

Міністерство освіти і науки України  
Харківський національний університет радіоелектроніки

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

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

рівень вищої освіти \_\_\_\_\_ перший (бакалаврський)

Система штучного інтелекту для ідентифікації та оцінювання інвестиційного  
потенціалу колекційних моделей автомобілів  
(тема)

Виконав:  
здобувач \_\_\_\_\_ четвертого \_\_\_\_\_ року навчання,  
групи \_\_\_\_\_ ІТШ-22-2

\_\_\_\_\_ Максим ТІТОВ  
(власне ім'я, прізвище)

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

Тип програми \_\_\_\_\_ освітньо-професійна

Освітня програма \_\_\_\_\_ Штучний інтелект  
(повна назва освітньої програми)

Керівник \_\_\_\_\_ ас. Дмитро МАЛЄЄВ  
(посада, власне ім'я, прізвище)

Допускається до захисту

Завідувач кафедри ШІ

\_\_\_\_\_  
(підпис)

\_\_\_\_\_ Лариса ЧАЛА  
(власне ім'я, прізвище)

2026 р.

Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет \_\_\_\_\_ Комп'ютерних наук \_\_\_\_\_

Кафедра \_\_\_\_\_ Штучного інтелекту \_\_\_\_\_

Рівень вищої освіти \_\_\_\_\_ перший (бакалаврський) \_\_\_\_\_

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

Тип програми \_\_\_\_\_ освітньо-професійна \_\_\_\_\_

Освітня програма \_\_\_\_\_ Штучний інтелект \_\_\_\_\_  
(повна назва)

ЗАТВЕРДЖУЮ:

Зав. кафедри \_\_\_\_\_

(підпис)

«\_\_\_\_\_» \_\_\_\_\_ 20 \_\_\_\_ р.

**ЗАВДАННЯ**  
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ

здобувачеві \_\_\_\_\_ Тітову Максиму Дмитровичу \_\_\_\_\_  
(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи Система штучного інтелекту для ідентифікації та оцінювання інвестиційного потенціалу колекційних моделей автомобілів

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

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

3. Вихідні дані до роботи дані аукціонних платформ Catawiki та eBay; мова програмування C#; платформа ASP.NET Core 9; мова програмування Python; фреймворк FastAPI; бібліотеки scikit-learn та PyTorch; СУБД PostgreSQL; платформа UiPath.

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

1) Аналіз предметної галузі \_\_\_\_\_

2) Проектування та реалізація системи інтелектуальної оцінки \_\_\_\_\_

3) Реалізація системи \_\_\_\_\_

4) Результати та оцінка системи \_\_\_\_\_

## КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

[illegible]

Дата видачі завдання 8 червня 20 26 р.

Здобувач \_\_\_\_\_

(підпис)

Керівник роботи \_\_\_\_\_

(підпис)

ас. Дмитро МАЛЄЄВ

(посада, власне ім'я, прізвище)

## РЕФЕРАТ

Пояснювальна записка: 68 с., 21 рис., 10 табл., 2 дод., 16 джерел.

ІНВЕСТИЦІЙНИЙ ПОТЕНЦІАЛ, КОМП'ЮТЕРНИЙ ЗІР,  
МАШИННЕ НАВЧАННЯ, НЕЙРОННА МЕРЕЖА, РОБОТИЗОВАНА  
АВТОМАТИЗАЦІЯ, ASP.NET CORE, POSTGRESQL, REST API, UIPATH.

Об'єкт дослідження – процес оцінювання інвестиційного потенціалу  
колекційних моделей автомобілів на основі аналізу ринкових даних.

Предмет дослідження – методи інтелектуального аналізу даних,  
застосовані до задачі оцінювання колекційних моделей автомобілів.

Мета роботи – проектування та реалізація інтелектуальної системи  
оцінки інвестиційного потенціалу колекційних моделей автомобілів на  
основі аналізу ринкових даних і зображень.

Методи дослідження – машинне навчання, комп'ютерний зір,  
експертно-правилове оцінювання, роботизована автоматизація процесів.

Розроблено двокомпонентну систему на ASP.NET Core 9 з базою  
даних PostgreSQL та аналітичним мікросервісом на Python FastAPI.  
Реалізовано модуль нормалізації даних, автоматизований збір даних  
засобами UiPath та інтегровану модель оцінювання на основі rule-based  
підходу, лінійної регресії та згорткової нейронної мережі. Апробацію  
проведено на реальному лоті платформи Catawiki.

