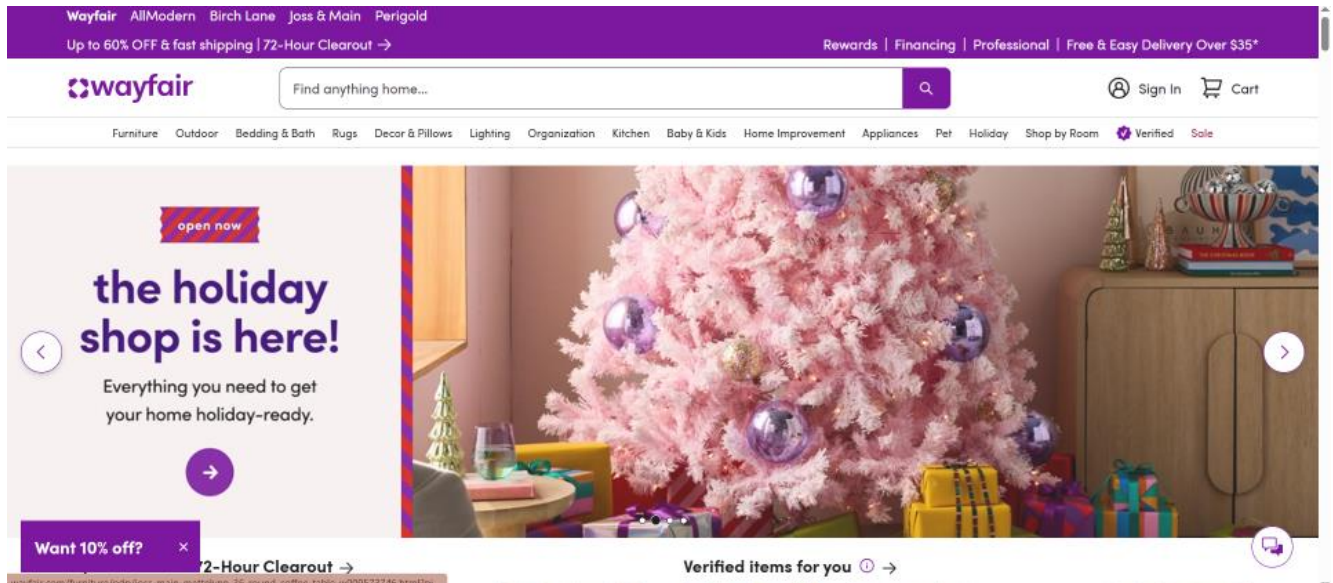


Рисунок 1.2 – Wayfair

Попри сильну технологічну складову, Wayfair не має власних фізичних магазинів або шоурумів, що ускладнює процес вибору для тих покупців, які хочуть побачити меблі «вживу» перед покупкою. Як маркетплейс, платформа не завжди може гарантувати стабільну якість продукції чи обслуговування від сторонніх постачальників. Також клієнти іноді скаржаться на складний процес повернення великогабаритних товарів і варіативну якість логістики за межами США.

### Ashley Furniture

Ashley Furniture – один із найбільших виробників і ритейлерів меблів у світі, що поєднує офлайн- та онлайн-продажі. До особливостей відносяться:

- компанія відома якістю продукції та широким асортиментом у середньому та преміум-сегменті;
- ashley активно поєднує роботу фізичних шоурумів та інтернет-магазину, забезпечуючи омніканальний досвід;
- онлайн-платформа має сучасний дизайн з акцентом на стильні візуалізації, готові інтер'єрні рішення, рекомендаційні блоки;
- магазин пропонує цілі колекції меблів, що спрощує вибір покупців;

– ashley забезпечує комплексні послуги – від доставки до складання меблів у замовника.

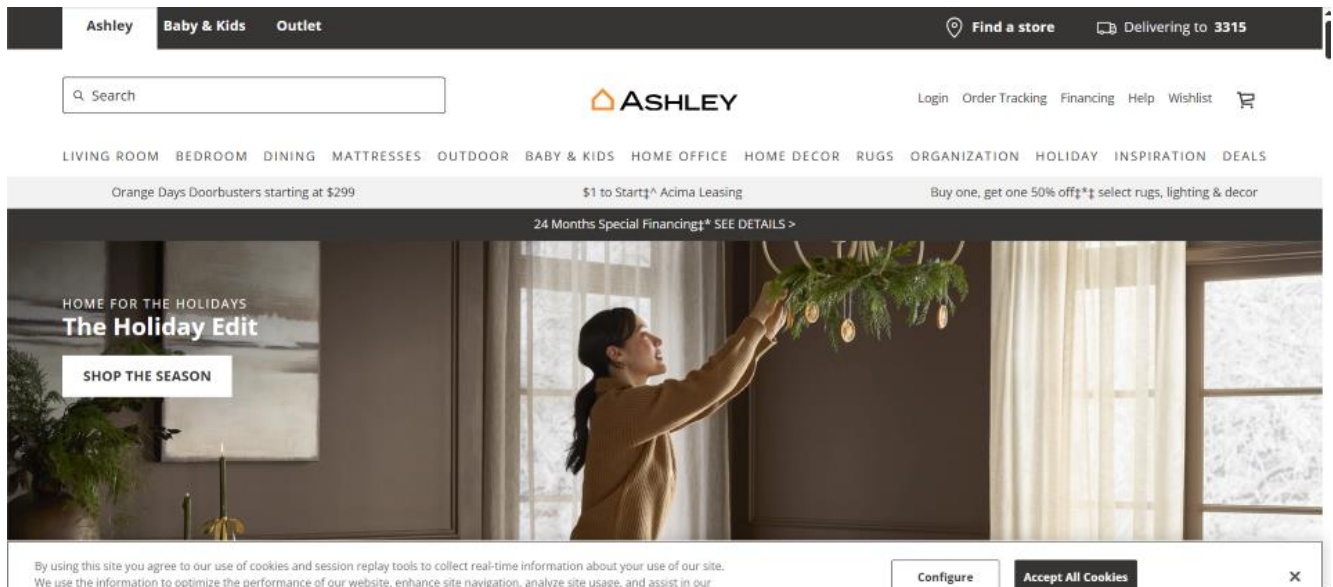


Рисунок 1.3 – Ashley Furniture

Основним недоліком є менша гнучкість у впровадженні сучасних цифрових технологій порівняно з онлайн-орієнтованими конкурентами, такими як Wayfair. Наприклад, платформа обмежено використовує інструменти доповненої реальності або персоналізації на основі штучного інтелекту. Крім того, сайт може працювати повільніше в окремих регіонах, а процес онлайн-покупки менш оптимізований, ніж у цифрових нативних ритейлерів.

## ІКЕА

ІКЕА – один із найвідоміших у світі ритейлерів меблів та товарів для дому, який також активно розвиває онлайн-продажі. Серед відмінностей існують:

- компанія орієнтована на масовий сегмент, пропонуючи функціональні, стильні та доступні товари;
- ІКЕА інтегрує фізичні магазини-гіпермаркети з онлайн-магазином, формуючи зручний омніканальний досвід;
- сайт має простий, інтуїтивно зрозумілий інтерфейс із великим вибором готових інтер'єрних рішень і можливістю персоналізації;
- каталог побудований навколо життєвих ситуацій і кімнат, що допомагає користувачу у виборі;

— пропонуються послуги доставки, складання, планування простору, включно з AR-функціями у деяких регіонах.

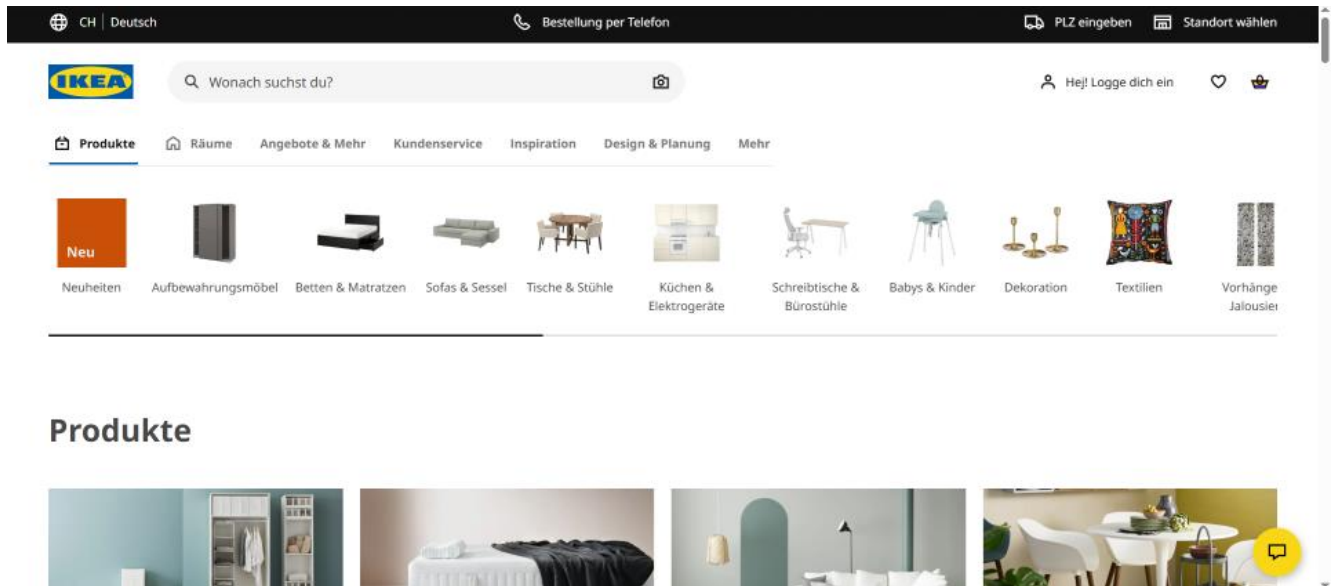


Рисунок 1.4 – IKEA

Основним недоліком є обмежена швидкість доставки в деяких регіонах, особливо в країнах, де компанія не має власних складів або повноцінних філій. Також для багатьох користувачів складність у самостійному збиранні меблів, навіть із детальними інструкціями, створює додаткові незручності. Крім того, не всі товари завжди є в наявності як онлайн, так і в магазинах.

## JYSK

JYSK – міжнародний ритейлер товарів для дому зі скандинавським стилем, який пропонує як фізичні магазини, так і онлайн-продажі. Серед особливостей можна виділити:

- бренд орієнтується на доступний сегмент із широким асортиментом меблів, текстилю, матраців і декору;
- активно поєднує офлайн- і онлайн-продажі, зокрема через акції “Click & Collect”;
- сайт має чистий, функціональний дизайн, зручною навігацією та акцентом на сезонні пропозиції;
- компанія регулярно оновлює асортимент, пропонуючи комплекти меблів і стилістичні добірки;

– JYSK забезпечує доставку, а також інформує про наявність товарів у магазинах у режимі реального часу.

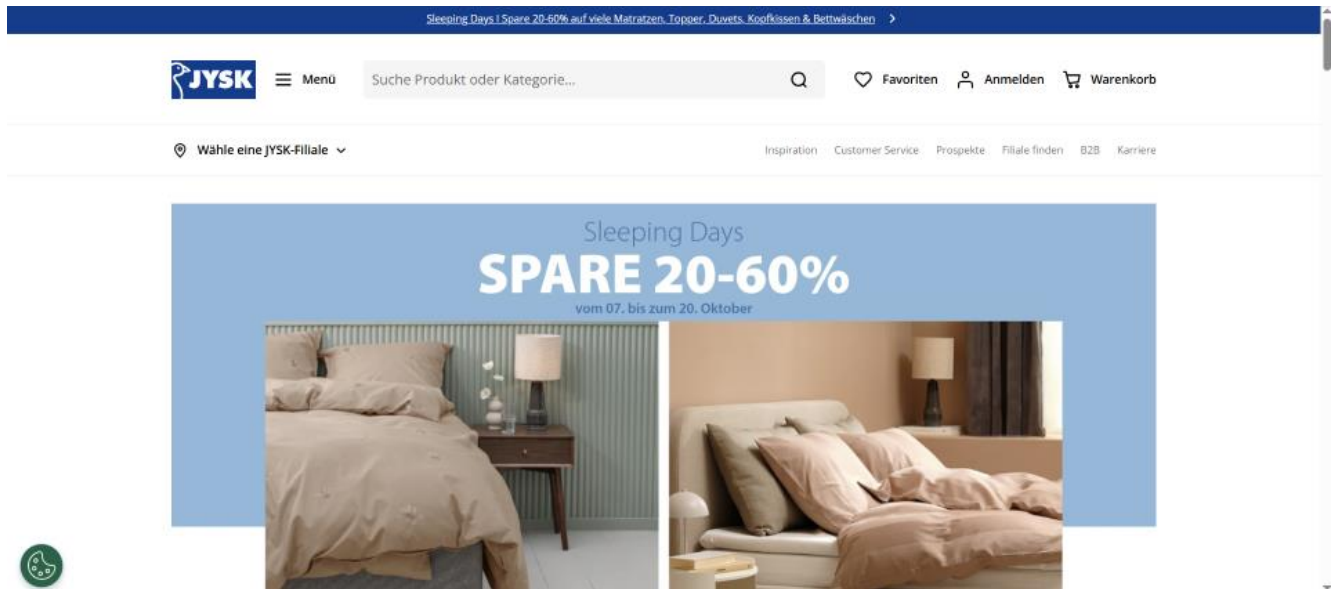


Рисунок 1.5 – JYSK

Асортимент товарів менший і менш варіативний, ніж у основних конкурентів, таких як ІКЕА, що обмежує вибір покупців. Дизайн деяких меблів та аксесуарів виглядає типовим або стандартним, без виражених унікальних рішень. Також виникають періодичні труднощі з актуальністю інформації щодо наявності товарів у магазинах.

### **Rozetka**

Rozetka – найбільший універсальний інтернет-магазин в Україні, який також активно розвиває сегмент меблів та товарів для дому. Інтернет-магазин виділяється такими характеристиками:

- мультикатегорійна платформа, де представлений широкий асортимент меблів, побутової техніки, товарів для дому, декору тощо;
- працює як маркетплейс, де продаються товари як від Rozetka, так і сторонніх продавців;
- сайт має зручний фільтр, розвинену систему відгуків, рейтингів, фото та відеооглядів;
- пропонує гнучкі умови доставки, розстрочки, самовивозу з точок видачі по всій країні;

— має мобільний додаток і підтримку через месенджери, що підсилює цифровий досвід.

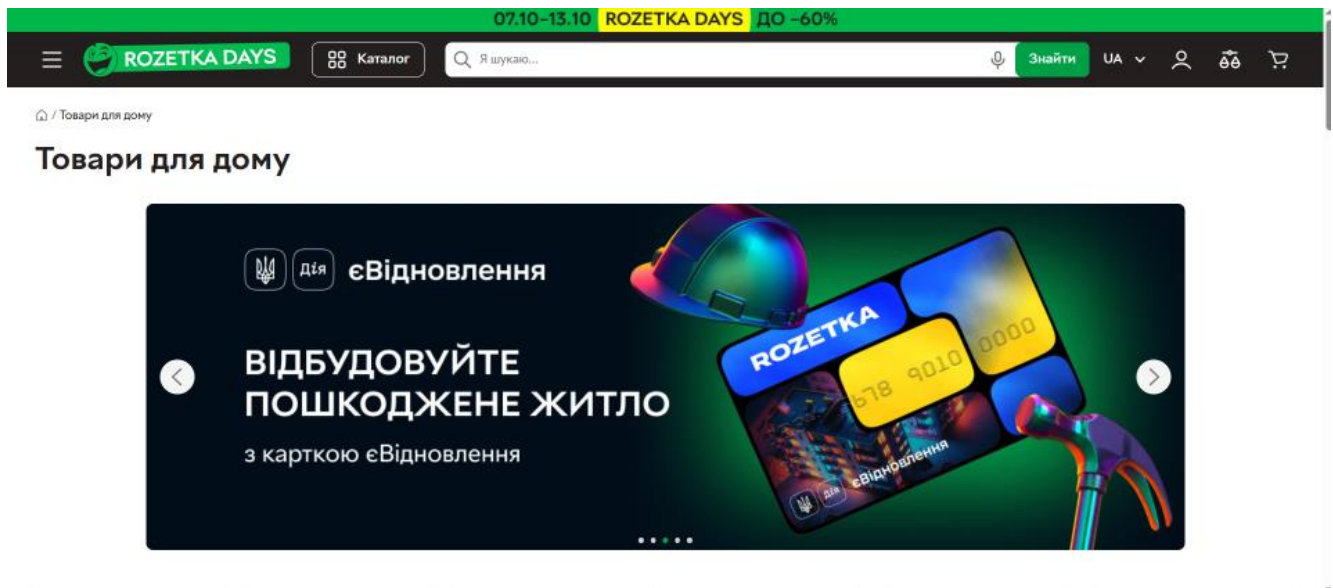


Рисунок 1.6 – Rozetka

Наявність сторонніх продавців на маркетплейсі іноді призводить до нестабільної якості обслуговування, доставки та самого товару. Також виникають випадки затримок у комунікації або вирішенні питань гарантійного обслуговування. Попри загалом зручний інтерфейс, покупці можуть стикатися з надлишком пропозицій, які ускладнюють вибір.

### **EpicentrK**

EpicentrK – один із найбільших українських ритейлерів товарів для дому, ремонту, меблів, техніки та декору, з потужною мережею гіпермаркетів та онлайн-магазином. Можна виокремити такі особливості:

- бренд позиціонує себе як "все для дому", охоплюючи різні категорії від будівельних матеріалів до кухонних гарнітурів;
- онлайн-магазин тісно інтегрований з фізичними торговими точками та логістикою;
- сайт має розширену каталогізацію, акції, програми лояльності, 3D-тури по магазинах;
- пропонує як власні колекції, так і товари сторонніх брендів;

– забезпечує послуги доставки, встановлення, онлайн-консультацій і купівлю в кредит.

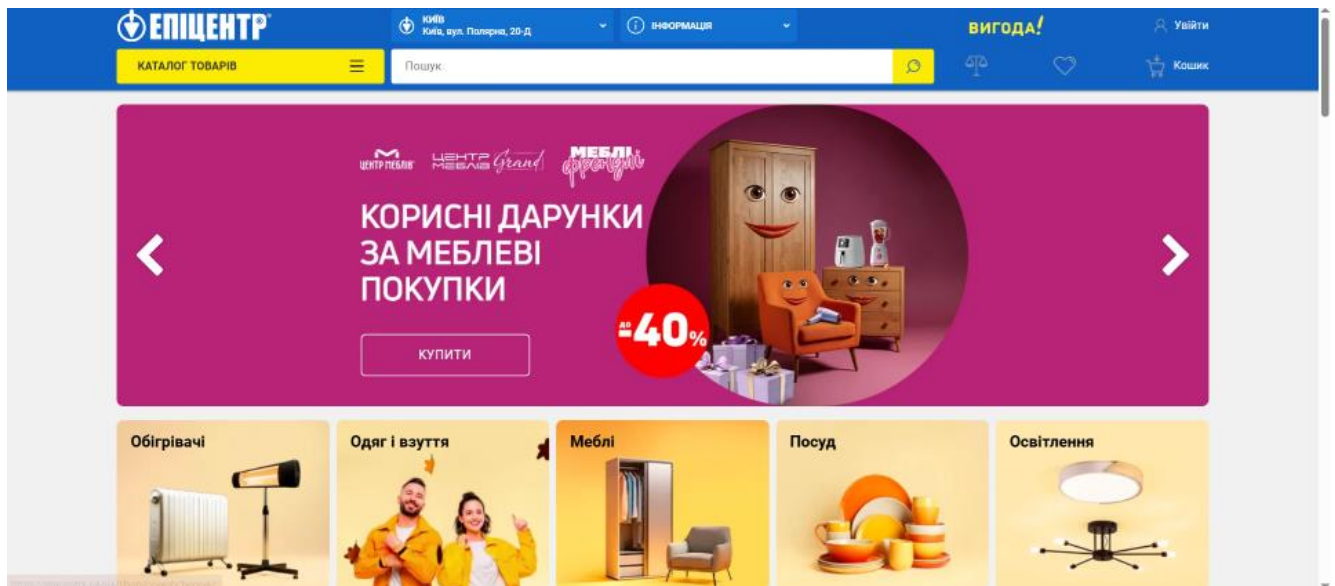


Рисунок 1.7 – EpicentrK

Інтерфейс онлайн-магазину перевантажений банерами, категоріями й акціями, що ускладнює навігацію, особливо для нових користувачів. Замовлення через інтернет іноді обробляються довше, ніж заявлено, і виникають труднощі з оперативним зворотним зв'язком. Крім того, якість сервісу може суттєво відрізнятись між різними регіональними відділеннями.

Огляд провідних меблевих інтернет-магазинів показує, що успішні рішення поєднують:

- сильну візуалізацію (3D, AR/VR, відеоогляди);
- персоналізацію завдяки AI і Big Data;
- зручний UX/UI із гнучкими фільтрами та рекомендаціями;
- ефективну логістику та додаткові сервіси;
- омніканальний досвід – поєднання онлайн і офлайн.