## **ABSTRACT**

Bachelor's thesis contains: 68 pp., 21 fig., 10 tabl., 2 ann., 16 references.

ASP.NET CORE, COMPUTER VISION, INVESTMENT POTENTIAL, MACHINE LEARNING, NEURAL NETWORK, POSTGRESQL, REST API, ROBOTIC PROCESS AUTOMATION, UIPATH.

Object of research – the process of evaluating the investment potential of collectible car models based on market data analysis.

Subject of research – methods of intelligent data analysis applied to the task of evaluating collectible car models.

Purpose of the work – design and implementation of an intelligent system for evaluating the investment potential of collectible car models based on market data and image analysis.

Research methods – machine learning, computer vision, rule-based evaluation, robotic process automation.

A two-component system has been developed on ASP.NET Core 9 with a PostgreSQL database and a Python FastAPI analytical microservice. A data normalization module, automated data collection via UiPath, and an integrated evaluation model based on a rule-based approach, linear regression, and a convolutional neural network have been implemented. The system was validated on a real lot from the Catawiki auction platform.

## ЗМІСТ

|                                                                          |    |
|--------------------------------------------------------------------------|----|
| Перелік умовних позначень, символів, одиниць, скорочень і термінів ..... | 8  |
| Вступ.....                                                               | 9  |
| 1 Аналіз предметної галузі .....                                         | 11 |
| 1.1 Колекційні автомобілі як інвестиційний актив.....                    | 11 |
| 1.2 Ринок колекційних моделей.....                                       | 13 |
| 1.2.1 Сегменти та типи моделей-копій .....                               | 13 |
| 1.2.2 Основні учасники ринку .....                                       | 14 |
| 1.3 Формування вартості та інвестиційної привабливості.....              | 16 |
| 1.4 Цифрове середовище та наявні інструменти роботи з ринком .....       | 19 |
| 1.4.1 Онлайн-аукціони та торгові платформи.....                          | 19 |
| 1.4.2 Аналітичні та довідкові ресурси .....                              | 21 |
| 1.4.3 Обмеження існуючих цифрових рішень .....                           | 22 |
| 1.5 Необхідність автоматизованої оцінки.....                             | 23 |
| 1.6 Формалізація задачі та загальна концепція системи .....              | 24 |
| 1.6.1 Мета та функціональне призначення системи.....                     | 24 |
| 1.6.2 Загальний підхід до побудови архітектури .....                     | 25 |
| 2 Проектування та реалізація системи інтелектуальної оцінки .....        | 26 |
| 2.1 Загальна концепція функціонування системи.....                       | 26 |
| 2.1.1 Сценарії використання системи .....                                | 27 |
| 2.1.2 Потік даних у системі .....                                        | 29 |
| 2.2 Джерела даних та їх автоматизоване отримання.....                    | 30 |
| 2.2.1 Онлайн-аукціони та торгові платформи як джерело даних .....        | 30 |
| 2.2.2 Довідкові каталоги як джерело даних .....                          | 32 |
| 2.2.3 Автоматизація збору даних засобами UiPath.....                     | 33 |
| 2.3 Модель даних та попередня обробка інформації.....                    | 34 |
| 2.3.1 Модель даних та попередня обробка інформації .....                 | 35 |
| 2.3.2 Архітектура сервісного рівня .....                                 | 36 |
| 2.4 Інтелектуальна модель оцінки інвестиційного потенціалу .....         | 37 |

|                                                                                 |    |
|---------------------------------------------------------------------------------|----|
| 2.4.1 Вибір підходу до інтелектуальної оцінки .....                             | 37 |
| 2.4.2 Формування вхідних ознак та автоматизоване визначення стану моделі .....  | 38 |
| 2.4.3 Інтегрована модель інтелектуальної оцінки інвестиційного потенціалу ..... | 40 |
| 3 Реалізація системи.....                                                       | 42 |
| 3.1 Технологічний стек та архітектура .....                                     | 42 |
| 3.2 Модель даних.....                                                           | 46 |
| 3.3 Модуль нормалізації та збору даних.....                                     | 48 |
| 3.4 Модуль оцінювання .....                                                     | 51 |
| 3.5 Інтерфейс користувача .....                                                 | 55 |
| 4 Результати та оцінка системи .....                                            | 56 |
| 4.1 Тестування модулів системи.....                                             | 56 |
| 4.2 Метрики навчання ML-моделі.....                                             | 57 |
| 4.3 Апробація на реальному лоті.....                                            | 58 |
| 4.4 Обмеження та перспективи розвитку .....                                     | 60 |
| Висновки .....                                                                  | 62 |
| Перелік джерел посилання .....                                                  | 64 |
| Додаток А Представлення користувацького інтерфейсу.....                         | 66 |
| Додаток Б Відомість кваліфікаційної роботи.....                                 | 68 |