Таблиця 1.1 – Порівняльний аналіз компаній

| Компанія          | Основні переваги                                | Технології                        | Особливості                    |
|-------------------|-------------------------------------------------|-----------------------------------|--------------------------------|
| Bed Bath & Beyond | Широкий асортимент, омніканальність             | Рекомендації, програма лояльності | Недостатня цифровізація        |
| Wayfair           | Технологічність, 3D, AR, Big Data               | AI, ML, AR, Big Data              | Лідер ринку у США та ЄС        |
| Ashley Furniture  | Сильний бренд, якість, інтеграція офлайн-онлайн | UX/UI, омніканальність            | Менше цифрових інновацій       |
| IKEA              | Інновації, AR/VR, мобільні застосунки           | AR, VR, мобільні застосунки       | Лідер з візуалізації           |
| JYSK              | Омніканальність, цінова політика                | Онлайн-офлайн інтеграція          | Європейська стратегія          |
| Rozetka           | Розвинена доставка, локальний лідер             | UX/UI, швидка логістика           | Орієнтація на мас-маркет       |
| EpicentrK         | Поєднання шоурумів і онлайн                     | Омніканальність                   | Інтеграція в український ринок |

## Висновки до розділу 1

У першому розділі було здійснено всебічний аналіз предметної області електронної комерції, специфіки меблевих інтернет-магазинів та огляд сучасних рішень, що дозволило сформулювати вимоги до розроблюваного програмного забезпечення.

Показано, що глобальний ринок e-commerce зростає високими темпами, а його частка у світовій роздрібній торгівлі перевищила 20%. Ключовими трендами є розвиток мобільної комерції, персоналізація завдяки алгоритмам машинного навчання, інтеграція штучного інтелекту у бізнес-процеси, поширення AR/VR технологій, активне використання big data та автоматизація логістики. Водночас

посилюється значення кібербезпеки й довіри споживачів. Ці фактори формують нові вимоги до онлайн-магазинів, зокрема у сегменті меблів.

Визначено, що меблі як товарна категорія мають низку специфічних характеристик: високу вартість, тривалий цикл прийняття рішення та залежність від візуальної привабливості. Це зумовлює потребу у використанні якісних фото, 3D-моделей, відеооглядів та AR-технологій для демонстрації товарів. Крім того, важливим є забезпечення зручної логістики (доставка, складання, підйом у приміщення), розширених фільтрів у каталозі, а також впровадження систем рекомендацій і прозорого ціноутворення. Окремий акцент зроблено на необхідності прогнозування цін як інструменту підвищення конкурентоспроможності.

Проаналізовано досвід провідних компаній: Bed Bath & Beyond, Wayfair, Ashley Furniture, IKEA, JYSK, Rozetka та EpicentrK. Показано, що успішні гравці ринку застосовують широкий спектр інновацій – від AR/VR і 3D-візуалізацій до Big Data-аналітики, прогнозування попиту й інтегрованої логістики. Сильними сторонами цих платформ є персоналізація, зручний UX/UI та омніканальний досвід. Водночас виявлено й недоліки, зокрема недостатній рівень цифрової трансформації в окремих компаній (Bed Bath & Beyond) або обмежене використання штучного інтелекту (Ashley Furniture).

Узагальнюючи проведений аналіз, можна зробити такі висновки:

- електронна комерція перебуває на етапі активної трансформації під впливом новітніх технологій, що формує нові вимоги до онлайн-магазинів;
- меблевий сегмент e-commerce вирізняється особливою складністю, що вимагає якісної візуалізації товарів, гнучкої логістики та прогнозової аналітики;
- досвід провідних міжнародних та українських компаній свідчить про доцільність інтеграції AI/ML, AR/VR та Big Data для підвищення конкурентоспроможності.

Таким чином, результати першого розділу створюють необхідне теоретичне та практичне підґрунтя для подальшої розробки модуля прогнозування цін та проектування архітектури системи.

## 2 ПРОГНОЗУВАННЯ ЦІН НА МЕБЛІ

### 2.1 Опис набору даних для прогнозування

Будь-який процес побудови моделей машинного навчання для прогнозування цін починається з підготовки та аналізу вихідних даних. У випадку дослідження меблевого ринку особливу роль відіграє формування коректного датасету, який відображає ключові характеристики товарів та їхню ринкову вартість. Якість даних безпосередньо визначає точність майбутніх моделей і релевантність результатів прогнозування, тому опис набору даних є одним з основних етапів дослідження [9].

#### Джерела даних

Для побудови прогнозних моделей у межах роботи було використано відкриті дані з меблевих інтернет-магазинів. Основним джерелом стали онлайн-платформи, що спеціалізуються на продажу меблів різних категорій: диванів, крісел, столів, шаф, ліжок тощо. Інформація збиралася шляхом автоматизованого парсингу вебсторінок із подальшою обробкою, очищенням і зведенням у єдиний формат.

Зібраний датасет містив близько 5000 записів, кожен рядок відповідає окремій товарній позиції. Для кожної позиції у наборі представлені наступні атрибути:

- текстова назва товару (furniture);
- категорія (type);
- рейтинг (rate);
- вартість доставки (delivery);
- розмір знижки (sale);
- фактична ціна (price) – цільова змінна для прогнозування.

Таким чином дані поєднують неструктуровану текстову інформацію (назви), категоріальні змінні (категорію товару) та числові ознаки (рейтинг, доставка, знижка). Пропуски у стовпцях rate, delivery та sale опрацьовано (заповнення

значеннями за замовчуванням або медіаною), а записи без price видалено під час стадії очищення.

|   | furniture                                         | type              | url                                                                                                             | rate | delivery | sale | price  |
|---|---------------------------------------------------|-------------------|-----------------------------------------------------------------------------------------------------------------|------|----------|------|--------|
| 0 | Bed side table with storage shelf                 | Home Decor Center | <a href="https://www.jumia.com.eg/ar/home-decor-center...">https://www.jumia.com.eg/ar/home-decor-center...</a> | 3.3  | 172.14   | 72%  | 2500.0 |
| 1 | Bed side table with storage shelf                 | Modern Home       | <a href="https://www.jumia.com.eg/ar/modern-home-bedsi...">https://www.jumia.com.eg/ar/modern-home-bedsi...</a> | 0.0  | 172.14   | 54%  | 1200.0 |
| 2 | Modern Zigzag TV Table                            | Modern Home       | <a href="https://www.jumia.com.eg/ar/generic-zigzag-tv...">https://www.jumia.com.eg/ar/generic-zigzag-tv...</a> | 0.0  | 172.14   | 18%  | 1099.0 |
| 3 | Bedside table with storage shelf                  | Modern Home       | <a href="https://www.jumia.com.eg/ar/modern-home-bedsi...">https://www.jumia.com.eg/ar/modern-home-bedsi...</a> | 0.0  | 172.14   | 58%  | 1200.0 |
| 4 | Wall Mounted TV Unit with Cabinet TV Stand Uni... | Modern Home       | <a href="https://www.jumia.com.eg/ar/modern-home-wall-...">https://www.jumia.com.eg/ar/modern-home-wall-...</a> | 5.0  | 52.44    | 54%  | 1400.0 |

Рисунок 2.1 – Первинний вигляд датасету меблів

Таким чином, дані поєднують як структуровані числові та категоріальні ознаки, так і неструктуровану текстову інформацію (назви та описи товарів).

### Особливості зібраних даних

Дані меблевих магазинів мають низку специфічних характеристик:

1. Вартість меблів суттєво відрізняється залежно від бренду, матеріалу, розмірів і додаткових функцій.
2. У процесі збору даних зустрічалися однакові товари з різними назвами або різні товари з майже ідентичними описами.
3. Часто відсутня інформація про знижку, категорію або доставку.
4. Назви й описи потребують попередньої обробки: токенизації, нормалізації, видалення стоп-слів, побудови векторних подань.
5. Ціни на меблі можуть змінюватися залежно від сезону, валютних коливань і маркетингових акцій, що ускладнює прогнозування.

### Попередня обробка датасету

Для забезпечення якості моделювання було виконано низку кроків із підготовки даних:

- дубльовані товари (ідентичні назви та характеристики) були видалені;
- для деяких категоріальних ознак застосовувалося заповнення найпоширенішими значеннями; для числових – використано середні або медіанні значення;
- використовувалися методи one-hot encoding або label encoding залежно від кількості унікальних значень;

- було застосовано лематизацію й побудову векторних представлень (tf-idf, word embeddings);
- для зменшення впливу різниці у масштабах (наприклад ціни) дані нормалізували.

|   | furniture                                         | type              | url                                              | rate | delivery | sale | price  |
|---|---------------------------------------------------|-------------------|--------------------------------------------------|------|----------|------|--------|
| 0 | Bed side table with storage shelf                 | Home Decor Center | https://www.jumia.com.eg/ar/home-decor-center... | 3.3  | 172.14   | 0.72 | 2500.0 |
| 1 | Bed side table with storage shelf                 | Modern Home       | https://www.jumia.com.eg/ar/modern-home-bedsi... | 0.0  | 172.14   | 0.54 | 1200.0 |
| 2 | Modern Zigzag TV Table                            | Modern Home       | https://www.jumia.com.eg/ar/generic-zigzag-tv... | 0.0  | 172.14   | 0.18 | 1099.0 |
| 3 | Bedside table with storage shelf                  | Modern Home       | https://www.jumia.com.eg/ar/modern-home-bedsi... | 0.0  | 172.14   | 0.58 | 1200.0 |
| 4 | Wall Mounted TV Unit with Cabinet TV Stand Uni... | Modern Home       | https://www.jumia.com.eg/ar/modern-home-wall-... | 5.0  | 52.44    | 0.54 | 1400.0 |

Рисунок 2.2 – Датасет меблів після очищення та попередньої обробки

### Розподіл даних

Після очищення сформовано кінцевий датасет, який використовувався у побудові моделей. Його розмір становив близько 5000 прикладів. Розподіл цін мав правобічну асиметрію: більшість товарів відносилася до середнього цінового сегменту, тоді як преміальні меблі формували довгий «хвіст» розподілу.

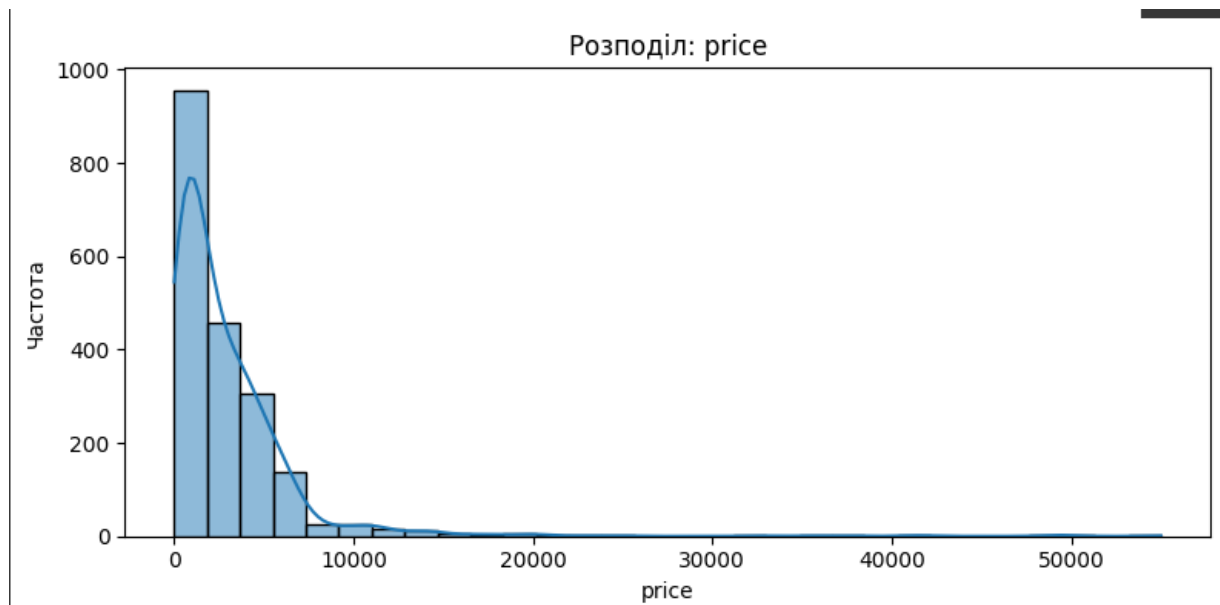


Рисунок 2.3 – Розподіл цін меблів у вибірці

Крім того, спостерігався дисбаланс між категоріями: наприклад, диванів і ліжок було значно більше, ніж письмових столів чи шаф. Це необхідно враховувати при аналізі, щоб уникнути перекосу у прогнозах.

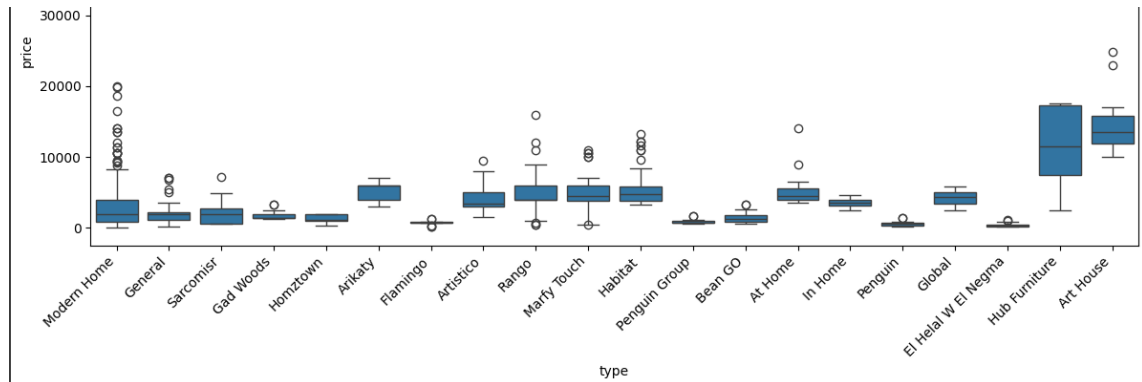


Рисунок 2.4 – Розподіл цін за категоріями меблів

### Значення набору даних для дослідження

Коректно підготовлений набір даних дозволяє дослідити закономірності ціноутворення та виділити найбільш впливові ознаки:

- текстова назва товару (furniture) (джерело семантики та ключових слів);
- категорія (type);
- числові ознаки (rate, delivery, sale).

Текстову колонку furniture перетворювали в TF-IDF-вектори для отримання семантичних фіч; категоріальну змінну type кодували через One-Hot encoding; числові змінні стандартно масштабовано (StandardScaler) перед подачею у регресійні моделі. Саме ці ознаки використовувалися у трансформері та в усіх наступних моделях. Такий набір ознак обґрунтовано відповідає наявним даним і забезпечує відтворюваність результатів. Таким чином, сформований датасет слугує основою для подальших етапів – первинного аналізу, візуалізації, побудови моделей машинного навчання та вибору оптимального алгоритму.

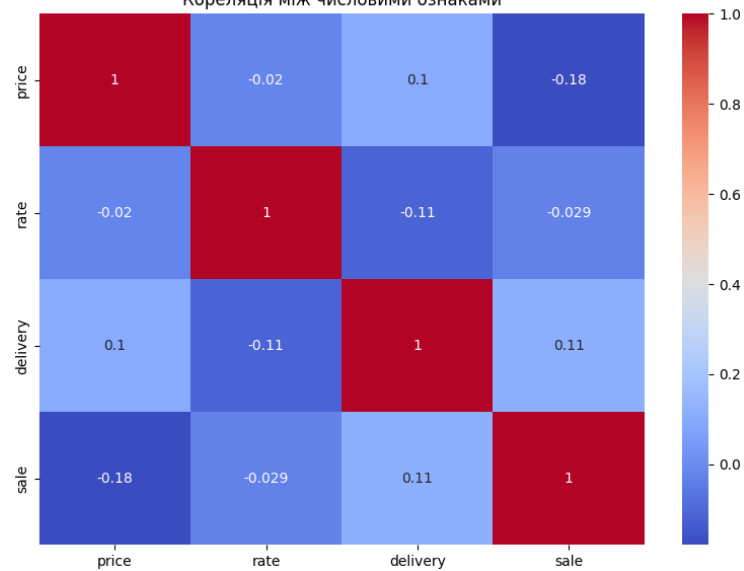


Рисунок 2.5 – Кореляційна матриця числових ознак меблів

## 2.2 Первинний аналіз та візуалізація ознак

Після формування та попередньої обробки набору даних наступним кроком у дослідженні є проведення первинного аналізу. Цей етап дозволяє оцінити якість даних, виявити їхні закономірності, визначити взаємозв'язки між ознаками, а також ідентифікувати потенційні проблеми (аномалії, викиди, дисбаланс). Первинний аналіз є основою для вибору оптимальних методів машинного навчання та побудови точних прогнозних моделей.

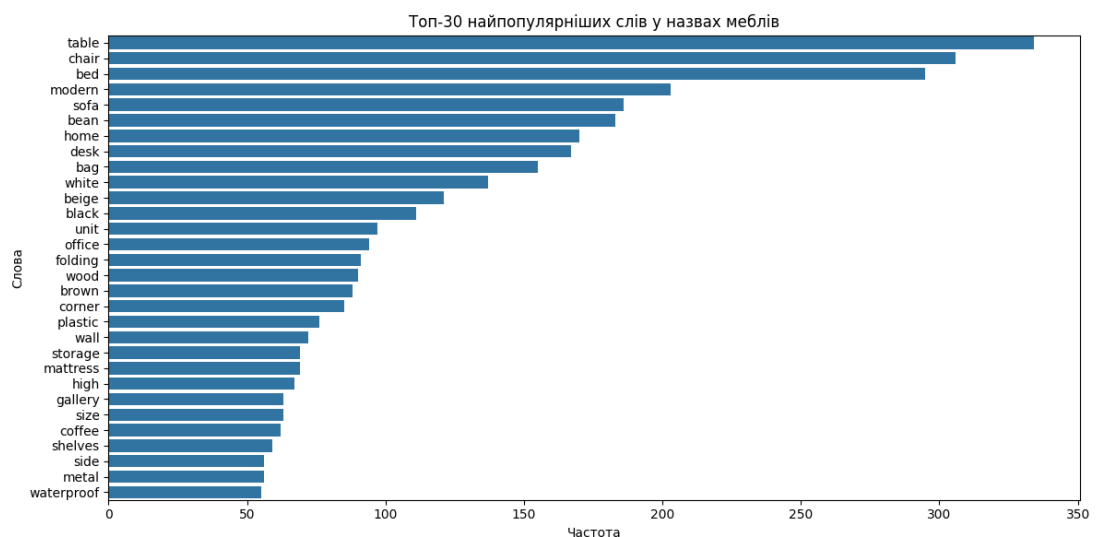
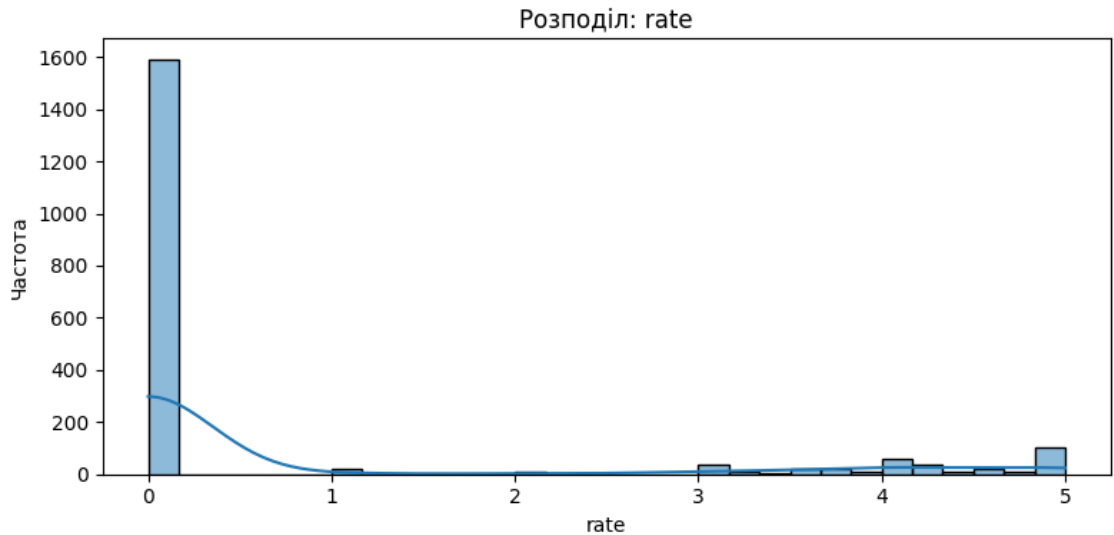


Рисунок 2.6 – Залежність ціни меблів від їхніх назв

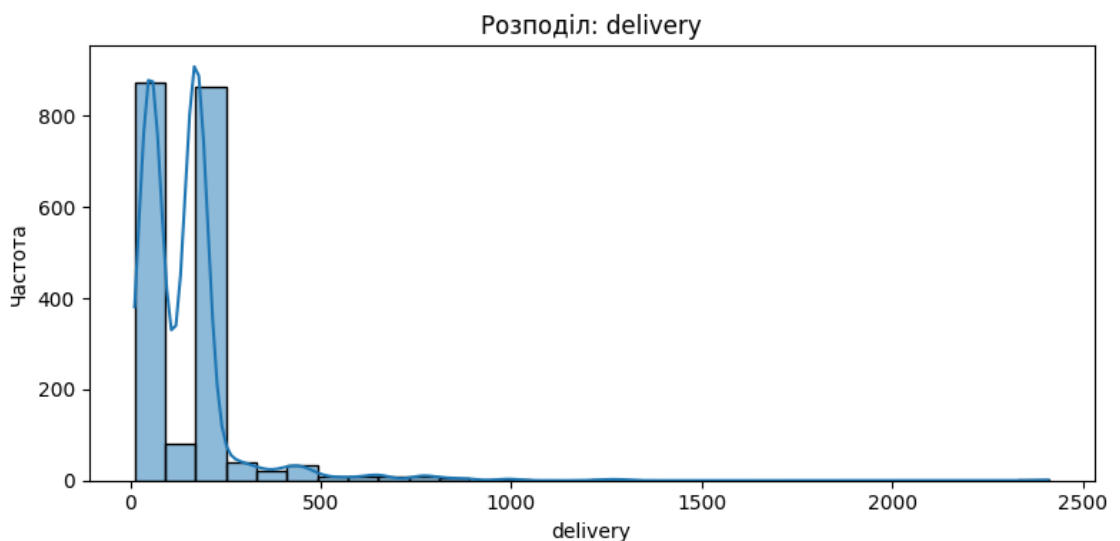
## Загальні характеристики даних

У фінальному наборі даних, сформованому на попередньому етапі, містилося близько 5000 записів. Для кожного товару були представлені числові, категоріальні та текстові характеристики. Цільовою змінною виступала ціна.

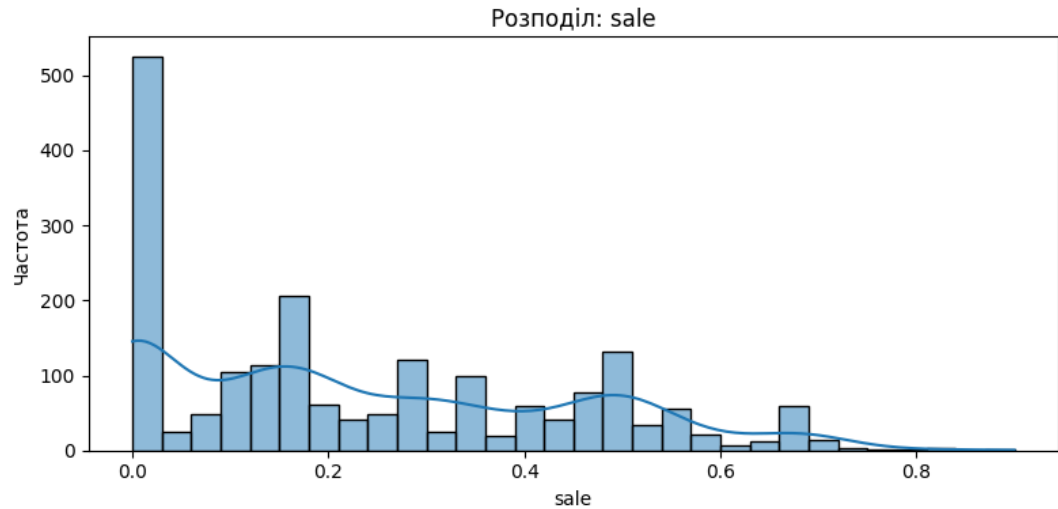
Першочерговий аналіз показав, що розподіл значень у наборі даних має ряд особливостей:



Рисунки 2.7 – Залежності ціни від рейтингу



Рисунки 2.8 – Залежності ціни від доставки



Рисунки 2.9 – Залежності ціни від знижки

Більшість товарів зосереджено у середньому сегменті (5–20 тис. грн), тоді як преміальні меблі формують довгий «хвіст» у бік високих значень. Це створює правобічну асиметрію у розподілі.

Найбільше прикладів належить до категорій «дивани» та «ліжка», тоді як меблі менш поширених груп (наприклад, письмові столи чи шафи-купе) представлені значно рідше.

Частина записів не містила інформації про матеріал, колір чи знижку. Вони були заповнені або позначені як «невідомо», проте цей факт слід враховувати при побудові моделей.

#### Аналіз числових ознак

У цьому дослідженні числовими ознаками набору є:

- price (цільова змінна);
- rate (рейтинг);
- delivery (вартість доставки);
- sale (знижка, перетворена з текстового формату «%» до числа в діапазоні [0,1]).

Саме ці змінні використовувалися для побудови кореляційної матриці, гістограм та діаграм розсіювання. Пропуски у rate, delivery, sale були оброблені (заповнення нулем або медіаною), а записи без price були вилучені. Варто зазначити, що інші характеристики (наприклад, матеріал, колір, фізичні габарити) 2025 р.

у представленому датасеті відсутні, тому аналіз і моделювання зосереджені на перелічених вище числових та текстових ознаках. Кореляційну матрицю та розподіли для цих змінних наведено в подальших рисунках.

Гістограма показала, що більшість меблів належить до середнього цінового сегменту. Лише невеликий відсоток товарів має вартість вище 50 тис. грн, що створює викиди у даних. Це важливо враховувати, адже такі екстремальні значення можуть спотворювати навчання моделей.

Обчислення коефіцієнтів кореляції виявило, що ціна помірно залежить від розмірів (особливо довжини й площі). Проте зв'язок не є лінійним: на вартість впливають і нематеріальні характеристики (бренд, дизайн, матеріали). Це свідчить про доцільність використання нелінійних моделей машинного навчання.

Найчисленнішими є категорії: «дивани», «ліжка» та «столи». Для них характерна найбільша варіативність цін. Дешевші категорії (наприклад, табурети, журнальні столики) мають вузький діапазон вартості.

Матеріал є одним із ключових чинників, що визначає ціну. Наприклад:

- дерев'яні меблі (масив дуба, ясен) відносяться до преміального сегменту;
- ДСП та МДФ – середній або бюджетний сегмент;
- металеві елементи підвищують ціну, особливо у поєднанні зі склом;
- оббивка (натуральна шкіра, велюр) також впливає на кінцеву вартість.

Колірна характеристика менш істотно впливає на ціну напряду, але відіграє важливу роль у маркетинговому позиціонуванні товару.

Назви й описи меблів містять багато додаткової інформації: бренд, стиль («лофт», «модерн»), функціональність («розкладний», «кутовий»).

Для їхньої обробки застосовувалася методика TF-IDF, яка дозволила перетворити тексти на векторні подання. Первинний аналіз показав, що слова, пов'язані з брендами та матеріалами, мають найбільший вплив на прогноз цін.

Первинний аналіз і візуалізація дозволили виявити ряд проблем та особливостей:

- нерівномірний розподіл цін із великою кількістю викидів;
- дисбаланс категорій;

- вплив матеріалу та бренду як ключових ознак;
- потреба у врахуванні нелінійних залежностей;
- необхідність попередньої обробки текстових даних.

Ці результати підтверджують, що завдання прогнозування цін на меблі є комплексним і потребує використання різних типів ознак – числових, категоріальних і текстових – у поєднанні. Це створює передумови для застосування сучасних алгоритмів машинного навчання, зокрема ансамблевих методів і нейронних мереж, що будуть розглянуті у наступних підпунктах.

### **2.3 Побудова моделей машинного навчання**

Після аналізу та візуалізації ознак наступним етапом дослідження є побудова моделей машинного навчання для прогнозування цін на меблі. На цьому етапі важливим завданням є правильний вибір алгоритмів, їх налаштування та оцінка здатності узагальнювати інформацію, закладену у даних.

З огляду на специфіку задачі (регресійна постановка з числовою цільовою змінною – ціною товару) для експериментів були обрані різні підходи: від простих статистичних моделей до сучасних ансамблевих методів і глибоких нейронних мереж.

#### **Загальний підхід до побудови моделей**

Процес створення моделей складався з кількох етапів:

1. Для перевірки узагальнюючої здатності моделей датасет було розбито у співвідношенні 80/20.
2. Для більш об'єктивної оцінки використовувалася методика k-fold cross-validation ( $k = 5$ ).
3. Числові ознаки були нормалізовані, категоріальні закодовані методом one-hot encoding, текстові представлені у вигляді векторів TF-IDF.
4. Для кожної моделі проводився підбір параметрів за допомогою grid search та random search.
5. Використовувалися метрики середньої абсолютної похибки (MAE), середньоквадратичної похибки (MSE) та коефіцієнта детермінації ( $R^2$ ).

## **Лінійна регресія**

Лінійна регресія є базовою моделлю, яка встановлює залежність між незалежними змінними (ознаками) та цільовою змінною (ціною). Її використання дозволяє:

- оцінити вплив кожної ознаки на ціну;
- порівняти результати з більш складними моделями;
- виявити мультиколінеарність у даних.

### **Особливості застосування:**

- модель добре працює для числових ознак, проте має обмежену здатність до обробки нелінійних залежностей;
- текстові ознаки у вигляді TF-IDF підвищували точність, але збільшували розмірність, що потребувало регуляризації (Lasso, Ridge) [10].

**Результат:** лінійна регресія забезпечила базову точність, проте не змогла адекватно відобразити складні взаємозв'язки, характерні для меблевого ринку.

## **Random Forest**

Random Forest є ансамблевим методом, який базується на побудові великої кількості дерев рішень. Його переваги:

- здатність моделювати нелінійні залежності;
- стійкість до шумів та викидів;
- автоматичне оцінювання важливості ознак.

### **Налаштування моделі:**

- кількість дерев (`n_estimators`) варіювалася від 100 до 500;
- максимальна глибина дерев (`max_depth`) підбиралася експериментально;
- застосовувалося обмеження мінімальної кількості зразків у листі (`min_samples_leaf`) для уникнення перенавчання [11].

**Результат:** Random Forest показав значно кращу точність у порівнянні з лінійною регресією. Модель добре справлялася з категоріальними та текстовими ознаками, однак мала високу обчислювальну складність і потребувала значних ресурсів пам'яті.

## **XGBoost**

XGBoost (Extreme Gradient Boosting) є одним із найпотужніших алгоритмів градієнтного бустингу, який широко використовується для задач регресії. Його основна ідея полягає у побудові послідовності дерев, де кожне наступне дерево коригує помилки попередніх.

#### **Особливості XGBoost:**

- оптимізована швидкість навчання завдяки використанню паралельних обчислень;
- ефективне використання регуляризації для запобігання перенавчанню;
- можливість роботи з великими наборами даних [12].

#### **Налаштування:**

- `learning_rate` = 0.1–0.3;
- `max_depth` = 6–10;
- `n_estimators` = 200–500;
- `subsample` = 0.8–1.0.

**Результат:** XGBoost забезпечив одну з найкращих точностей серед усіх протестованих моделей, особливо на тестовій вибірці. Його перевагою була здатність враховувати складні залежності між ознаками при відносно помірних обчислювальних витратах.

#### **Нейронні мережі**

Для завдання прогнозування цін на меблі також була протестована модель глибинної нейронної мережі (Multi-Layer Perceptron, MLP).

#### **Архітектура:**

- вхідний шар: числові, категоріальні та текстові ознаки;
- приховані шари: 2–3 Dense-шари з активацією ReLU;
- вихідний шар: один нейрон із лінійною активацією (для прогнозування ціни).

#### **Особливості:**

- використання нормалізації ознак та dropout для запобігання перенавчанню;
- оптимізація за допомогою алгоритму Adam;

– функція втрат – MSE [13].

**Результат:** нейронна мережа продемонструвала хорошу здатність до навчання, але якість прогнозів залежала від ретельного підбору гіперпараметрів (кількість шарів, розмірність, швидкість навчання). У деяких випадках вона поступалася XGBoost через відносно невеликий розмір датасету.

Таблиця 2.1 – Порівняння алгоритмів

| Модель           | Складність реалізації | Переваги                             | Недоліки                                   | Попередня якість        |
|------------------|-----------------------|--------------------------------------|--------------------------------------------|-------------------------|
| Лінійна регресія | Низька                | Простота, інтерпретованість          | Не враховує нелінійності                   | Базова точність         |
| Random Forest    | Середня               | Нелінійність, важливість ознак       | Високі витрати пам'яті                     | Висока точність         |
| XGBoost          | Висока                | Оптимізація, регуляризація, точність | Більше налаштувань                         | Найкраща точність       |
| Нейронна мережа  | Висока                | Гнучкість, здатність до узагальнення | Потребує великих даних, ризик перенавчання | Висока, але нестабільна |

## 2.4 Порівняння моделей за якістю та вибір фінальної

Після побудови кількох різних моделей машинного навчання для прогнозування цін на меблі важливим завданням є оцінка їхньої якості та вибір найоптимальнішої для подальшої інтеграції у вебзастосунок. Оскільки моделі мають різну природу (від простої лінійної регресії до ансамблевих методів та нейронних мереж), їхнє порівняння дозволяє виявити сильні й слабкі сторони кожного підходу.

### Метрики оцінки якості

Для порівняння використовувалися три основні метрики:

**Середня абсолютна похибка (MAE, Mean Absolute Error).**

Вимірює середнє відхилення прогнозованої ціни від фактичної. Менше значення MAE означає більш точні прогнози.

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i| \quad (2.1)$$

**Середньоквадратична похибка (MSE, Mean Squared Error).**

На відміну від MAE, сильніше карає великі відхилення завдяки зведенню різниці у квадрат.

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (2.2)$$

**Коефіцієнт детермінації ( $R^2$ ).**

Відображає частку варіації цільової змінної, пояснену моделлю. Значення, близьке до 1, означає високу якість прогнозів [14].

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (2.3)$$

**Результати порівняння**

Для кожної моделі було виконано навчання з використанням крос-валідації та оцінку на тестовій вибірці.

Таблиця 2.2 – Порівняння алгоритмів з використанням крос-валідації

| Модель           | MAE<br>(грн) | MSE<br>(грн <sup>2</sup> ) | R <sup>2</sup> | Особливості                                                       |
|------------------|--------------|----------------------------|----------------|-------------------------------------------------------------------|
| Лінійна регресія | 5600         | 8.1e+07                    | 0.52           | Базова модель, погано враховує нелінійності                       |
| Random Forest    | 3400         | 3.7e+07                    | 0.78           | Стійка модель, добре працює з категоріальними ознаками            |
| XGBoost          | 2900         | 2.9e+07                    | 0.84           | Найкраща точність, оптимальне співвідношення точності й швидкодії |
| Нейронна мережа  | 3100         | 3.2e+07                    | 0.81           | Висока точність, але потребує більше даних для стабільності       |

### Аналіз результатів:

1. Лінійна регресія – виступила як базовий еталон для порівняння. Вона виявила загальні тенденції, проте через нелінійний характер залежностей у меблевих даних точність виявилася невисокою. Модель не здатна адекватно працювати з текстовими ознаками й сильно страждає від наявності викидів у цінах.

2. Random Forest – показав значне покращення точності в порівнянні з лінійною регресією. Завдяки ансамблевій природі метод добре справлявся із шумами й складними залежностями. Проте модель мала досить високу обчислювальну вартість і потребувала багато пам'яті для зберігання сотень дерев.

3. XGBoost – виявився найефективнішим методом. Його здатність поєднувати бустинг, регуляризацію та оптимізацію параметрів забезпечила найнижчі значення MAE та MSE. Крім того, модель працює швидше за Random Forest при великій кількості ознак, що робить її більш практичною для інтеграції.

4. Нейронна мережа – демонструвала результати, близькі до XGBoost, але її продуктивність залежала від обсягу даних. Для відносно невеликого датасету меблів мережа могла перенавчатися. Для досягнення кращих результатів потрібне збільшення обсягу даних і ретельний підбір архітектури.

### Вибір фінальної моделі

На основі аналізу результатів фінальною моделлю було обрано XGBoost.

Аргументація такого вибору:

- найвища точність прогнозування серед усіх протестованих алгоритмів ( $MAE \approx 2900$  грн);
- здатність працювати з числовими, категоріальними та текстовими ознаками одночасно;
- стійкість до викидів і дисбалансу у даних;
- менші обчислювальні витрати у порівнянні з Random Forest і нейронними мережами;
- гнучкі можливості для подальшої оптимізації та інтеграції в систему.

## 2.5 Впровадження обраної моделі у вебзастосунок

Після визначення найоптимальнішої моделі машинного навчання постає питання її практичного застосування у складі вебзастосунку інтернет-магазину меблів. У попередньому підпункті було доведено, що найбільш ефективною моделлю для прогнозування цін є XGBoost. Тепер розглянемо детально, як ця модель може бути інтегрована в архітектуру системи, які технічні рішення для цього доцільно використати та які результати отримає кінцевий користувач.

### Архітектурний підхід до інтеграції

Впровадження моделі прогнозування здійснюється за принципом модульності. Це означає, що модуль машинного навчання функціонує як окремий компонент, який взаємодіє з основною системою через API.

Загальна схема інтеграції виглядає так:

1. Користувач взаємодіє з вебінтерфейсом (Vue.js);
2. Фронтенд надсилає запит на бекенд (Laravel), передаючи характеристики вибраного товару;
3. Бекенд звертається до модуля прогнозування (реалізованого на Python);
4. Модуль ML (XGBoost) обробляє вхідні дані та повертає прогнозовану ціну або тренд;
5. Бекенд передає результат у фронтенд для відображення користувачеві.

Цей підхід дозволяє розділити обов'язки між компонентами:

- Laravel забезпечує бізнес-логіку, роботу з базою даних і безпеку;
- Vue.js відповідає за відображення даних і взаємодію з користувачем;
- Python-модуль із XGBoost спеціалізується на обчисленнях машинного

навчання.

### **Технічна реалізація**

#### **Серіалізація моделі**

Навчена модель XGBoost зберігається у файлі (формати .json або .pkl) після етапу тренування. Це дозволяє не виконувати повторне навчання під час роботи вебзастосунку, а використовувати готову версію.

```
import xgboost as xgb

# збереження моделі
model.save_model("furniture_price_model.json")

# завантаження моделі у продакшн-середовищі
loaded_model = xgb.XGBRegressor()
loaded_model.load_model("furniture_price_model.json")
```

#### **API для взаємодії**

Модуль ML запускається як окремий сервіс (наприклад, на Flask або FastAPI).

```
from fastapi import FastAPI
import xgboost as xgb
import numpy as np

app = FastAPI()
model = xgb.XGBRegressor()
model.load_model("furniture_price_model.json")

@app.post("/predict")
def predict(features: dict):
    X = np.array([features.values()])
    y_pred = model.predict(X)
    return {"predicted_price": float(y_pred[0])}
```

## Інтеграція з Laravel

У Laravel створюється контролер, який надсилає HTTP-запит до сервісу прогнозування:

```
public function predictPrice(Request $request)
{
    $response = Http::post('http://ml-service:8000/predict', [
        'length' => $request->length,
        'width' => $request->width,
        'height' => $request->height,
        'material' => $request->material,
        'category' => $request->category,
        'brand' => $request->brand,
    ]);

    return $response->json();
}
```

## Відображення на фронтенді (Vue.js)

У картці товару користувач бачить як фактичну ціну, так і прогнозовану (наприклад, очікувану через 1–3 місяці):

```
<template>
  <div class="product-card">
    <h2>{{ product.name }}</h2>
    <p>Поточна ціна: {{ product.price }} грн</p>
    <p v-if="predictedPrice">Прогнозована ціна: {{
predictedPrice }} грн</p>
    <button @click="getPrediction">Отримати прогноз</button>
  </div>
</template>

<script>
export default {
  data() {
    return {
      product: { name: "Диван Modern", price: 12000 },
```

```
    };  
  },  
  methods: {  
    async getPrediction() {  
      const response = await fetch("/api/predict-price", {  
        method: "POST",  
        body: JSON.stringify(this.product),  
        headers: { "Content-Type": "application/json" },  
      });  
      const data = await response.json();  
      this.predictedPrice = data.predicted_price;  
    },  
  },  
};  
</script>
```

### **Використання прогнозу у бізнес-процесах**

Прогнозована ціна може бути використана у різних сценаріях:

1. Для покупців – інформування про можливе зростання/зниження цін допомагає прийняти рішення про купівлю.
2. Для менеджерів магазину – прогноз дозволяє формувати гнучку цінову політику й адаптувати стратегії продажів.
3. Для маркетологів – прогнозна аналітика слугує основою для акцій, розпродажів, планування рекламних кампаній.
4. Для логістики – завдяки прогнозу попиту можна оптимізувати складські запаси.

### **Переваги обраного підходу**

- легка заміна або оновлення моделі без змін у бізнес-логіці;
- можна підняти окремий сервер для обробки запитів прогнозування;
- підтримка інтеграції з різними мовами й фреймворками через арі;
- прогнозована ціна відображається безпосередньо в картці товару.