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

БД – база даних;

ШІ – штучний інтелект;

API – Application Programming Interface – інтерфейс програмування застосунків;

CNN – Convolutional Neural Network – згорткова нейронна мережа;

DI – Dependency Injection – впровадження залежностей;

DTO – Data Transfer Object – об’єкт передачі даних;

HTTP – Hypertext Transfer Protocol – протокол передачі гіпертексту;

JSON – JavaScript Object Notation – формат обміну даними;

ML – Machine Learning – машинне навчання;

ORM – Object-Relational Mapping – об’єктно-реляційне відображення;

REST – Representational State Transfer – архітектурний стиль побудови :API;

RPA – Robotic Process Automation – роботизована автоматизація процесів;

SQL – Structured Query Language – мова структурованих запитів;

URL – Uniform Resource Locator – уніфікований локатор ресурсів.

## ВСТУП

Ринок колекційних моделей автомобілів є специфічним сегментом колекційних активів, що поєднує елементи культури, хобі та інвестиційної діяльності. Формування вартості таких об'єктів визначається сукупністю різномірних факторів – масштабом моделі, матеріалом виготовлення, виробником, статусом серії, станом збереження та динамікою ринкового попиту. Складність одночасного врахування цих чинників створює об'єктивну потребу в інструментах автоматизованого аналізу та оцінювання.

Актуальність роботи обумовлена відсутністю спеціалізованих інтелектуальних систем, здатних інтегрувати різномірні ринкові дані та формувати обґрунтовану оцінку інвестиційного потенціалу колекційних моделей автомобілів. Наявні цифрові рішення – онлайн-аукціони, довідкові каталоги та торгові платформи – виконують переважно інформаційну функцію і не забезпечують комплексного аналітичного підходу до оцінювання.

Метою кваліфікаційної роботи є розробка інтелектуальної системи для ідентифікації колекційних моделей автомобілів та оцінки їх інвестиційного потенціалу на основі аналізу структурованих і неструктурованих ринкових даних.

Для досягнення поставленої мети вирішуються такі задачі:

- аналіз предметної галузі та формалізація факторів ціноутворення колекційних моделей автомобілів;
- дослідження існуючих цифрових рішень та обґрунтування необхідності розробки спеціалізованої системи;
- проєктування архітектури системи та моделі даних;
- реалізація модулів нормалізації даних, rule-based оцінювання, комп'ютерного зору та прогнозування ціни;
- автоматизація збору даних з аукціонних платформ засобами UiPath;

– тестування компонентів системи та апробація на реальному лоті.

Об'єктом дослідження є процес оцінювання інвестиційного потенціалу колекційних моделей автомобілів. Предметом дослідження є методи та засоби інтелектуального аналізу ринкових даних для підтримки прийняття інвестиційних рішень.

У роботі використано методи машинного навчання, комп'ютерного зору, експертно-правилового оцінювання та роботизованої автоматизації процесів. Практична реалізація виконана з використанням платформи ASP.NET Core 9, Python FastAPI, PostgreSQL та UiPath.

## 1 АНАЛІЗ ПРЕДМЕТНОЇ ГАЛУЗІ

### 1.1 Колекційні автомобілі як інвестиційний актив

Колекційні моделі автомобілів (scale models) – це мініатюрні копії реальних автомобілів, виготовлені з високою точністю та увагою до деталей. На відміну від іграшкових або масових моделей, колекційні моделі орієнтовані на дорослих колекціонерів та ентузіастів, для яких значення має не лише естетика, а й точність масштабування, рідкісність, якість матеріалів, виробник та історична значущість прототипу.

У своїй роботі Глен Сакс описує ринок колекційних моделей як сегмент, що складається з товарів із обмеженою пропозицією і високою відтворюваністю інтересу колекціонерів, де на вартість суттєво впливають характеристики об'єкта, участь у спеціалізованих виставках, а також попит на певні серії або бренди [1].