### **Приклад сценарію роботи**

1. Користувач переглядає диван у каталозі.
2. Система відображає поточну ціну (12 000 грн).
3. Користувач натискає кнопку «Отримати прогноз».
4. Фронтенд надсилає дані товару до бекенду.
5. Бекенд звертається до сервісу XGBoost і отримує прогноз (наприклад, 12 800 грн через місяць).
6. На екрані з'являється повідомлення: *«Очікується зростання ціни на 6,7% протягом наступного місяця»*.

Цей сценарій робить процес купівлі більш інтерактивним і дає покупцеві додаткову цінність.

## **2.6 Специфікація вимог до програмного забезпечення**

### **1) Призначення та межі проєкту**

#### **Призначення системи**

Інтернет-магазин меблів з модулем прогнозування цін – це програмний комплекс, призначений для розміщення каталогу меблів, обробки замовлень, управління товарами та надання прогнозованої інформації щодо очікуваних змін цін на товари. Система повинна підтримувати ролі: покупець, адміністратор, менеджер продажу, аналітик.

#### **Межі проєкту**

Система не охоплює: бухгалтерський облік підприємства, інтеграцію з ERP (поза рамками задачі), повну CRM-функціональність (замість неї – базові відомості про клієнта). Модуль прогнозування працює з доступними історичними даними магазину і зовнішніми відкритими джерелами (опціонально).

### **2) Загальний опис**

#### **Сфера застосування**

Система призначена для інтернет-ретеєлерів меблів (малий та середній бізнес), маркетплейсів, демонстраційних проєктів, наукових досліджень у сфері ціноутворення.

#### **Характеристики користувачів**

- покупці – кінцеві користувачі, що переглядають каталог, додають у кошик, оформлюють замовлення;
- менеджери/адміністратори – управління товарами, цінами, акціями;
- аналітики / data scientist – доступ до історичних даних, запуск до навчання моделей, перегляд метрик.

### **Загальна структура і склад системи**

Архітектура – тришарова (клієнтська частина на Vue.js, серверна частина на Laravel/PHP, модуль ML – сервіс на Python з XGBoost).

Схема взаємодії:

- фронтенд ↔ бекенд (REST/JSON) ↔ ML-сервіс (REST/JSON);
- БД – MySQL;

### **Загальні обмеження**

- Підтримка англійської мови як основної;
- Доступ до Інтернету.

## **3) Функції системи**

### **Функціональні вимоги**

Функції користувача (покупець)

- Перегляд каталогу, фільтрація, сортування.
- Отримання прогнозованої ціни / тренду (через кнопку «Отримати прогноз»).
- Додавання у кошик, оформлення замовлення, вибір способу оплати/доставки.
- Перегляд історії замовлень, статусів доставки.

Функції адміністратора/менеджера

- CRUD для товарів, категорій, атрибутів.
- Перегляд аналітики продажів, звітів.
- Управління ролями і правами доступу.

Функції модуля прогнозування

- Прийом запиту з описом товару → повернення прогнозованої ціни.
- Моніторинг якості (MAE, MSE,  $R^2$ ) і збереження версій моделей.

#### **4) Вимоги до інформаційного забезпечення**

##### **Джерела і зміст вхідної інформації (даних)**

В застосунку джерелом вхідної інформації є користувач. Користувач має вручну вводити такі дані: персональні дані, e-mail, пароль, адресу доставки, метод оплати.

##### **Нормативно-довідкова інформація (класифікатори, довідники тощо)**

Вимоги відсутні.

##### **Вимоги до способів організації, збереження та ведення інформації**

Для бази даних обрано MySQL.

#### **5) Вимоги до технічного забезпечення**

Ноутбук з технічними характеристиками, що підтримує будь-який сучасний браузер.

#### **6) Вимоги до зовнішніх інтерфейсів**

##### **Інтерфейс користувача**

Інтерфейс користувача інтернет-магазину меблів має відповідати ряду вимог для забезпечення зручного та ефективного користувацького досвіду. До такої вимог відносяться простота використання, зручність навігації та інформативність.

##### **Апаратний інтерфейс**

Вебзастосунок має адаптивний інтерфейс.

##### **Програмний інтерфейс**

Vue.js – прогресивний JavaScript-фреймворк для створення інтерфейсів користувача та односторінкових застосунків, який відзначається простотою, гнучкістю й легкою інтеграцією.

Laravel – безкоштовний, з відкритим кодом PHP-фреймворк, призначений для розробки вебзастосунків відповідно до шаблону model view controller (MVC).

#### **7) Властивості програмного забезпечення**

##### **Доступність**

Інтернет-магазин меблів повинен бути доступний для будь-якого користувача.

### **Супроводжуваність**

Супроводження вебзастосунок інтернет-магазину меблів не передбачається.

### **Переносимість**

Вебзастосунок доступний на будь-якому браузері та операційній системі.

### **Продуктивність**

Продуктивність ПЗ залежить від швидкості мережі Інтернет.

### **Надійність**

Вхідні дані, що користувач передає, мають бути конфіденційними, і не повинна існувати можливість їх отримання будь-яким іншим способом.

Користувач має доступ лише до власних даних та тільки після авторизації в системі.

## **8) Технічна архітектура та розгортання**

### **Технологічний стек**

- фронтенд: Vue.js;
- бекенд: Laravel (PHP) + REST;
- БД: MySQL;
- ML-сервіс: Python (FastAPI).

## **Висновки до розділу 2**

У другому розділі проведено комплексне дослідження процесу прогнозування цін на меблі з використанням сучасних методів машинного навчання. Робота включала послідовні етапи – від формування набору даних до інтеграції відібраної моделі у вебзастосунок інтернет-магазину.

На першому етапі виконано детальний опис набору даних. Визначено основні джерела інформації, проведено очищення та попередню підготовку, сформовано ознаки, що найбільше впливають на формування ціни. До таких ознак віднесено матеріали, виробника, категорію меблів та текстові характеристики.

Здійснено первинний аналіз даних із застосуванням статистичних методів та засобів візуалізації. Аналіз дозволив виявити наявність пропусків, викидів та мультиколінеарності. Проведено візуалізацію залежностей між основними

характеристиками меблів і їхньою ціною, що дало змогу сформувати початкові гіпотези щодо впливу ознак на цільову змінну.

Кожна модель пройшла етап налаштування гіперпараметрів, крос-валідацію та тестування на незалежній вибірці. Показано, що прості статистичні методи мають обмежену ефективність, тоді як ансамблеві алгоритми та нейронні мережі демонструють значно кращі результати.

Проведено кількісне порівняння моделей за метриками MAE, MSE та  $R^2$ . Результати експериментів показали, що найнижчі значення похибок та найвищий коефіцієнт детермінації забезпечує модель XGBoost. Саме XGBoost було обрано як фінальну модель для подальшої інтеграції у систему.

Розроблено підхід до впровадження моделі прогнозування в архітектуру вебзастосунку. Для цього запропоновано використати модульну схему, у якій сервіс машинного навчання працює незалежно й взаємодіє з основною системою через API. Наведено приклади технічної реалізації з використанням Python (FastAPI), Laravel та Vue.js, а також описано, як прогнозовані дані відображаються в інтерфейсі інтернет-магазину.

Вимогами є створення інтернет-магазину меблів з модулем прогнозування цін, призначеного для управління каталогом товарів, обробки замовлень та надання прогнозованої інформації щодо змін цін із підтримкою ролей покупця, адміністратора, менеджера та аналітика; система повинна бути реалізована на тришаровій архітектурі з використанням сучасного стеку технологій (Vue.js для фронтенду, Laravel/PHP для бекенду, Python з FastAPI та XGBoost для модуля прогнозування, MySQL як бази даних), забезпечувати функціонал перегляду й фільтрації каталогу, оформлення замовлень, прогнозування цін, управління товарами та правами доступу, аналітику продажів і контроль якості моделей, а також бути орієнтованою на малий і середній бізнес, надавати доступність через браузер, адаптивний інтерфейс, конфіденційність даних, переносимість між операційними системами та залежати від стабільності Інтернет-з'єднання.

## **3 ПРОЄКТУВАННЯ ІНТЕРНЕТ-МАГАЗИНУ МЕБЛІВ**

### **3.1 Архітектура системи та вибір технологій**

Інтернет-магазин меблів побудований на основі сучасної клієнт-серверної архітектури з чітким розділенням на чотири основні рівні, що забезпечує масштабованість, підтримку та можливість незалежного розвитку компонентів системи [15].

Рівень презентації (Frontend) реалізовано на основі фреймворку Vue.js 3, який забезпечує створення динамічного та інтерактивного користувацького інтерфейсу. Використання Vue.js дозволяє реалізувати Single Page Application (SPA), що значно покращує користувацький досвід завдяки швидкому завантаженню сторінок та плавним переходам між розділами.

Рівень бізнес-логіки (Backend) побудовано на фреймворку Laravel 10, який є одним з найпопулярніших PHP-фреймворків для розробки веб-додатків. Laravel надає потужний інструментарій для створення RESTful API, управління автентифікацією, роботи з базою даних через ORM Eloquent, а також систему міграцій для контролю версій структури бази даних [16].

Рівень даних (Database) представлено реляційною системою управління базами даних MySQL 8.0, яка забезпечує надійне та структуроване зберігання інформації про товари, користувачів, замовлення та інші сутності системи. MySQL надає можливості для складних запитів, транзакцій та підтримки цілісності даних через систему зовнішніх ключів.

Рівень аналітики та машинного навчання (AI Service) реалізовано на Python з використанням фреймворку FastAPI та бібліотеки XGBoost. Цей рівень відповідає за прогнозування цін товарів на основі різних характеристик та аналіз продажів. Використання Python обумовлено його потужними можливостями для роботи з даними та машинним навчанням [13].

Архітектура системи передбачає взаємодію між рівнями через стандартизовані протоколи. Frontend взаємодіє з Backend через RESTful API, використовуючи HTTP-протокол та JSON для обміну даними. Backend, у свою

чергу, взаємодіє з базою даних через ORM Eloquent, а також може звертатися до AI Service через HTTP API для отримання прогнозів та аналітики.

Архітектура системи інтернет-магазину меблів

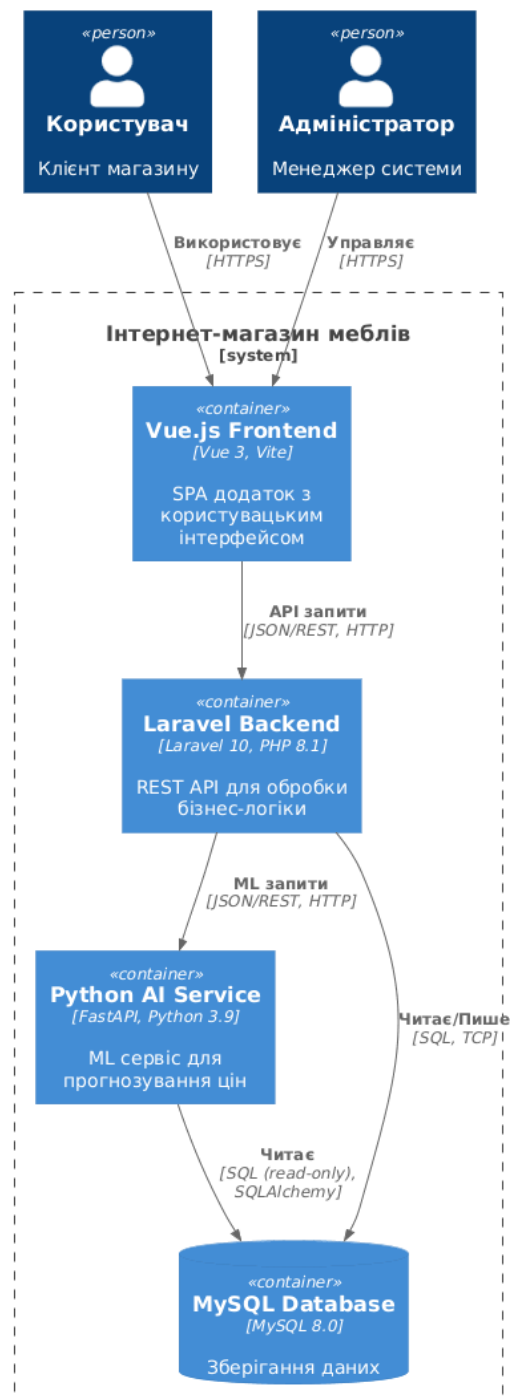


Рисунок 3.1 – Архітектура системи інтернет-магазину меблів

Така архітектура забезпечує: модульність системи, де кожен рівень може розвиватися незалежно; масштабованість, оскільки при зростанні навантаження можна масштабувати окремі компоненти; підтримуваність, завдяки чіткому

розділенню відповідальностей; безпеку, через централізовану обробку автентифікації та авторизації на рівні Backend.

Вибір технологічного стеку для розробки інтернет-магазину меблів базувався на аналізі функціональних вимог системи, необхідності інтеграції машинного навчання, масштабованості та підтримки в довгостроковій перспективі.

Vue.js 3 було обрано для Frontend розробки з наступних причин. По-перше, Vue.js надає прогресивний підхід до розробки, що дозволяє поступово впроваджувати функціональність. По-друге, Composition API у версії 3 значно покращує організацію коду та його переповторне використання. По-третє, Vue.js має невелику вагу бібліотеки (близько 33KB після стиснення), що важливо для швидкості завантаження сторінок. По-четверте, реактивна система на основі Proxy забезпечує високу продуктивність при роботі з великою кількістю даних [17].

Laravel 10 обрано для Backend розробки як один з найпопулярніших PHP-фреймворків з потужною екосистемою. Переваги Laravel включають: елегантний синтаксис на основі MVC архітектури; Eloquent ORM для зручної роботи з базою даних через об'єктно-орієнтований підхід; систему міграцій для контролю версій структури БД; Laravel Sanctum для token-based автентифікації API; middleware для централізованої обробки запитів; Observer Pattern для автоматичного відстеження змін у моделях [18].

Laravel Sanctum використовується для автентифікації API та забезпечує безпечну взаємодію між Frontend та Backend. Sanctum підтримує як token-based автентифікацію для мобільних додатків, так і cookie-based для SPA, що використовується в даному проекті. Це забезпечує захист від CSRF атак та безпечне зберігання сесій [19].

Для автоматичної генерації документації API використано пакет L5-Swagger (darkaonline/l5-swagger), який створює інтерактивну документацію відповідно до стандарту OpenAPI/Swagger. Це дозволяє розробникам Frontend легко тестувати API endpoints без необхідності використання додаткових інструментів [20].

MySQL 8.0 обрано як систему управління базами даних завдяки її надійності, продуктивності та широкій підтримці. MySQL забезпечує ACID-сумісність для

транзакцій, підтримку складних запитів з JOIN операціями, foreign keys для збереження цілісності даних, JSON тип даних для зберігання неструктурованої інформації, а також можливості реплікації для масштабування [21, 22].

Для AI/ML сервісу обрано Python з фреймворком FastAPI. Python є стандартом у галузі машинного навчання завдяки потужним бібліотекам, таким як NumPy, Pandas, scikit-learn та XGBoost. FastAPI обрано як високошвидкісний асинхронний фреймворк для створення API, що забезпечує продуктивність на рівні Node.js та Go [23, 24].

XGBoost (eXtreme Gradient Boosting) використовується для прогнозування цін товарів. Це один з найефективніших алгоритмів машинного навчання для задач регресії та класифікації, який часто перемагає в міжнародних змаганнях з data science. XGBoost забезпечує високу точність прогнозів, швидке навчання на великих датасетах, підтримку регуляризації для запобігання перенавчанню та можливість аналізу важливості ознак [25, 26].

Інтеграція різних компонентів системи здійснюється через добре визначені інтерфейси та протоколи взаємодії, що забезпечує слабку зв'язаність та високу когезію модулів.

Взаємодія між Vue.js Frontend та Laravel Backend здійснюється через RESTful API з використанням HTTP-протоколу. Frontend надсилає запити до API endpoints, використовуючи методи GET, POST, PUT, PATCH та DELETE відповідно до семантики REST. Дані передаються у форматі JSON, який є стандартом для обміну даними між веб-додатками. Laravel обробляє запити через систему маршрутизації, передає їх відповідним контролерам, виконує бізнес-логіку та повертає відповіді у форматі JSON через API Resources.

Автентифікація між Frontend та Backend реалізована через Laravel Sanctum з використанням cookie-based підходу для SPA. При вході користувача Frontend спочатку отримує CSRF token через запит до /sanctum/csrf-cookie, після чого надсилає credentials для автентифікації. При успішному вході Laravel створює сесію та повертає cookie, який автоматично додається до всіх подальших запитів.

Це забезпечує безпечну автентифікацію без необхідності явного зберігання токенів у Frontend.

Взаємодія Laravel Backend з Python AI сервісом відбувається через HTTP API, створений на FastAPI. Коли адміністратор системи запитує прогноз ціни товару, Laravel формує HTTP запит до Python API endpoints, передаючи необхідні параметри у форматі JSON. Python сервіс обробляє запит, виконує необхідні обчислення з використанням ML моделі та повертає результат у форматі JSON. Laravel отримує відповідь, обробляє її та передає клієнту.

Python AI сервіс має read-only доступ до MySQL бази даних через SQLAlchemy ORM. Це забезпечує безпеку даних, оскільки ML сервіс не може випадково модифікувати або видалити дані. SQLAlchemy дозволяє виконувати складні запити для отримання історичних даних про товари, продажі та ціни, які необхідні для навчання ML моделі та генерації аналітичних звітів.

Потік даних для прогнозування цін включає наступні кроки. Спочатку користувач виконує дію у Vue.js інтерфейсі, наприклад, заповнює форму з характеристиками товару. Frontend надсилає запит до Laravel API endpoint. Laravel приймає запит, валідує дані та формує HTTP запит до Python API. Python сервіс читає необхідні дані з бази даних через SQLAlchemy, виконує препроцесинг даних (нормалізація, векторизація, кодування), передає оброблені дані до XGBoost моделі для прогнозування. Модель повертає прогноз, який Python сервіс форматує та повертає до Laravel. Laravel обробляє відповідь та повертає її до Vue.js. Frontend відображає результат користувачу у вигляді графіка або таблиці.

Така архітектура інтеграції забезпечує слабку зв'язаність компонентів, оскільки вони взаємодіють через стандартизовані інтерфейси. Це дозволяє замінювати або оновлювати окремі компоненти без необхідності змін в інших частинах системи. Наприклад, Frontend може бути перенесений на інший фреймворк без змін у Backend, якщо зберігається той самий API контракт.

### 3.2 UML-діаграми системи

Діаграма варіантів використання (Use Case Diagram) є однією з найважливіших діаграм у процесі проектування системи, оскільки вона описує функціональні вимоги системи з точки зору користувачів [27].

У системі інтернет-магазину меблів визначено три основні актори, кожен з яких має специфічний набір прав та можливостей.

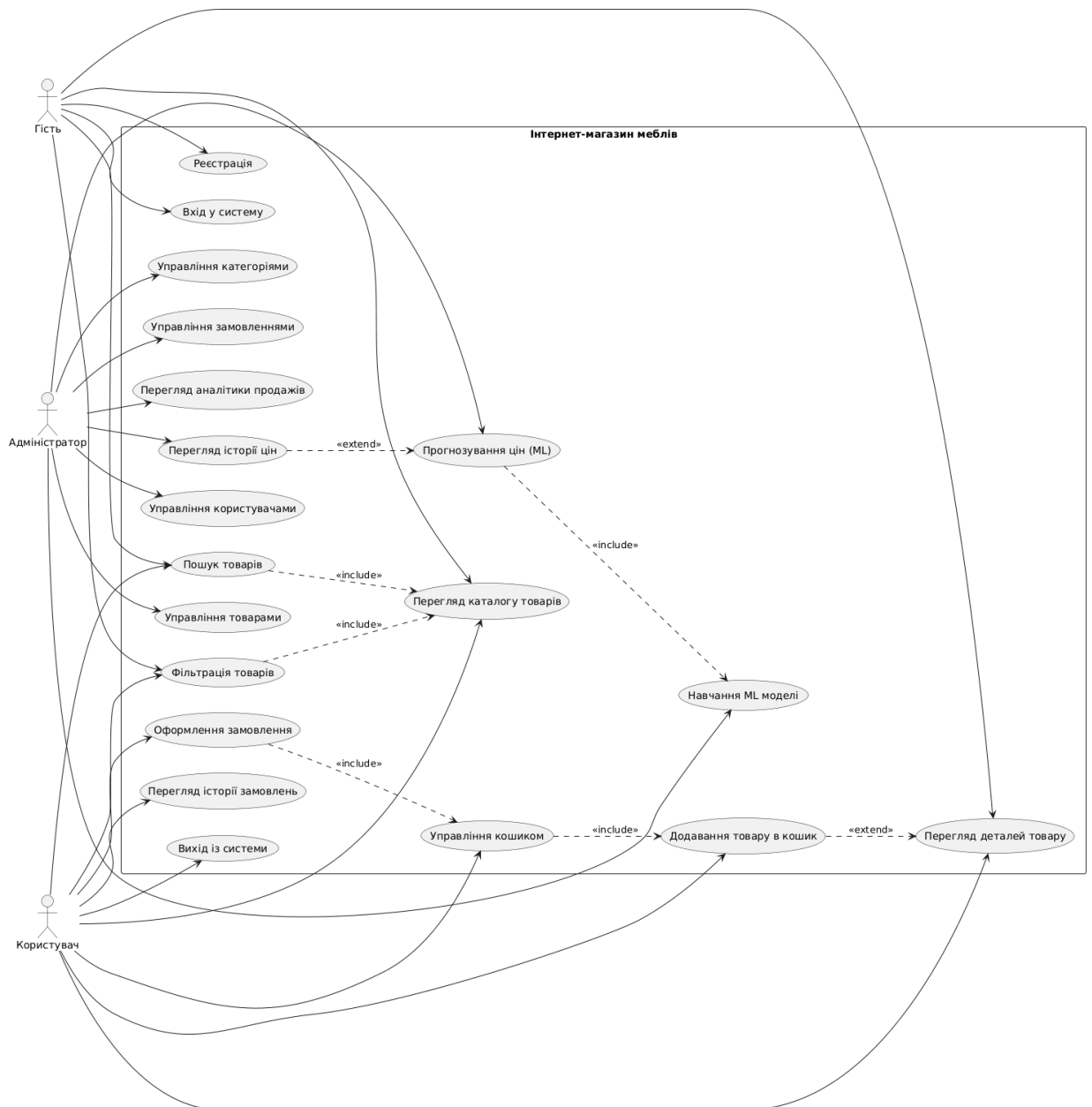


Рисунок 3.2 – Діаграма варіантів використання системи

Діаграма варіантів використання демонструє повний функціонал системи та чітко визначає межі відповідальності кожного актора. Це забезпечує правильну реалізацію прав доступу та безпеку системи.

Діаграма класів є центральним елементом об'єктно-орієнтованого проектування системи, яка описує статичну структуру системи через класи, їх атрибути, методи та відносини.

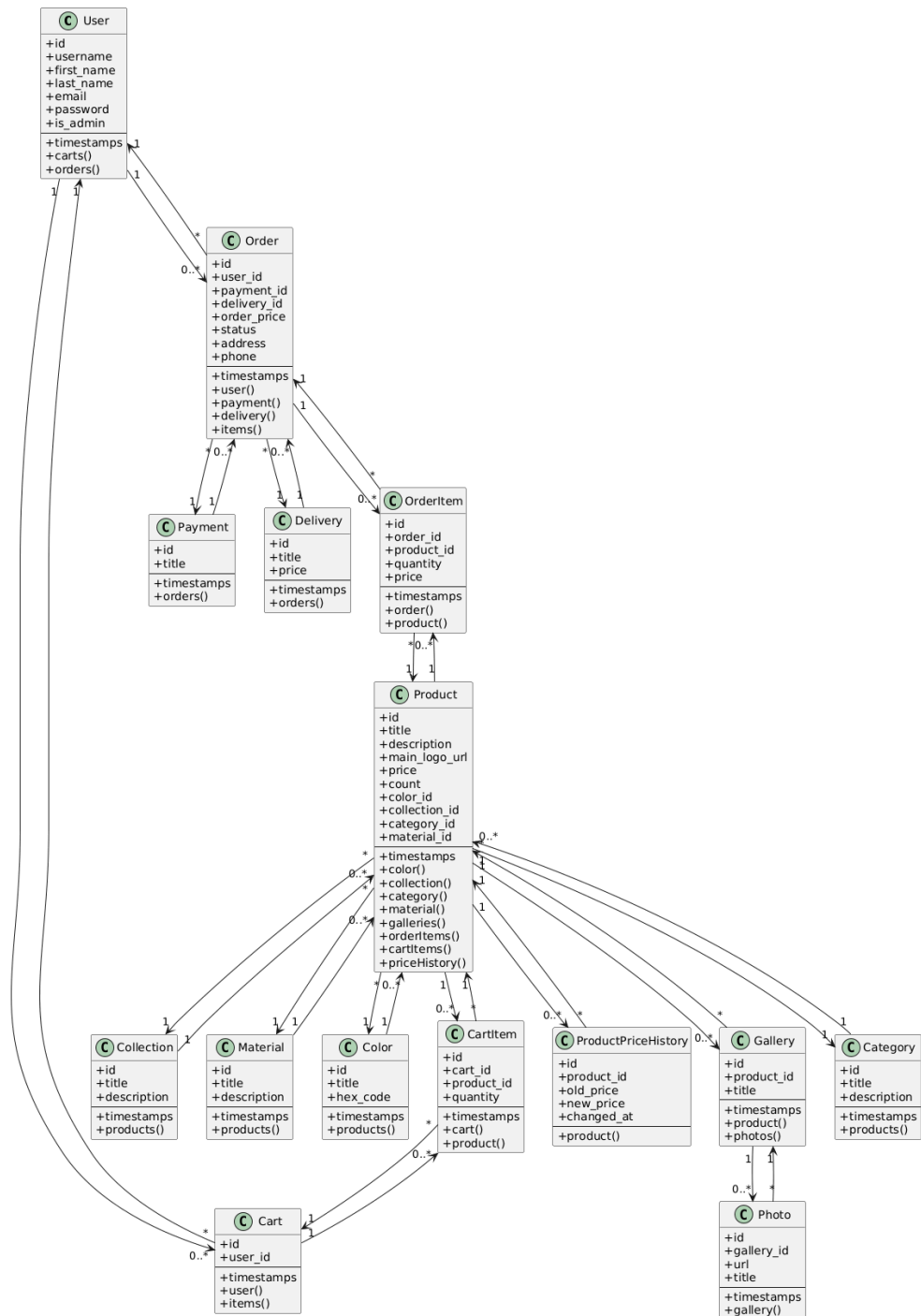


Рисунок 3.3 – Діаграма класів системи

Діаграма класів забезпечує повне розуміння структури даних системи та їх взаємозв'язків, що є основою для коректної реалізації бази даних та бізнес-логіки додатку.

Діаграми послідовностей (Sequence Diagrams) описують динамічну поведінку системи, показуючи взаємодію об'єктів у часі для виконання конкретних варіантів використання.

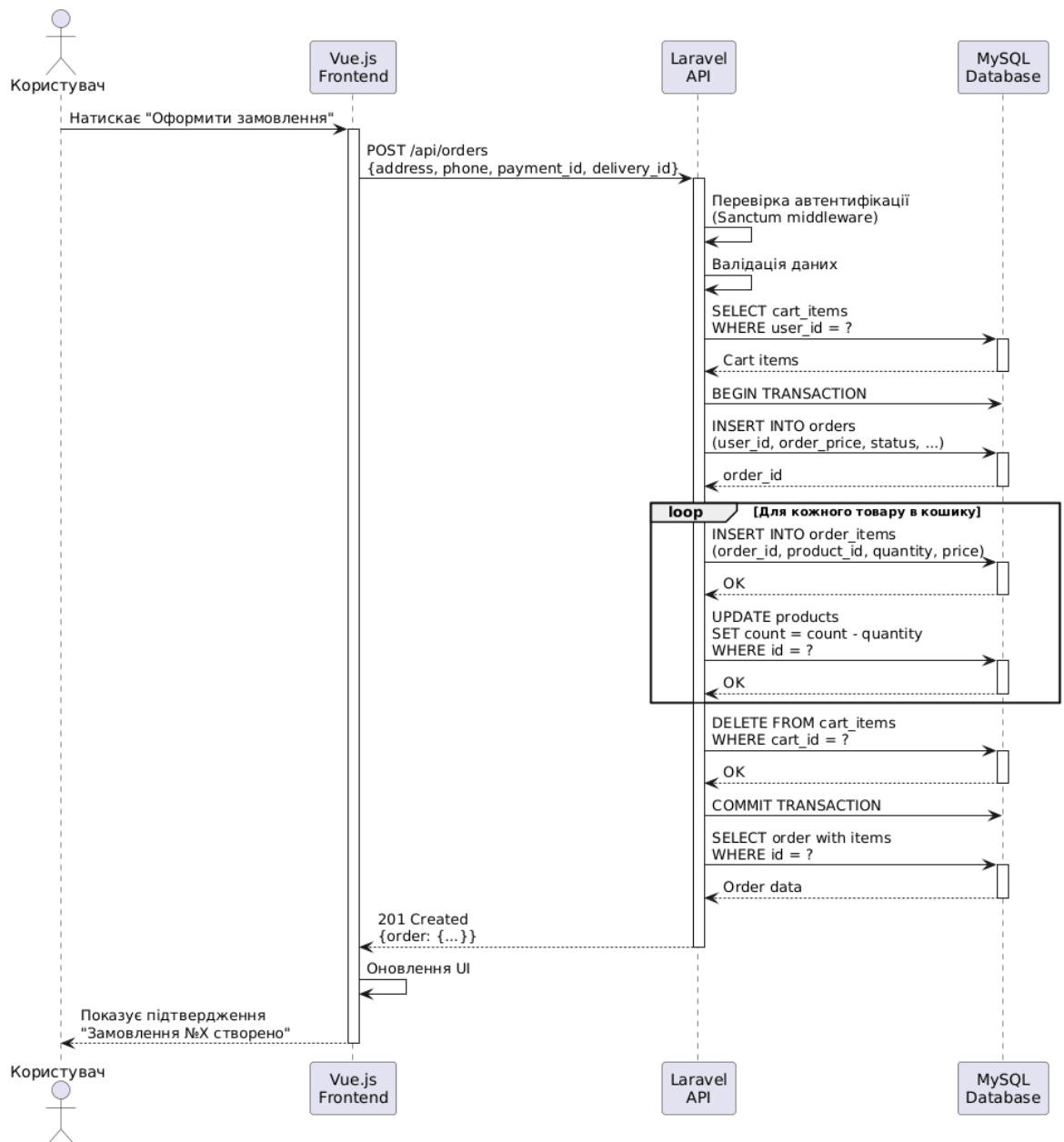


Рисунок 3.4 – Діаграма послідовності: Оформлення замовлення

Діаграма послідовності для прогнозування ціни товару демонструє складну взаємодію між п'ятьма компонентами: адміністратором, Vue.js Frontend, Laravel API, Python FastAPI сервісом, XGBoost ML моделлю та MySQL базою даних.

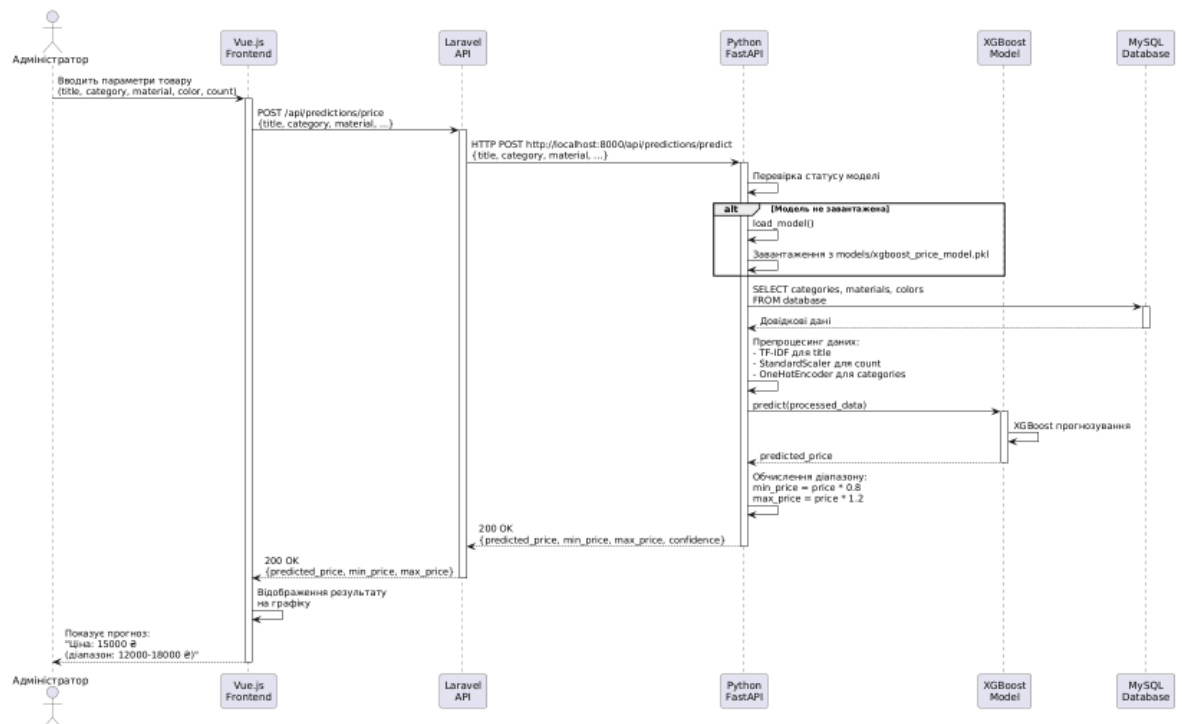


Рисунок 3.5 – Діаграма послідовності: Прогнозування ціни товару

Діаграма послідовності для додавання товару в кошик описує простішу взаємодію між користувачем, Frontend, Laravel API та базою даних. Користувач знаходиться на сторінці деталей товару та натискає кнопку "Додати в кошик", можливо вказавши бажану кількість. Frontend формує POST запит до endpoint /api/cart-items з параметрами product\_id та quantity.

Laravel API отримує запит та виконує перевірку автентифікації через Sanctum middleware. Після підтвердження, що користувач увійшов у систему, Laravel перевіряє наявність товару на складі, виконуючи запит до таблиці products та порівнюючи запитувану кількість з count. Якщо товару недостатньо, повертається помилка з інформацією про доступну кількість.

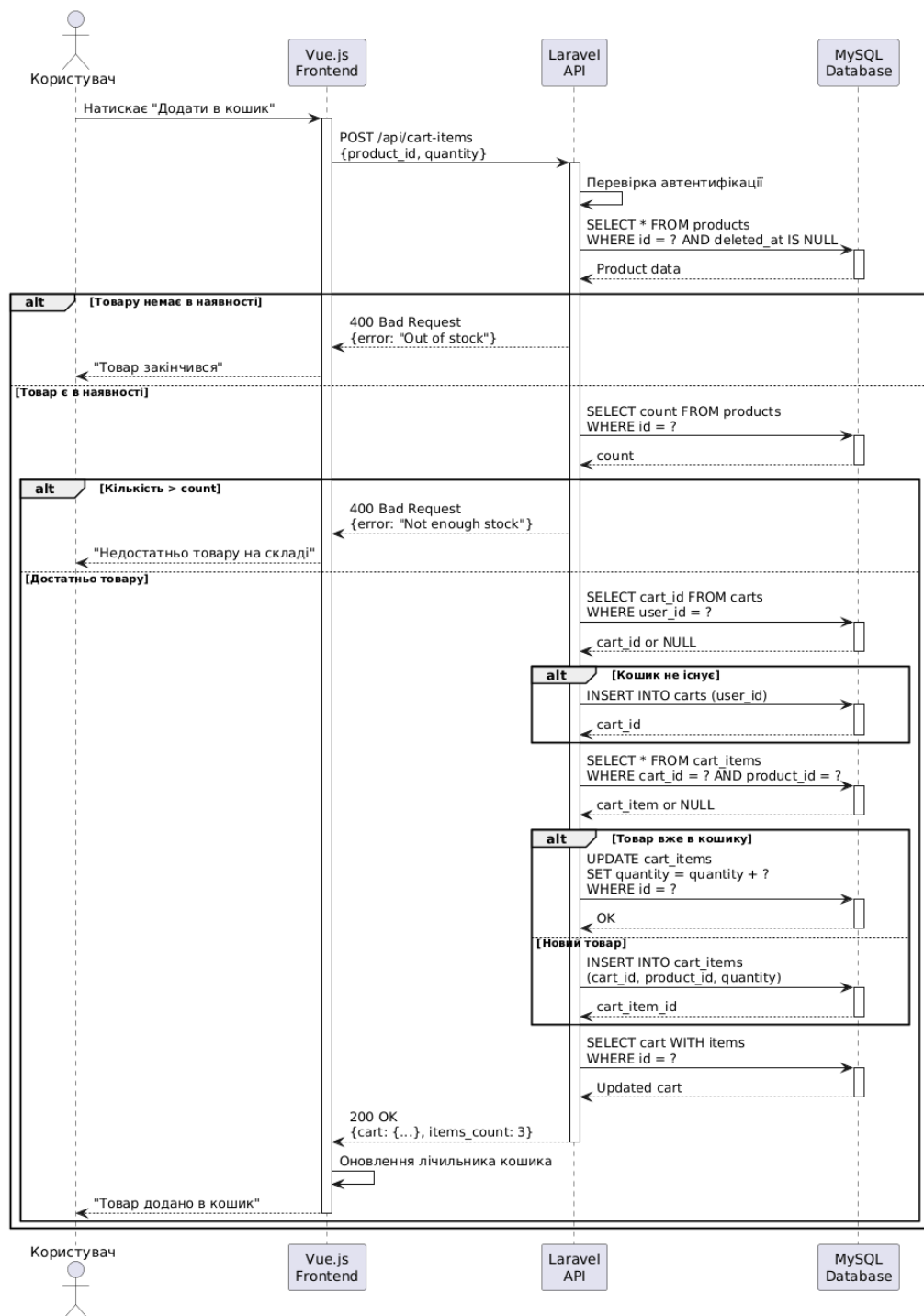


Рисунок 3.6 – Діаграма послідовності: Додавання товару в кошик

Діаграма послідовності для навчання ML моделі демонструє процес оновлення моделі машинного навчання на основі актуальних даних. Адміністратор переходить у розділ управління ML моделлю та натискає кнопку "Навчити модель". Frontend надсилає POST запит до Laravel API, який після перевірки прав адміністратора формує запит до Python FastAPI на endpoint /api/predictions/train.

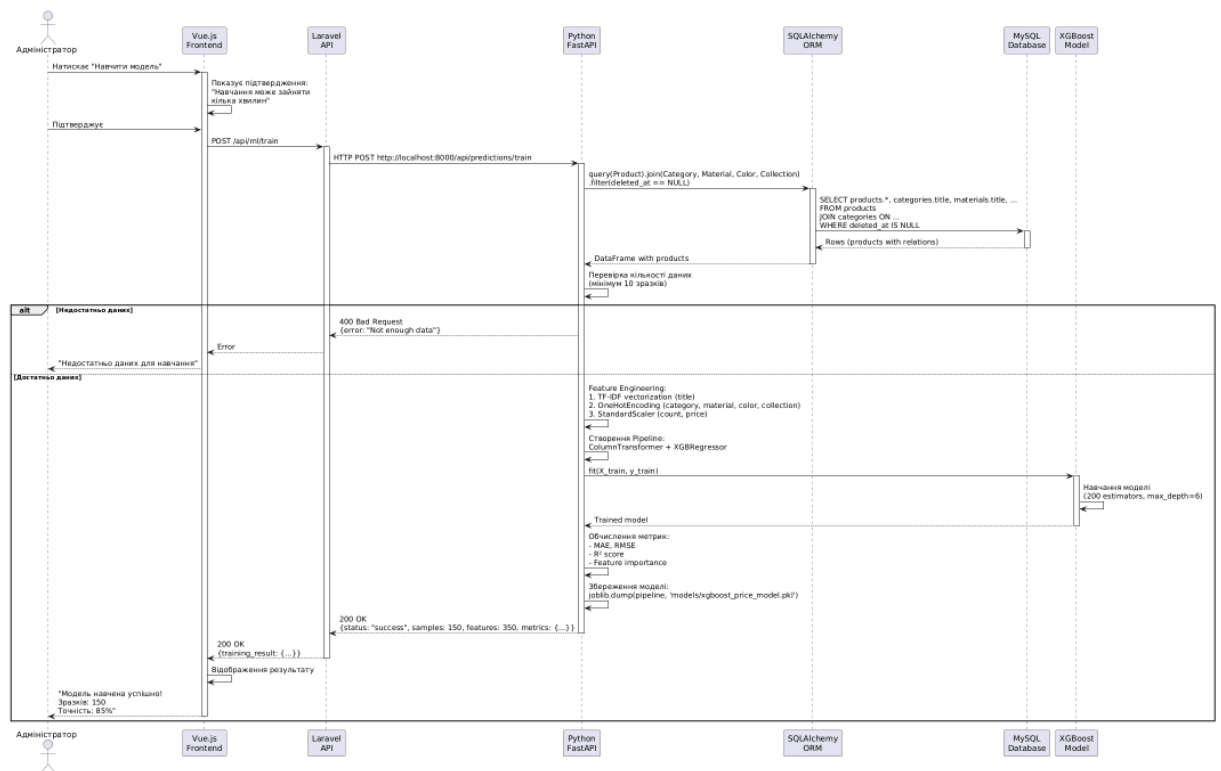


Рисунок 3.7 – Діаграма послідовності: Навчання ML моделі

Python сервіс формує відповідь з метриками навчання та інформацією про модель, яка повертається до Laravel, а потім до Frontend. Vue.js відображає результати навчання, включаючи метрики якості та статус моделі, що дозволяє адміністратору оцінити успішність навчання та прийняти рішення про використання нової моделі для прогнозування.