У порівнянні з класичними творами мистецтва або марками поштових листівок, моделі автомобілів формують власну ринкову екологію, в якій центральним є статус предмета як частини історії автомобільної культури в мініатюрі. Вищезазначене дозволяє розглядати колекційні моделі як активи з потенційно зростаючою ринковою вартістю за умови сприятливих ринкових умов. На рисунку 1.1 зображений приклад колекційної моделі.



Рисунок 1.1 – Модель-копія автомобілю FSO Polonez

Порівнюючи копії з реальними автомобілями в питанні колекціонування, то вони мають як спільні, так і окремі риси. Що перші, що другі ціннісно формуються через рідкість виробу (кількість випущених одиниць), стан збереження, історія моделі. Тоді ж як в зменшені моделі закладена до ціноутворення на додачу наявність оригінальної упаковки, репутація виробника, і що найголовніше: класифікація за масштабом (1:18, 1:43, 1:64 тощо).

Важливо зазначити, що високоякісні моделі від відомих виробників мають стабільнішу цінову тенденцію та нижчу волатильність при перепродажі, ніж моделі масових серій, що робить їх об'єктами більш привабливими для довгострокових інвестицій.

Емпіричні дані з ринку колекційних моделей підтверджують гетерогенність потенційної прибутковості між окремими підсегментами. Так, аналітика аукціонних платформ, присвячених продажу колекційних моделей, зазвичай показує, що лоти з обмежених серій, виготовлені з металу та зберігалися у первісній упаковці, можуть досягати значно вищих цін порівняно з аналогічними моделями без упаковки або з дефектами.

Крім того, ринок колекційних моделей демонструє значну впливовість суб'єктивних факторів, притаманних культурним ринкам: впізнаваність бренду-прототипу, популярність серії, участь у тематичних заходах, спеціалізованих виставках і конвенціях. У контексті оцінки інвестиційної привабливості це означає, що класичні економетричні моделі ціноутворення можуть бути недостатніми без врахування експертних оцінок та ринкових трендів, що ускладнює експертну оцінку.

Отже, колекційні моделі автомобілів становлять собою актив, що поєднує елементи культури, хобі та ринкових механізмів, і потребує визначених підходів до оцінки потенціалу інвестиції. Унікальність, вплив якості та суб'єктивні чинники створюють передумови для застосування методів ІІІ, які здатні аналізувати багатофакторні описи об'єктів, враховувати нетривіальні залежності та підвищувати адекватність оцінки.

## 1.2 Ринок колекційних моделей

### 1.2.1 Сегменти та типи моделей-копій

Ринок колекційних моделей є неоднорідним і поділяється на окремі сегменти за сукупністю формальних ознак, що впливають на вартість, ліквідність і інвестиційний потенціал моделей. В свою чергу, сегментація дозволяє формалізувати предметну галузь та створити основу для подальшого автоматизованого аналізу. У таблиці 1.1 представлена сегментація ринку за різними чинниками. Далі розглянемо окремо кожен з них.

Таблиця 1.1 – Основні сегменти колекційних моделей автомобілів

| Критерій сегментації | Категорія    | Характеристика                          | Інвестиційна привабливість |
|----------------------|--------------|-----------------------------------------|----------------------------|
| Масштаб              | 1:18         | Висока деталізація, преміальний сегмент | Висока                     |
| Масштаб              | 1:43         | Баланс між розміром і деталізацією      | Середня–висока             |
| Масштаб              | 1:64         | Компактні, масовий сегмент              | Низька–середня             |
| Тип прототипу        | Серійні авто | Відомі моделі, стабільний попит         | Середня                    |
| Тип прототипу        | Гоночні авто | Прив'язані до подій та команд           | Висока                     |
| Матеріал             | Die-cast     | Метал, рухомі елементи                  | Середня                    |
| Матеріал             | Resin        | Малі тиражі, висока точність            | Висока                     |
| Статус випуску       | Масовий      | Великий тираж                           | Низька                     |
| Статус випуску       | Лімітований  | Обмежений випуск, сертифікація          | Висока                     |

Ключовим параметром сегментації виступає масштаб моделі, який визначає рівень деталізації, розміри виробу та його позиціонування на ринку. Масштаби 1:18 і 1:43 є домінуючими в інвестиційно орієнтованому сегменті, тоді як 1:64 частіше використовується для масового

колекціонування, але у випадку лімітованих серій також може мати інвестиційну цінність.