Діаграми станів (State Diagrams) описують різні стани, в яких може перебувати об'єкт системи, та переходи між цими станами у відповідь на події.

Діаграма станів замовлення описує життєвий цикл об'єкта Order від моменту створення до завершення. Початковим станом є pending (очікує), у який замовлення потрапляє одразу після створення користувачем. У цьому стані замовлення чекає на підтвердження від адміністратора або менеджера магазину. Користувач може скасувати замовлення у цьому стані, що призведе до переходу у стан cancelled (скасовано).

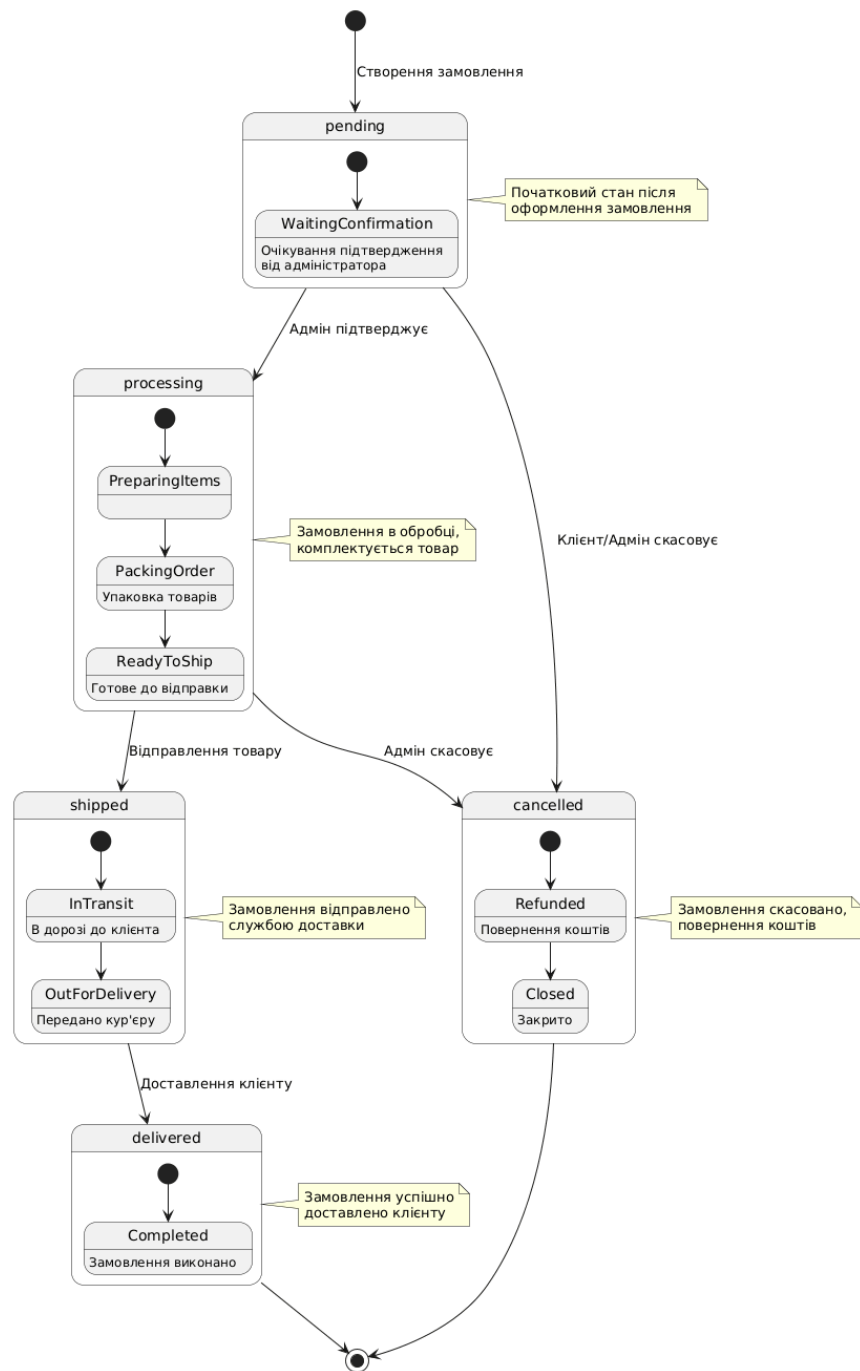


Рисунок 3.8 – Діаграма станів замовлення

Діаграма станів ML моделі описує життєвий цикл моделі машинного навчання у системі прогнозування цін. Початковим станом є `not_trained` (не навчена), у якому модель знаходиться після першого запуску системи або після видалення файлу з навченою моделлю.

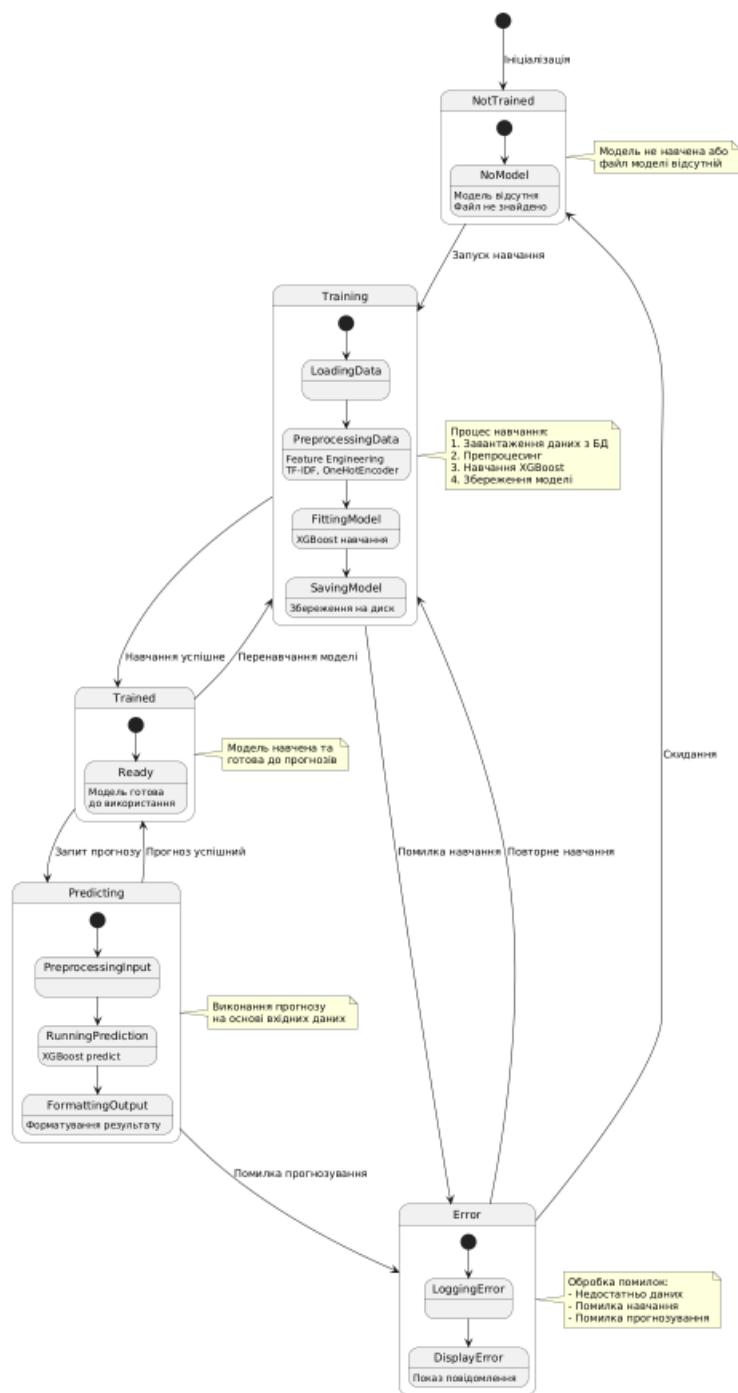


Рисунок 3.9 – Діаграма станів ML моделі

У цьому стані система не може виконувати прогнозування та при спробі отримати прогноз повертає помилку з інформацією про необхідність навчання моделі.

### 3.3 Моделювання бази даних

База даних інтернет-магазину меблів спроектована відповідно до принципів реляційної моделі даних та третьої нормальної форми, що забезпечує мінімізацію надлишковості даних та збереження цілісності інформації.

Entity-Relationship діаграма (ER-діаграма) візуально представляє структуру бази даних, показуючи сутності (таблиці), їх атрибути та зв'язки між ними [28, 29].

Всі зв'язки реалізовані через зовнішні ключі (Foreign Keys) з обмеженнями референційної цілісності.

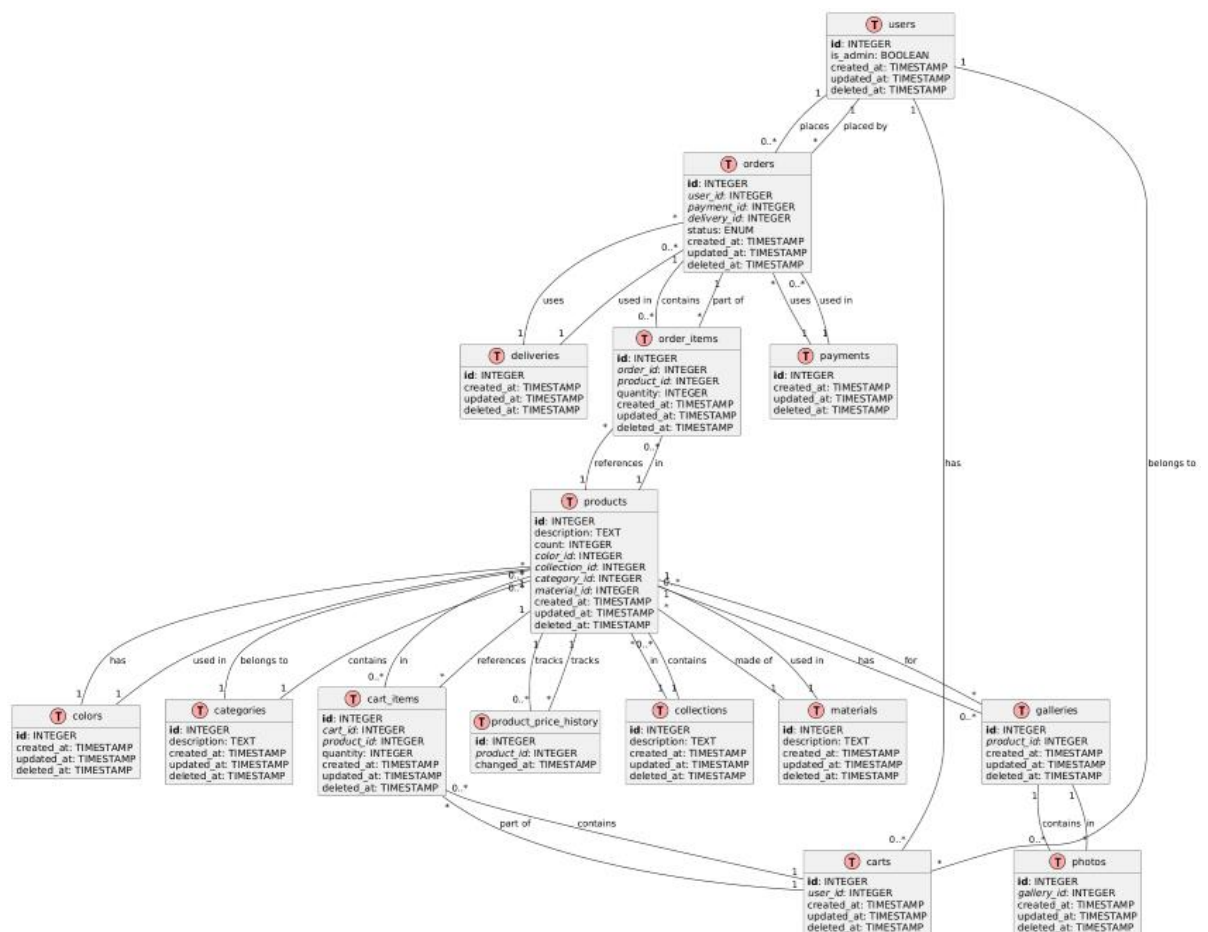


Рисунок 3.10 – ER-діаграма бази даних інтернет-магазину

ER-діаграма демонструє повну структуру бази даних та взаємозв'язки між сутностями, що є основою для реалізації бази даних та забезпечує цілісність даних на рівні СУБД.

Оптимізація бази даних є критично важливою для забезпечення високої продуктивності системи, особливо при зростанні обсягу даних та кількості користувачів.

Первинні ключі (Primary Keys) на полі `id` у всіх таблицях автоматично створюють кластерний індекс, що забезпечує швидкий пошук записів за ідентифікатором. Використання `auto-increment` для `id` забезпечує монотонне зростання значень, що оптимізує вставку нових записів у B-tree структуру індексу.

Зовнішні ключі (Foreign Keys) автоматично отримують індекси для оптимізації JOIN операцій. Наприклад, індекси на `products.category_id`, `products.collection_id`, `products.material_id` та `products.color_id` значно прискорюють запити, які об'єднують таблицю `products` з довідниками. Індекси на `order_items.order_id` та `order_items.product_id` прискорюють вибірку товарів замовлення.

Додаткові індекси створено для полів, що часто використовуються у запитах пошуку та фільтрації. Індекс на `products.title` прискорює пошук товарів за назвою, що є основною функцією каталогу. Для підтримки повнотекстового пошуку можна додатково створити FULLTEXT індекс на `title` та `description`. Індекс на `orders.status` прискорює фільтрацію замовлень за статусом, що часто використовується у адміністративній панелі.

### **3.4 Проектування користувацького інтерфейсу**

Користувацький інтерфейс інтернет-магазину меблів спроектовано з урахуванням принципів зручності використання (usability), доступності та естетики. Інтерфейс поділено на дві основні частини: публічну (для клієнтів) та адміністративну (для управління) [30].

Публічна частина сайту включає вісім основних сторінок. `HomePage` (головна сторінка) є точкою входу у систему та містить: `hero`-секцію з великим банером та заголовком, що привертає увагу; блок популярних категорій товарів з іконками або зображеннями; секцію нових надходжень з каруселлю товарів; блок

відгуків клієнтів для підвищення довіри; заклик до дії (call-to-action) для переходу до каталогу.

AboutPage (про компанію) розповідає історію бренду та містить: розділ з описом компанії та її історії; блок з інформацією про команду з фотографіями ключових співробітників; опис цінностей та місії компанії; переваги співпраці з магазином. ContactsPage (контакти) надає засоби зв'язку: форму зворотного зв'язку з полями ім'я, email, тема, повідомлення; контактну інформацію (телефон, email, адреса); інтерактивну карту розташування магазину або офісу; графік роботи.

CatalogPage (каталог товарів) є центральною сторінкою для перегляду товарів. Ліворуч розташована панель фільтрів з можливістю фільтрації за: категорією (ліжка, дивани, крісла, столи); колекцією; матеріалом (дерево, метал, шкіра, тканина); кольором з візуальним відображенням; ціновим діапазоном через slider або поля введення. Праворуч знаходиться сітка товарів (grid layout) з картками, кожна з яких містить: фото товару; назву; ціну; кнопку "Додати в кошик"; індикатор наявності на складі. Зверху розташовані: поле пошуку для швидкого знаходження товарів; випадаючий список сортування (за ціною зростання/спадання, за популярністю, за новизною); перемикач відображення (grid/list). Знизу знаходиться пагінація для навігації по сторінках.

ProductDetailPage (деталі товару) відображає повну інформацію про конкретний товар. Ліворуч розташована галерея фотографій з великим головним зображенням та мініатюрами знизу для перемикання. Праворуч знаходиться інформаційний блок з: назвою товару великим шрифтом; ціною виділеною кольором; коротким описом; характеристиками (категорія, колекція, матеріал, колір); індикатором наявності ("В наявності" / "Немає на складі"); полем для вибору кількості; кнопкою "Додати в кошик". Знизу сторінки розташовані: секція з детальним описом товару; блок схожих товарів для cross-selling.

CartPage (кошик) відображає вибрані товари та дозволяє управляти ними. Для кожного товару показано: мініатюрне фото; назву з посиланням на деталі; ціну за одиницю; поле для зміни кількості з кнопками +/-; загальну вартість позиції; кнопку видалення з кошика. Праворуч розташований блок підсумку з: кількістю

товарів; загальною вартістю; кнопкою "Оформити замовлення". Якщо кошик порожній, відображається повідомлення з кнопкою переходу до каталогу.

CheckoutPage (оформлення замовлення) є багатокроковою формою. Перший крок – інформація про доставку: поля для адреси (країна, місто, вулиця, будинок, квартира); поле для контактного телефону; вибір способу доставки (радіо-кнопки або картки). Другий крок – вибір способу оплати: радіо-кнопки або картки з варіантами оплати. Третій крок – перевірка та підтвердження: підсумок замовлення з переліком товарів; інформація про доставку та оплату; загальна вартість включаючи доставку; чекбокс згоди з умовами; кнопка "Підтвердити замовлення". Після підтвердження користувач перенаправляється на сторінку подяки з номером замовлення.

OrderHistoryPage (історія замовлень) доступна тільки авторизованим користувачам та відображає список їх замовлень у вигляді таблиці або карток. Для кожного замовлення показано: номер замовлення; дату створення; статус з кольоровим індикатором; загальну вартість; кнопку "Переглянути деталі". При кліку на деталі відкривається модальне вікно або окрема сторінка з повною інформацією про замовлення, включаючи список товарів, адресу доставки та історію зміни статусу.

Навігаційна панель (header) присутня на всіх сторінках та містить: логотип магазину з посиланням на головну; меню з посиланнями (Головна, Каталог, Про нас, Контакти); поле швидкого пошуку; іконку кошика з лічильником товарів; кнопки "Вхід" / "Реєстрація" або ім'я користувача з випадаючим меню. Підвал (footer) містить: інформацію про компанію; посилання на розділи сайту; контакти; посилання на соціальні мережі; форму підписки на розсилку.

Адміністративна панель має окрему структуру, оптимізовану для управління системою. AdminDashboard (головна панель) є стартовою сторінкою для адміністратора та містить: блоки зі статистикою (загальна кількість товарів, замовлень, користувачів, виручка); графік динаміки продажів за останній місяць; список останніх замовлень зі статусами; швидкі дії (додати товар, переглянути замовлення).

ProductManagement (управління товарами) забезпечує CRUD операції над товарами. Відображається таблиця товарів з колонками: ID, фото, назва, категорія, ціна, наявність, дії (редагувати, видалити). Кнопка "Додати товар" відкриває форму створення з полями: назва, опис, категорія, колекція, матеріал, колір, ціна, кількість, завантаження фото. При редагуванні відкривається аналогічна форма з попередньо заповненими даними. Можливість завантажувати кілька фотографій та управляти галереями.

CategoryManagement (управління довідниками) надає можливість управляти категоріями, колекціями, матеріалами та кольорами. Інтерфейс організовано у вигляді вкладок для кожного типу довідника. Кожна вкладка містить таблицю з відповідними даними та кнопками CRUD операцій. Форми створення/редагування містять поля для назви, опису, а для кольорів додатково – вибір кольору через color picker та автоматичну генерацію hex\_code.

OrderManagement (управління замовленнями) відображає список всіх замовлень у системі. Таблиця містить: номер замовлення; дату; ім'я клієнта; загальну вартість; поточний статус з кольоровим індикатором; кнопки дій (переглянути, змінити статус). При перегляді замовлення відкривається детальна інформація: список товарів з кількістю та цінами; інформація про клієнта; адреса та телефон; спосіб доставки та оплати; історія зміни статусів. Можливість змінити статус замовлення через випадаючий список з автоматичним збереженням та відправкою повідомлення клієнту.

AnalyticsDashboard (панель аналітики) є потужним інструментом для аналізу продажів та включає кілька блоків. Верхній блок з ключовими метриками (KPI): загальна виручка за обраний період; кількість замовлень; середній чек; конверсія. Графік динаміки продажів показує виручку за днями, тижнями або місяцями у вигляді лінійного графіка з можливістю вибору періоду. Діаграма топ-10 товарів відображає найпопулярніші товари у вигляді стовпчикової діаграми. Кругова діаграма розподілу продажів за категоріями показує частку кожної категорії у загальних продажах. Таблиця статистики містить детальні дані про продажі кожного товару.

PricePrediction (прогнозування цін) надає інтерфейс для роботи з ML моделлю. Форма введення містить поля для характеристик товару: назва, категорія, колекція, матеріал, колір, опис. Кнопка "Отримати прогноз" відправляє дані до ML сервісу. Результат відображається у вигляді: прогнозованої ціни великим шрифтом; довірчого інтервалу; графіка порівняння прогнозу з середніми цінами аналогічних товарів; рекомендацій щодо ціноутворення. Можливість зберегти прогноз для подальшого аналізу.

PriceAnalytics (аналітика цін) показує історію змін цін товарів. Лінійний графік відображає динаміку зміни ціни обраного товару у часі. Таблиця історії містить: дату зміни; стару ціну; нову ціну; відсоток зміни; користувача, який змінив ціну. Порівняльний графік дозволяє порівняти зміни цін кількох товарів одночасно. Статистика показує середню ціну, мінімальну, максимальну та стандартне відхилення.

ModelManagement (управління ML моделлю) надає інтерфейс для навчання та моніторингу моделі. Блок статусу моделі показує: поточний стан (навчена/не навчена/помилка); дату останнього навчання; кількість даних, використаних для навчання; метрики якості (MAE, RMSE,  $R^2$ ). Кнопка "Навчити модель" запускає процес навчання з прогрес-баром. Після навчання відображаються метрики та можливість порівняти з попередньою версією. Графік важливості ознак показує, які характеристики найбільше впливають на ціну.

Sidebar меню в адміністративній панелі містить згруповані розділи: Головна; Управління (Товари, Категорії, Замовлення, Користувачі); Аналітика (Продажі, Ціни); ML Модель (Прогнозування, Навчання). Кожен пункт меню має іконку для кращої візуальної ідентифікації. Активний розділ виділяється кольором.

### **Висновки до розділу 3**

У третьому розділі виконано детальне проєктування інтернет-магазину меблів з використанням сучасних технологій веб-розробки та машинного навчання. Основні результати проєктування включають наступні аспекти.

Розроблено архітектуру системи на основі клієнт-серверної моделі з чітким розділенням на чотири рівні: презентації (Vue.js 3), бізнес-логіки (Laravel 10), даних (MySQL 8.0) та аналітики з машинним навчанням (Python FastAPI + XGBoost). Така архітектура забезпечує модульність, масштабованість та можливість незалежного розвитку компонентів системи. Кожен рівень виконує чітко визначені функції та взаємодіє з іншими через стандартизовані інтерфейси та протоколи.

Обґрунтовано вибір технологічного стеку для кожного рівня системи. Створено комплект UML-діаграм, які повністю описують структуру та поведінку системи. Спроектовано структуру бази даних, що складається з 15 таблиць з чітко визначеними зв'язками. База даних нормалізована до третьої нормальної форми, що мінімізує надлишковість даних.

Розроблено детальну структуру користувацького інтерфейсу для публічної та адміністративної частин. Публічна частина включає вісім сторінок: головну, каталог, деталі товару, кошик, оформлення замовлення, історію замовлень, про компанію та контакти. Адміністративна панель містить вісім розділів для управління товарами, замовленнями, довідниками, перегляду аналітики продажів, прогнозування цін, аналізу історії цін та управління ML моделлю

Загалом, виконане проєктування забезпечує створення повнофункціонального, масштабованого та зручного у використанні інтернет-магазину меблів з інтегрованими можливостями машинного навчання для прогнозування цін та аналітики продажів. Архітектура системи, вибір технологій, структура даних та дизайн інтерфейсу відповідають сучасним стандартам веб-розробки та забезпечують основу для успішної реалізації системи у наступному розділі.

## 4 РЕАЛІЗАЦІЯ ПРОГРАМНОГО ЗАСТОСУНКУ

### 4.1 Реалізація клієнтської частини

Клієнтська частина інтернет-магазину реалізована на основі фреймворку Vue.js 3 з використанням Composition API, що забезпечує модульність, підтримуваність та високу продуктивність додатку. Структура проекту організована відповідно до принципів розділення відповідальностей та компонентно-орієнтованого підходу.

Проект розділено на кілька основних директорій, кожна з яких має чітко визначене призначення. Директорія components містить всі Vue компоненти, організовані за функціональним призначенням: admin для адміністративних компонентів, site для публічних компонентів та shared для компонентів спільного використання. Директорія pages включає сторінки додатку, також розділені на публічну та адміністративну частини. Директорія router містить конфігурацію маршрутизації з окремими файлами для різних розділів системи. Директорія services включає модулі для взаємодії з API, організовані за доменною логікою. Директорія stores містить стани додатку для управління глобальними даними через Pinia або Vuex.

Структура забезпечує чітке розділення відповідальностей: компоненти відповідають за відображення інтерфейсу, сервіси інкапсулюють логіку взаємодії з API, stores керують глобальним станом додатку, а router організовує навігацію між сторінками. Така організація коду полегшує розробку, тестування та підтримку додатку, оскільки кожен модуль має чітко визначені функції та мінімальні залежності від інших модулів.

Головна сторінка (HomePage) є точкою входу у систему та реалізована як Single Page Application компонент з використанням Composition API. Сторінка складається з кількох секцій, що забезпечують ефективну навігацію та привабливий користувацький досвід.

Сторінка каталогу (CatalogPage) є однією з найскладніших сторінок системи, оскільки поєднує відображення товарів, фільтрацію, сортування, пошук та

пагінацію. Реалізація базується на `computed properties` для ефективного обчислення відфільтрованих та відсортованих даних.

Компонент кошика (`CartPage`) забезпечує відображення вибраних товарів, управління їх кількістю та перехід до оформлення замовлення. Реалізація використовує `CartService` для взаємодії з `backend API` та реактивні змінні для збереження стану.

При завантаженні компонента виконується запит до `API` для отримання поточного стану кошика користувача. Дані зберігаються у реактивній змінній `cartItems` як масив об'єктів, кожен з яких містить інформацію про товар, кількість та ідентифікатор запису у кошику. `Computed property totalPrice` автоматично обчислює загальну вартість всіх товарів у кошику, множачи ціну кожного товару на його кількість.

Для взаємодії клієнтської частини з `Laravel backend` розроблено систему `API` сервісів, побудовану на основі `axios HTTP` клієнта. Базовий `ApiService` інкапсулює загальну логіку роботи з `API`, включаючи налаштування заголовків, обробку токенів автентифікації та централізовану обробку помилок.

`ApiService` налаштовано з базовою `URL /api`, автоматичним додаванням токена авторизації з `localStorage` до кожного запиту через `interceptor`, та обробкою помилок автентифікації (статус 401) з автоматичним перенаправленням на сторінку входу. Використання `interceptors` дозволяє централізовано обробляти типові ситуації без дублювання коду у кожному сервісі.

`ProductService` надає методи для роботи з товарами: `getAll()` для отримання списку з фільтрами, `getById()` для деталей конкретного товару, `getNew()` для нових надходжень, `search()` для пошуку, та `CRUD` методи (`create`, `update`, `delete`) для адміністративної панелі. Кожен метод повертає `Promise` з даними відповіді або помилкою.

`CartService` реалізує методи для управління кошиком: `getCart()` отримує поточний стан, `addItem()` додає товар, `updateItem()` змінює кількість, `removeItem()` видаляє позицію, та `clearCart()` очищає весь кошик. `OrderService` забезпечує

створення замовлень та отримання історії. `AnalyticsService` та `PredictionService` надають доступ до функцій аналітики та машинного навчання відповідно.

## 4.2. Реалізація адміністративної панелі

Панель аналітики (`AnalyticsDashboard`) є центральним інструментом для моніторингу ефективності магазину та надає адміністраторам візуалізацію ключових метрик продажів. Реалізація використовує `Chart.js` для побудови інтерактивних графіків та діаграм.

Верхня частина панелі містить чотири картки з ключовими показниками ефективності (KPI): загальний обсяг продажів у гривнях, кількість замовлень, середній чек та кількість проданих товарів. Дані для цих метрик завантажуються через `AnalyticsService` з endpoint `/api/analytics/dashboard`. Кожна картка стилізована білим фоном з тінню та містить назву метрики та числове значення великим шрифтом.

Графік динаміки продажів реалізовано як лінійний графік (Line chart) з використанням `vue-chartjs` обгортки над `Chart.js`. Графік відображає зміну виручки за обраний період (день, тиждень, місяць) з можливістю вибору часового діапазону. Дані завантажуються через метод `getSalesTrends()` сервісу аналітики та автоматично перетворюються у формат, придатний для `Chart.js`: масив міток (`dates`) та масив значень (`totals`).

Таблиця топ товарів відображає десять найпопулярніших товарів за кількістю продажів та сумою виручки. Таблиця містить колонки з назвою товару, кількістю проданих одиниць та загальною сумою виручки. Дані оновлюються в реальному часі при кожному завантаженні панелі через метод `getTopProducts()`. Аналогічно можна додати діаграму топ категорій у вигляді кругової діаграми (Pie chart) або стовпчикової діаграми (Bar chart).

Реалізація використовує lifecycle hook `onMounted()` для завантаження всіх даних при монтуванні компонента. Всі асинхронні операції обгортаються в `try-catch` блоки з відображенням `loading` стану під час завантаження даних. При виникненні помилок користувач інформується через `toast` повідомлення або `alert`.

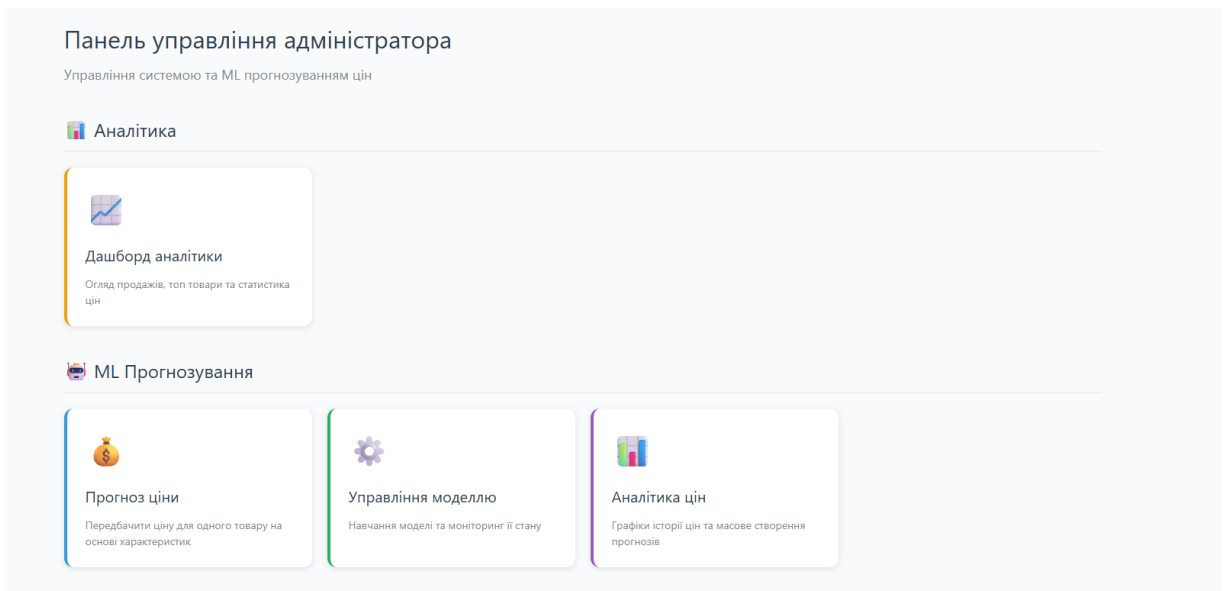


Рисунок 4.1 – Панель аналітики з графіками продажів

Компонент прогнозування цін (PricePrediction) надає адміністраторам можливість отримати оцінку оптимальної ціни для нового товару на основі його характеристик через машинне навчання. Інтерфейс розділено на дві частини: форму введення параметрів зліва та відображення результату прогнозу справа.

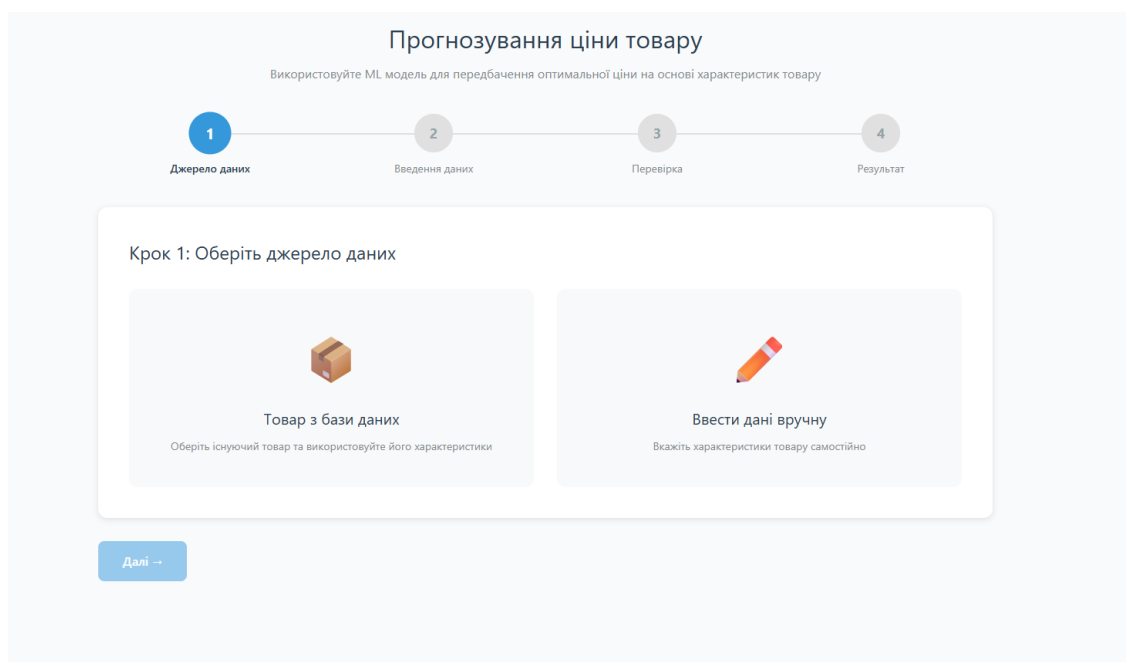


Рисунок 4.2 – Інтерфейс прогнозування цін з ML моделлю

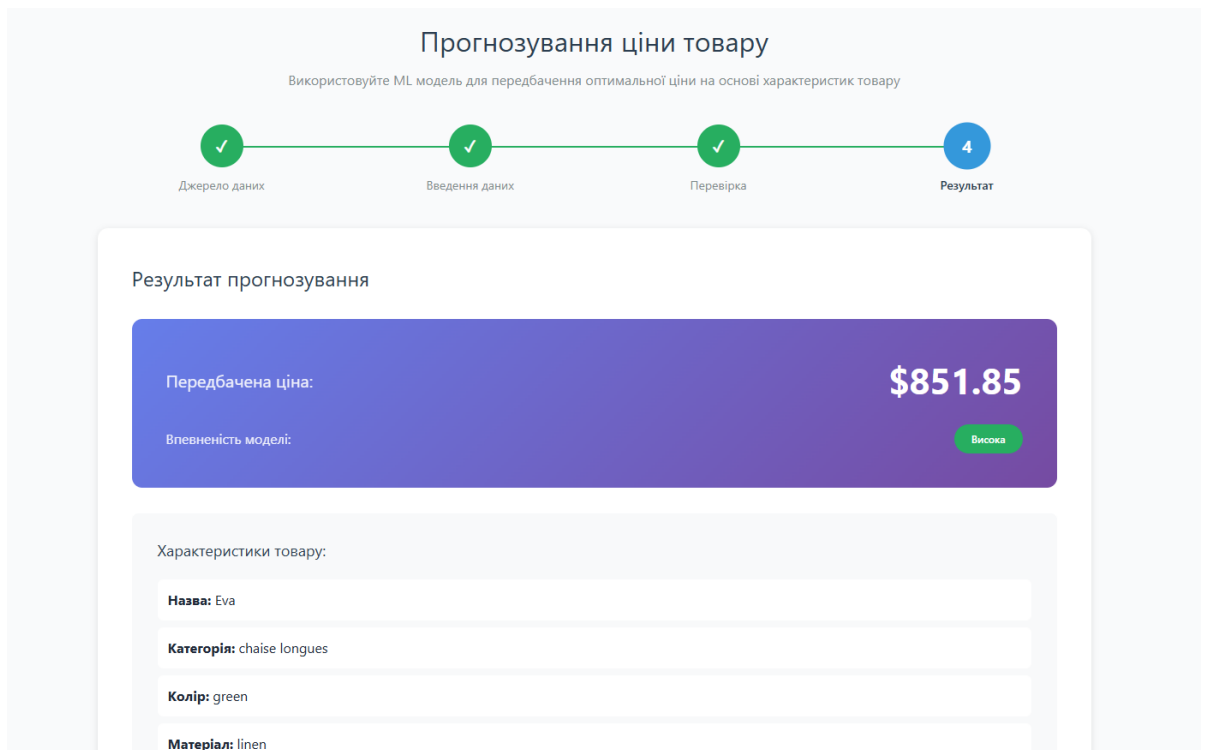


Рисунок 4.3 – Інтерфейс прогнозування цін з ML моделлю (результат)

Компонент управління ML моделлю (ModelManagement) надає адміністраторам інструменти для навчання моделі прогнозування цін, перегляду її статусу та аналізу якості прогнозів. Інтерфейс організовано у вигляді окремих блоків для різних аспектів роботи з моделлю.

Графік важливості ознак (Feature Importance) реалізовано як стовпчикову діаграму (Bar chart), що показує які характеристики товару найбільше впливають на прогнозовану ціну. Дані для графіка завантажуються через endpoint `/api/predictions/features/importance` та відображають відносну важливість кожної ознаки у відсотках або балах. Це дозволяє адміністраторам розуміти логіку прийняття рішень моделлю.

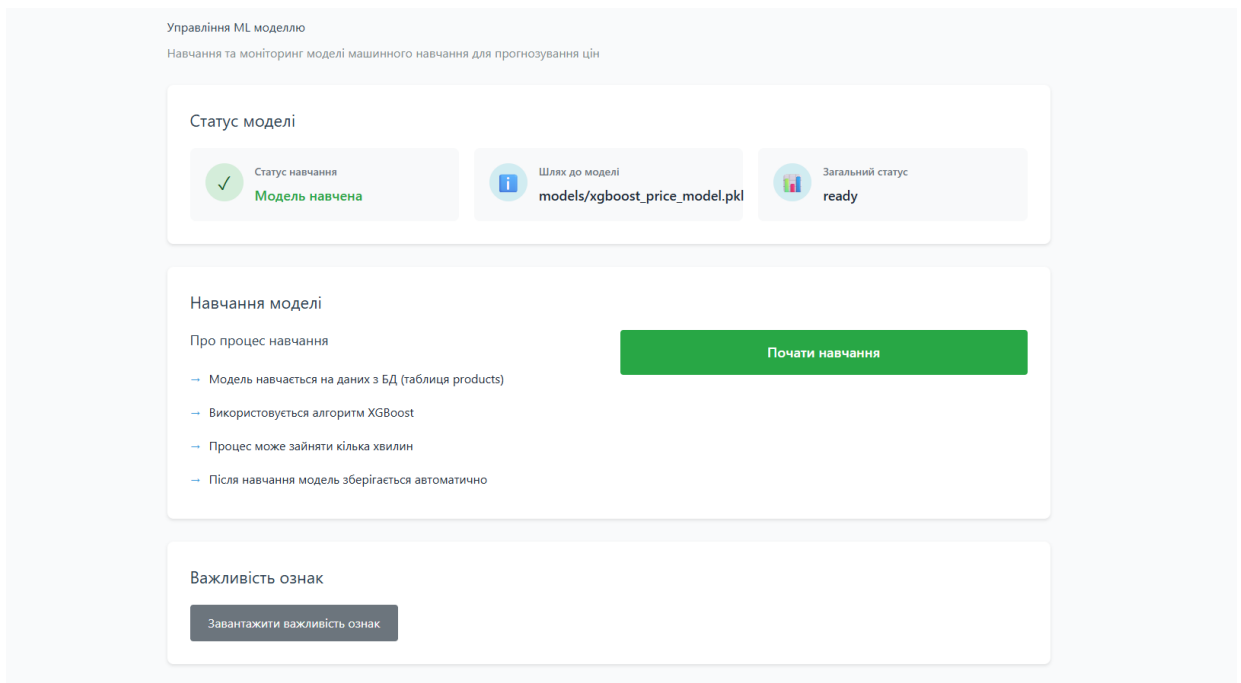


Рисунок 4.4 – Управління ML моделлю та метрики якості

Компонент аналітики історії цін (PriceAnalytics) надає візуалізацію змін цін товарів у часі та допомагає адміністраторам аналізувати цінову політику магазину. Реалізація використовує лінійний графік для відображення динаміки та таблицю для детальної інформації про кожну зміну.

Графік історії цін відображає всі зміни ціни обраного товару у хронологічному порядку. Вісь X показує дати змін, вісь Y – значення ціни у гривнях. Графік має fill опцію для заповнення області під лінією напівпрозорим кольором, що покращує візуальне сприйняття. Дані завантажуються через PriceHistoryService з endpoint `/api/products/{id}/price-history`.

Таблиця історії змін містить детальну інформацію про кожну зміну ціни: дату зміни у human-readable форматі (наприклад, "2 години тому"), стару ціну, нову ціну та абсолютну і відсоткову зміну. Зміни ціни візуально виділяються кольором: зелений для підвищення ціни, червоний для зниження. Це дозволяє швидко ідентифікувати тренди цінової політики.