Наступним важливим критерієм є тип автомобіля-прототипу. Найбільш стабільний попит демонструють моделі серійних дорожніх автомобілів і гоночних машин, пов'язаних із відомими брендами або історичними подіями. Моделі концепт-карів та прототипів характеризуються вищою волатильністю вартості та меншою передбачуваністю інвестиційного результату.

Суттєвий вплив має також технологія виготовлення та матеріал. Металеві (die-cast) моделі забезпечують ширшу ліквідність завдяки міцності та рухомим елементам, тоді як смоляні (resin) моделі зазвичай випускаються обмеженими серіями і орієнтовані на вузьке коло колекціонерів, що підвищує їхній потенціал зростання ціни за умови збереження стану.

Окрему категорію формують лімітовані та спеціальні випуски, для яких інвестиційна привабливість визначається не лише характеристиками моделі, а й величиною тиражу, унікальністю серії та збереженістю оригінальної упаковки або ж присвяті тій чи іншій події (наприклад, лімітована серія болідів Формули-1, на якому здобував перемоги пілот).

### 1.2.2 Основні учасники ринку

Ринок колекційних моделей автомобілів є децентралізованим – ціна та ліквідність формуються через взаємодію кількох груп учасників, а ключовою точкою перетину попиту й пропозиції виступають онлайн-аукціони та маркетплейси.

Колекціонери – базовий покупецький сегмент. Усередині нього виділяються:

- тематичні колекціонери (бренд, епоха, країна, серія);
- «масштабні» колекціонери (наприклад, лише 1:43 або 1:18);

– інвестори/перепродавці, які купують моделі з прицілом на подальший продаж.

Для останньої групи критичними є атрибути лота: стан, комплектація, наявність коробки, рідкість і «статус» серії.

Наступним учасником є продавці – приватні власники та дилери, які виводять моделі на вторинний ринок. Їх роль практична: формування первинного опису лота (назва, виробник, масштаб, серія, стан), підтвердження комплектності та встановлення стартової ціни. На практиці саме продавець часто визначає, чи буде модель «прочитана» ринком коректно: помилки в масштабі/серії/виробнику напряду знижують видимість і кінцеву ціну.

Аукціонні платформи та маркетплейси – інфраструктурний центр ринку. Вони забезпечують механізм торгів, порівняння лотів і накопичення історії продажів. Для ринку моделей характерна різноманітність виробників і широка варіативність масштабів, що прямо відображається в аукціонних категоріях; наприклад, в аукціонному середовищі регулярно фігурують виробники на кшталт Welly, Corgi, Minichamps та різні масштаби моделей.

Виробники – джерело первинної пропозиції та ключовий фактор дефіциту. Саме виробник визначає: тираж, рівень деталізації, матеріал, серійність (звичайний випуск чи limited edition), а також стабільність якості. Для інвестиційного сегмента це важливо, бо «обмежений тираж + відомий виробник» часто є базовою умовою довгострокового попиту.

Експертні спільноти (клуби, форуми, оглядачі) – неформальні інститути верифікації. Вони впливають на ринок через формування репутації серій і виробників, виявлення перевидань/варіантів, а також через стандартизацію термінів (правильні назви модифікацій, коди серій, відмінності фарбувань). У середовищі моделей це критично, бо дрібна відмінність (серія, лівець, рік, комплектація) здатна змінювати ціновий рівень.

Оскільки учасники оперують різними цілями й різною якістю інформації, система ІІІ має вміти:

- нормалізувати описи лотів;
- ідентифікувати виробника/масштаб/серію;
- оцінювати вплив стану та комплектності;
- зіставляти лоти з ринковими аналогами.

### 1.3 Формування вартості та інвестиційної привабливості

Формування вартості колекційних моделей автомобілів має багатокомпонентний характер і суттєво відрізняється від ціноутворення масових товарів. Ринкова ціна конкретної моделі є результатом поєднання матеріальних характеристик, умов виробництва, статусу випуску та поведінкових факторів попиту.

При цьому більшість параметрів мають дискретну або напівформалізовану природу, що ускладнює їх ручну інтерпретацію та створює різницю в оцінках між учасниками ринку. Одним із визначальних чинників є матеріал виготовлення, оскільки він безпосередньо впливає на технологію виробництва, масштаб тиражування та довгострокову збереженість моделі.