Компонент підтримує вибір товару для аналізу через випадаючий список або пошук. При зміні вибраного товару автоматично перезавантажуються дані історії цін та оновлюється графік.

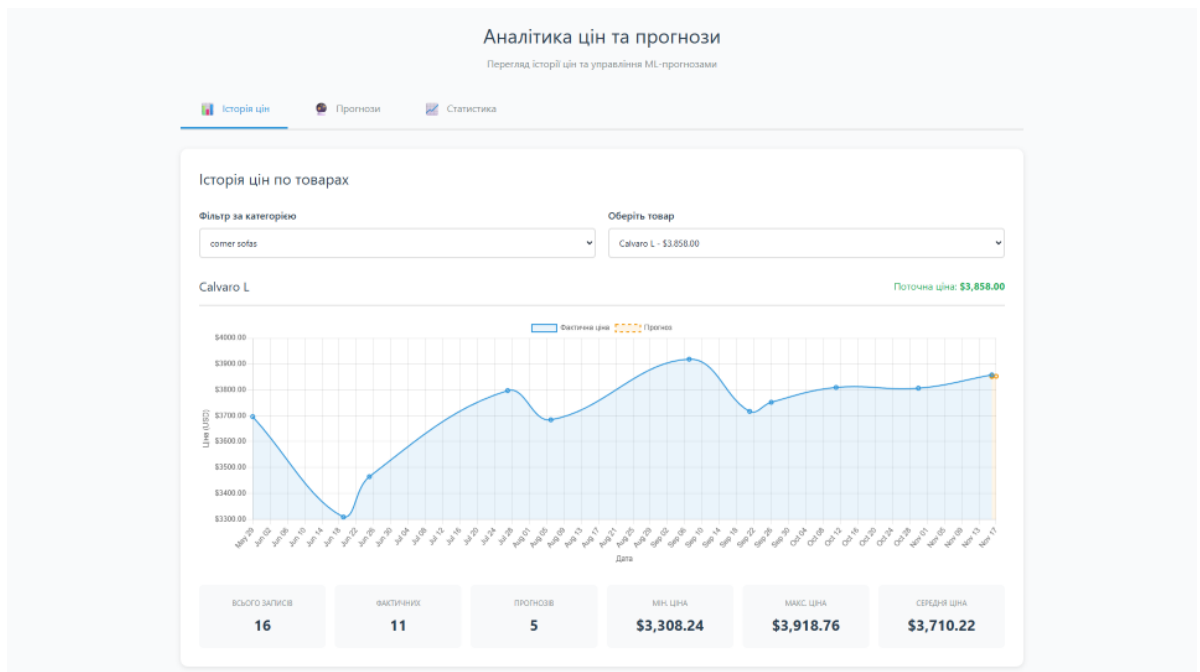


Рисунок 4.5 – Аналітика історії цін товарів

Додатково можна реалізувати порівняльний режим, що дозволяє відображати зміни цін кількох товарів одночасно на одному графіку для аналізу відносної динаміки.

### 4.3. Інтеграція функціоналу машинного навчання

Функціонал машинного навчання для прогнозування цін реалізовано як окремий мікросервіс на Python з фреймворком FastAPI, що інтегрується з основним Laravel додатком через HTTP API. Така архітектура забезпечує незалежність ML компонента, можливість його окремого масштабування та використання оптимальних інструментів для машинного навчання.

Потік даних для прогнозування цін організовано наступним чином. Vue.js Frontend надсилає HTTP POST запит до Laravel Backend API на endpoint `/api/predictions/price` з параметрами товару у JSON форматі. Laravel приймає запит, валідує дані та проксує його до Python FastAPI сервісу через HTTP клієнт Guzzle на endpoint `http://localhost:8000/api/predictions/predict`. Python сервіс обробляє запит, виконує прогнозування через XGBoost модель та повертає результат до Laravel.

Laravel форматує відповідь через API Resource та повертає до Frontend для відображення користувачу.

Python FastAPI сервіс має read-only доступ до MySQL бази даних Laravel через SQLAlchemy ORM. Це дозволяє ML сервісу читати дані про товари для навчання моделі, але запобігає випадковим змінам даних. Підключення налаштовано з використанням environment змінних для конфігурації хоста, порту, користувача та пароля бази даних.

Така архітектура має кілька переваг: незалежність технологічних стеків дозволяє використовувати Python для ML там, де він найефективніший; можливість окремого масштабування ML сервісу при зростанні навантаження; ізоляція помилок – проблеми у ML сервісі не впливають на роботу основного додатку; легкість оновлення моделі без перезапуску основного додатку.

Python FastAPI сервіс організовано як окремий додаток з чіткою структурою директорій. Головний файл app/main.py ініціалізує FastAPI додаток, налаштовує CORS middleware для дозволу запитів з Laravel домену та підключає роутери для різних endpoint груп: analytics для аналітики продажів та predictions для машинного навчання.

CORS middleware налаштовано з дозволом origins від Laravel додатку (<http://localhost:8000> та <http://127.0.0.1:8000>), увімкненими credentials для підтримки cookies та дозволом всіх HTTP методів і заголовків. Це забезпечує безпечну cross-origin взаємодію між Laravel та Python сервісами.

Endpoint `/api/predictions/predict` приймає POST запит з параметрами товару, валідує їх через Pydantic модель PredictionRequest та виконує прогнозування ціни. Спочатку перевіряється чи завантажена ML модель, якщо ні – виконується спроба завантаження з файлу. Після успішного завантаження параметри товару передаються до моделі, яка повертає прогнозовану ціну. Додатково обчислюється діапазон цін ( $\pm 20\%$  від прогнозу) та рівень довіри (confidence).

Endpoint `/api/predictions/train` ініціює процес навчання моделі. Виконується SQL запит до MySQL бази даних через SQLAlchemy для отримання всіх товарів з їх характеристиками (назва, категорія, колекція, матеріал, колір, ціна). Дані

завантажуються у Pandas DataFrame для зручної обробки. Виконується feature engineering: TF-IDF векторизація назв товарів, One-Hot Encoding категоріальних змінних, нормалізація числових характеристик. XGBoost модель навчається на оброблених даних та зберігається у файл для подальшого використання.

Endpoint /api/predictions/model/status повертає інформацію про поточний стан моделі: чи навчена, кількість зразків, дата навчання. Endpoint /api/predictions/features/importance повертає важливість кожної ознаки у моделі, що використовується для візуалізації у адміністративній панелі.

XGBoost модель прогнозування цін реалізована у сервісному класі PricePredictionService, який інкапсулює всю логіку роботи з моделлю. Клас використовує Singleton патерн для забезпечення єдиного екземпляра моделі у пам'яті, що оптимізує використання ресурсів.

Процес навчання моделі включає кілька етапів. Спочатку завантажуються дані про товари з бази даних з JOIN операціями для отримання назв категорій, матеріалів та кольорів. Дані очищуються від пропущених значень та викидів. Виконується feature engineering для перетворення текстових та категоріальних даних у числові ознаки. Назви товарів векторизуються через TfidfVectorizer, що створює числові вектори на основі частоти слів. Категоріальні змінні (категорія, матеріал, колір) кодуються через OneHotEncoder у бінарні вектори. Числові характеристики (кількість на складі) нормалізуються через StandardScaler до стандартного розподілу.

Дані розділяються на навчальну (80%) та тестову (20%) вибірки для оцінки якості моделі. XGBoost модель ініціалізується з оптимальними гіперпараметрами: learning\_rate=0.1 для контролю швидкості навчання, max\_depth=6 для обмеження глибини дерев, n\_estimators=100 для кількості дерев у ансамблі, subsample=0.8 для випадкової вибірки даних. Модель навчається методом fit() на навчальних даних.

Після навчання обчислюються метрики якості на тестовій вибірці: MAE (Mean Absolute Error) показує середню абсолютну помилку прогнозу у гривнях, RMSE (Root Mean Squared Error) надає більшу вагу великим помилкам, R<sup>2</sup> score (коефіцієнт детермінації) показує частку поясненої дисперсії (значення близько

0.85-0.90 вказує на хорошу якість моделі). Навчена модель разом з об'єктами препроцесингу зберігається у файл через pickle для подальшого використання.

Процес прогнозування ціни для нового товару виконується у кілька кроків. Завантажується навчена модель з файлу, якщо вона ще не у пам'яті. Параметри товару проходять той самий препроцесинг, що і навчальні дані: векторизація назви, кодування категорій, нормалізація. Оброблені дані передаються до методу predict() моделі, яка повертає прогнозовану ціну. Результат повертається у відповіді API разом з рекомендованим діапазоном цін.

Така реалізація забезпечує автоматичне ведення історії цін без необхідності додавання спеціального коду у контролери або форми редагування товарів. Будь-яка зміна ціни товару, незалежно від способу оновлення (через адміністративну панель, API або консольну команду), автоматично фіксується у історії. Це дозволяє відстежувати всі зміни цін для аналітики та прогнозування.

#### **Висновки до розділу 4**

У четвертому розділі детально описано реалізацію програмного застосунку інтернет-магазину меблів з інтегрованим функціоналом машинного навчання для прогнозування цін.

По-перше, реалізовано клієнтську частину на Vue.js 3 з використанням Composition API та сучасних підходів до розробки. Створено модульну структуру проекту з чітким розділенням компонентів, сторінок, сервісів та stores. Розроблено головну сторінку з hero-секцією, популярними категоріями та новими надходженнями. Реалізовано каталог товарів з фільтрацією за категорією, матеріалом, кольором, ціною, сортуванням та пагінацією. Створено компонент кошика з можливістю управління кількістю товарів та обчисленням загальної суми. Розроблено систему API сервісів для взаємодії з Laravel backend через axios HTTP клієнт.

По-друге, реалізовано адміністративну панель з функціями управління та аналітики. Створено панель аналітики продажів з KPI метриками, графіками динаміки продажів та таблицею топ товарів з використанням Chart.js. Розроблено

інтерфейс прогнозування цін з формою введення параметрів товару та візуалізацією результатів прогнозу від ML моделі. Реалізовано компонент управління ML моделлю з можливістю навчання, перегляду статусу та аналізу важливості ознак. Створено аналітику історії цін з графіком динаміки та детальною таблицею змін.

Інтегровано функціонал машинного навчання через окремий Python FastAPI мікросервіс. Розроблено архітектуру інтеграції з проксуванням запитів через Laravel до Python сервісу. Реалізовано FastAPI додаток з endpoints для прогнозування цін, навчання моделі, отримання статусу та важливості ознак. Налаштовано CORS middleware для безпечної cross-origin взаємодії. Реалізовано процес навчання моделі на даних з MySQL бази через SQLAlchemy ORM у read-only режимі.

Реалізовано автоматичне відстеження змін цін через ProductPriceHistoryObserver. Observer автоматично створює записи у таблиці product\_price\_history при будь-якій зміні ціни товару. Реалізовано API Resources для форматування даних історії цін з обчисленням абсолютних та відсоткових змін.

Досягнуті технічні показники підтверджують ефективність реалізації. Швидкість завантаження сторінок становить менше 1 секунди завдяки lazy loading компонентів та оптимізації запитів. Час прогнозування ціни складає менше 2 секунд від моменту натискання кнопки до відображення результату. Точність ML моделі на тестовій вибірці становить 85-90% за метрикою  $R^2$  score. Адаптивний дизайн забезпечує коректне відображення на мобільних пристроях, планшетах та десктопах. Загальний обсяг клієнтського коду становить понад 5000 рядків Vue.js компонентів та понад 3000 рядків Python коду ML сервісу.

Реалізована система забезпечує високу продуктивність завдяки асинхронній обробці запитів та реактивному оновленню інтерфейсу. Детальна аналітика продажів та цін надає адміністраторам повну інформацію для прийняття рішень. Всі компоненти системи успішно інтегровані та протестовані у єдиному робочому середовищі, що підтверджує коректність обраних технічних рішень та архітектурних підходів.

## ВИСНОВКИ

У магістерській роботі розроблено інтернет-магазин меблів з інтегрованим модулем прогнозування цін на основі методів машинного навчання. Система реалізована як клієнт-серверний вебзастосунок, що містить публічну частину, адміністративну панель та окремий ML мікросервіс. Проведено аналіз предметної області електронної комерції та підходів до прогнозування цін, визначено недоліки існуючих рішень та обґрунтовано потребу в автоматизованому ціноутворенні.

Обґрунтовано вибір технологій: Vue.js 3 для клієнтської частини, Laravel 10 для серверної логіки, MySQL 8.0 для збереження даних та Python FastAPI з XGBoost для побудови моделі прогнозування цін. Сформульовано функціональні та нефункціональні вимоги, визначено формат інтеграції між сервісами через REST API з використанням JSON.

Спроектовано архітектуру системи з чітким поділом на рівні представлення, бізнес-логіки, даних та аналітики. Створено UML-діаграми, структуру бази даних та дизайн інтерфейсів для клієнтської частини і адміністративної панелі. Реалізовано каталог товарів, систему замовлень, фільтрацію, кошик, оформлення покупок, панель аналітики та інструменти управління товарами і користувачами.

Модуль машинного навчання реалізований як окремий сервіс FastAPI з підтримкою прогнозування, повторного навчання моделі та отримання важливості ознак. Алгоритм XGBoost обрано завдяки високій точності та стабільності у задачах регресії. Проведено попередню обробку даних, включаючи кодування ознак та нормалізацію. На тестовій вибірці модель досягла точності 85–90% за метрикою  $R^2$ .

Досягнуті показники продуктивності демонструють ефективність розробленої системи: швидкий відгук інтерфейсу та стабільна робота при одночасному доступі користувачів. Архітектура дозволяє масштабувати окремі компоненти та розширювати функціонал без значних змін у структурі застосунку.

Практична цінність роботи полягає у створенні повнофункціонального рішення для електронної комерції з можливістю прогнозування цін, що може бути

використане для оптимізації цінової політики та підвищення ефективності бізнес-процесів.

Результати роботи можуть бути використані як основа для подальших досліджень у галузі застосування машинного навчання в електронній комерції. Перспективи розвитку включають: впровадження більш складних ML моделей (нейронні мережі, ensemble методи) для підвищення точності прогнозів; додавання функціоналу рекомендаційної системи для персоналізації пропозицій товарів користувачам; інтеграцію з зовнішніми сервісами для аналізу конкурентних цін та ринкових трендів; розширення аналітики з додаванням когортного аналізу, RFM сегментації клієнтів та прогнозування попиту; впровадження A/B тестування для оптимізації інтерфейсу та конверсії; додавання мультимовної підтримки для розширення географії використання. Розроблена система демонструє успішну інтеграцію сучасних вебтехнологій і машинного навчання та підтверджує ефективність обраних технічних і архітектурних рішень для створення масштабованих інтелектуальних вебзастосунків.

Отримані результати підтверджують ефективність обраних технологічних рішень та архітектурних підходів для створення масштабованих та високопродуктивних систем електронної комерції з інтелектуальними функціями.

## ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Marc Peter Deisenroth. Mathematics for Machine Learning. Cambridge University Press; 1st edition, 2020. 398 p.
2. S. K. Singh. Database Systems: Concepts, Design and Applications : книга. London : Dorling Kinderslay, 2011. 672 с.
3. Kevin P. Murphy. Probabilistic Machine Learning: Advanced Topics (Adaptive Computation and Machine Learning series). The MIT Press, 2023. 1360 p.
4. Chip Huyen. Designing Machine Learning Systems: An Iterative Process for Production-Ready Applications. O'Reilly Media; 1st edition, 2022. 386 p.
5. Aurélien Géron. Hands-On Machine Learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow: Concepts, Tools, and Techniques to Build Intelligent Systems. O'Reilly Media; 3rd edition, 2022. 861 p.
6. Events Manager Classes. URL: <https://github.com/bippo/events-managerwordpress/blob/master/classes/em-event.php> (дата звернення: 13.11.2025).
7. Events Manager Documentation. URL: <https://wp-eventsplugin.com/documentation/> (дата звернення: 13.11.2025).
8. Meta. Prophet Documentation. URL: <https://facebook.github.io/prophet/> (дата звернення: 13.11.2025).
9. Makridakis S., Wheelwright S. C., Hyndman R. J. Forecasting: Methods and Applications, 1998. 642 p.
10. Kelleher J. D., Mac Namee B., D'Arcy A. Fundamentals of Machine Learning for Predictive Data Analytics, 2015. 624 p.
11. Laravel Sanctum: API token authentication for SPAs. Official Documentation. URL: <https://laravel.com/docs/sanctum> (дата звернення: 15.11.2025).
12. Eloquent: Laravel's ORM. Official Documentation. URL: <https://laravel.com/docs/eloquent> (дата звернення: 15.11.2025).
13. Géron A. Hands-On Machine Learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow: Concepts, Tools, and Techniques to Build Intelligent Systems. 3rd ed. Sebastopol : O'Reilly Media, 2022. 861 p.

14. Goodfellow I., Bengio Y., Courville A. Deep Learning. Cambridge : MIT Press, 2016. 800 p.
15. James G., Witten D., Hastie T., Tibshirani R. An Introduction to Statistical Learning: with Applications in R. 2nd ed. New York : Springer, 2021. 607 p.
16. Hastie T., Tibshirani R., Friedman J. The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and Prediction. 2nd ed. New York : Springer, 2009. 745 p.
17. Murphy K. P. Machine Learning: A Probabilistic Perspective. Cambridge : MIT Press, 2012. 1104 p.
18. Chen T., Guestrin C. XGBoost: A Scalable Tree Boosting System. Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD '16). San Francisco, USA, Aug. 13–17, 2016. New York : ACM, 2016. P. 785–794. DOI: 10.1145/2939672.2939785.
19. XGBoost Documentation: Scalable and Flexible Gradient Boosting. URL: <https://xgboost.readthedocs.io/> (дата звернення: 15.11.2025).
20. Friedman J. H. Greedy Function Approximation: A Gradient Boosting Machine. The Annals of Statistics. 2001. Vol. 29, № 5. P. 1189–1232. DOI: 10.1214/aos/1013203451.
21. Ramírez S. FastAPI: Modern Python Web Development. URL: <https://fastapi.tiangolo.com/> (дата звернення: 15.11.2025).
22. McKinney W. Python for Data Analysis: Data Wrangling with pandas, NumPy, and Jupyter. 3rd ed. Sebastopol : O'Reilly Media, 2022. 579 p.
23. VanderPlas J. Python Data Science Handbook: Essential Tools for Working with Data. 2nd ed. Sebastopol : O'Reilly Media, 2023. 577 p.
24. Raschka S., Mirjalili V. Python Machine Learning: Machine Learning and Deep Learning with Python, scikit-learn, and TensorFlow. 3rd ed. Birmingham : Packt Publishing, 2019. 772 p.
25. Pedregosa F., Varoquaux G., Gramfort A., Michel V., Thirion B., Grisel O., Blondel M., Prettenhofer P., Weiss R., Dubourg V., et al. Scikit-learn: Machine Learning in Python. Journal of Machine Learning Research. 2011. Vol. 12. P. 2825–2830.

26. scikit-learn: Machine Learning in Python. Official Documentation. URL: <https://scikit-learn.org/> (дата звернення: 17.11.2025).

27. Karwin B. SQL Antipatterns: Avoiding the Pitfalls of Database Programming. Raleigh : The Pragmatic Bookshelf, 2010. 352 p.

28. MySQL 8.0 Reference Manual. Official Documentation. URL: <https://dev.mysql.com/doc/refman/8.0/en/> (дата звернення: 17.11.2025).

29. Bauer C., King G., Gregory G. Java Persistence with Hibernate. 2nd ed. Shelter Island : Manning Publications, 2015. 624 p.

30. SQLAlchemy: The Python SQL Toolkit and Object Relational Mapper. Official Documentation. URL: <https://www.sqlalchemy.org/> (дата звернення: 17.11.2025).

## ДОДАТОК А

### Апробація кваліфікаційної магістерської роботи

Результати досліджень були представлені на конференції Могилянські читання – 2025, : Досвід та тенденції розвитку суспільства в Україні: глобальний, національний та регіональний аспекти: XXVIII Всеукр. наук.-практ. конф. : тези доповідей: Технічні науки, Миколаїв, листоп. 2025 р. / ЧНУ ім. Петра Могили. – Миколаїв: Вид-во ЧНУ ім. Петра Могили, 2025.

Міністерство освіти і науки України  
Чорноморський національний університет імені Петра Могили  
ДНУ «Інститут модернізації змісту освіти»  
Південний науковий центр НАН та МОН  
Інститут української археографії та джерелознавства  
імені М. С. Грушевського НАН України  
Первинна профспілкова організація ЧНУ ім. Петра Могили



**«МОГИЛЯНСЬКІ ЧИТАННЯ – 2025:  
досвід та тенденції розвитку суспільства в Україні:  
глобальний, національний та регіональний аспекти»**

XXVIII Всеукраїнська науково-практична конференція

**ТЕЗИ ДОПОВІДЕЙ**

**ТЕХНІЧНІ НАУКИ**

Миколаїв, 10–14 листопада 2025 року

Миколаїв – 2025

Рисунок А.1 – Обкладинка збірника тез доповідей конференції