У сегменті колекційних моделей домінують вироби з цинкового сплаву (die-cast) і поліуретанової смоли (resin), кожен з яких формує власну логіку інвестиційної привабливості. Die-cast моделі зазвичай випускаються більшими серіями, але мають ширшу аудиторію та стабільніший попит, тоді як смоляні моделі характеризуються меншими тиражами й орієнтацією на професійних колекціонерів.

Матеріал також визначає ризики збереження. Для металевих моделей характерні проблеми, пов'язані з деградацією сплаву, зокрема явище «цинкової чуми», що може призвести до втрати геометрії та різкого падіння ринкової вартості (рисунок 1.2).



Рисунок 1.2 – Модель, уражена «цинковою чумою»

Смоляні моделі, хоча й позбавлені цього ризику, чутливі до зовнішніх факторів зберігання, таких як ультрафіолетове випромінювання або температурні коливання. У довгостроковій перспективі ці властивості напряду впливають на інвестиційну ефективність володіння моделлю.

Значну роль відіграє тираж і статус випуску. Лімітовані серії, спеціальні випуски або моделі, що зняті з виробництва, формують дефіцит пропозиції, який з часом лише посилюється. Водночас номінальний тираж сам по собі не є достатнім показником інвестиційної привабливості. Критично важливим є ступінь прозорості інформації про випуск: офіційна нумерація, сертифікати автентичності, підтверджені дані виробника. Відсутність таких атрибутів знижує довіру до моделі, навіть якщо фактична кількість екземплярів є малою.

Окремим фактором є стан збереження та комплектність, які на ринку моделей відіграють роль жорсткого цінового фільтра. Наявність оригінальної упаковки, відсутність слідів експонування, подряпин або втручань часто мають вирішальне значення.

Ідентичні за всіма іншими параметрами моделі можуть суттєво відрізнятися в ціні лише через різний стан або відсутність коробки, що робить цей фактор одним із найпростіших для формалізації в автоматизованих системах оцінювання.

Інвестиційна привабливість також залежить від характеристик автомобіля-прототипу. Моделі, що відтворюють культові серійні автомобілі, легендарні гоночні боліди або транспортні засоби, пов'язані з історичними подіями, мають стабільніший попит і вищу ліквідність. У таких випадках ринкова цінність формується не лише властивостями моделі як фізичного об'єкта, а й символічним капіталом прототипу, що посилює попит навіть у періоди загального спаду активності ринку (приклад колекційно ціннісної моделі наведений на рисунку 1.3).

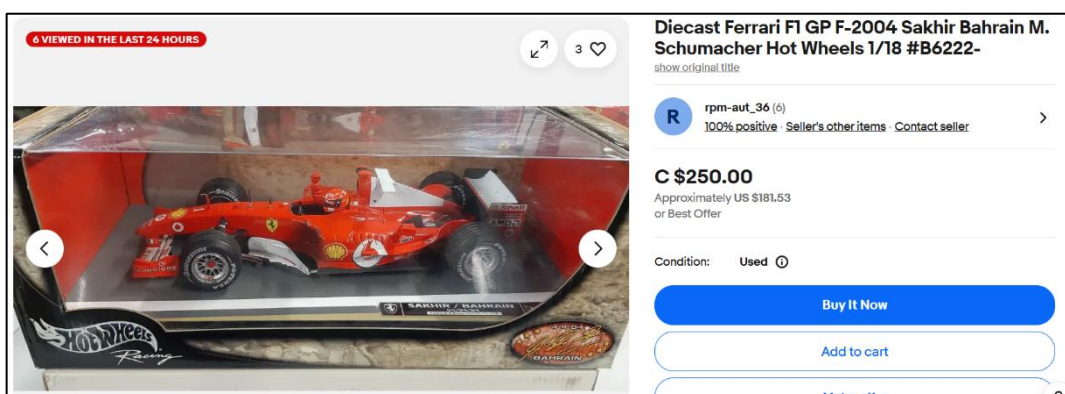


Рисунок 1.3 – Модель боліда F1, який пілотував М. Шумахер на гран-прі Бахрейну на платформі eBay

Важливим, але менш формалізованим чинником є ринкове середовище та інформаційні сигнали. Результати аукціонних торгів, публічні продажі, згадки в каталогах і профільних оглядах створюють орієнтири для ціноутворення. Водночас відсутність централізованої системи фіксації угод призводить до фрагментації даних і значної варіативності оцінок, особливо для рідкісних моделей із низькою частотою продажів.

У сукупності формування вартості колекційної моделі автомобіля є результатом взаємодії матеріальних, виробничих, ринкових і поведінкових чинників, жоден з яких не є визначальним окремо. Структура робить інвестиційну привабливість складною для інтуїтивного аналізу та обґрунтовує доцільність застосування інтелектуальних методів, здатних працювати з різнорідними ознаками, неповними даними та нелінійними залежностями.

## 1.4 Цифрове середовище та наявні інструменти роботи з ринком

### 1.4.1 Онлайн-аукціони та торгові платформи

Онлайн-аукціони та торгові платформи відіграють ключову роль у формуванні сучасного ринку колекційних моделей автомобілів, оскільки саме в цифровому середовищі відбувається основна частина угод купівлі-продажу та публічне формування ринкових цін. На відміну від традиційних офлайн-ярмарків і клубних зустрічей, онлайн-платформи забезпечують глобальне охоплення, постійну доступність та накопичення історичних даних про продажі, що має принципове значення для подальшого аналітичного опрацювання.

Однією з найбільш показових платформ у цьому сегменті є Catawiki, яка функціонує як спеціалізований аукціон для колекційних об'єктів, зокрема масштабних моделей автомобілів. Платформа використовує модель курованих аукціонів, де лоти проходять попередню перевірку експертами, що підвищує довіру покупців і зменшує ризик некоректних описів. Для ринку моделей це особливо важливо, оскільки дрібні неточності в масштабі, серії або виробнику можуть суттєво впливати на кінцеву ціну. Публічний механізм ставок дозволяє спостерігати реальний попит на конкретні категорії моделей і фіксувати фактичні ціни продажу.

Іншим значущим гравцем є eBay, який, хоча й не є вузькоспеціалізованою платформою, фактично виступає найбільшим глобальним вторинним ринком колекційних моделей. Перевагою eBay є надзвичайна кількість пропозицій і висока ліквідність, однак відсутність експертної модерації призводить до значної неоднорідності якості описів лотів. Це ускладнює порівняльний аналіз і підвищує роль автоматизованих методів нормалізації даних, зокрема для задач ідентифікації моделі, виробника та серії.

Окрему нішу займають спеціалізовані онлайн-магазини та маркетплейси, орієнтовані виключно на колекційні моделі автомобілів. Вони зазвичай пропонують фіксовані ціни, структуровані каталоги та детальні фільтри за масштабом, брендом і типом моделі. Їхня роль полягає не стільки у формуванні ринкової ціни, скільки у створенні довідкових орієнтирів і початкових цінових очікувань для колекціонерів і продавців.

Спільною рисою більшості онлайн-платформ є відсутність інтегрованих інструментів глибокої аналітики. Платформи відображають поточні або завершені продажі, але не надають користувачу автоматизованої оцінки інвестиційного потенціалу моделі, прогнозу зміни вартості або порівняння з історичними аналогами з урахуванням стану та комплектності. Аналіз таких даних залишається на стороні користувача і потребує значних часових витрат та експертних знань.

Онлайн-аукціони та торгові платформи виконують роль інфраструктурної основи ринку колекційних моделей автомобілів, забезпечуючи доступ до пропозиції та механізм ціноутворення. Водночас їх обмежена аналітична функціональність створює передумови для розробки інтелектуальної системи, здатної агрегувати дані з різних платформ, нормалізувати описи лотів і здійснювати оцінку інвестиційної привабливості моделей у автоматизованому режимі.

#### 1.4.2 Аналітичні та довідкові ресурси

Аналітичні та довідкові ресурси на ринку колекційних моделей автомобілів використовуються для точної ідентифікації моделей, уніфікації описів і попередньої оцінки їх ринкової значущості. На практиці саме ці ресурси дозволяють відрізнити різні версії однієї моделі, уникнути плутанини між перевиданнями та коректно визначити атрибути, що мають безпосередній вплив на ціну.

Одним із прикладів спеціалізованих каталогів є DiecastDB, який надає структуровані записи щодо моделей різних виробників із зазначенням масштабу, бренду, серії та базових характеристик. Подібні ресурси використовуються колекціонерами для перевірки коректності назви лота та первинної ідентифікації моделі перед участю в аукціоні або купівлею за фіксованою ціною.

Ще одним прикладом є Diecast Collections, який виконує роль оглядового каталогу з фільтрацією за марками автомобілів, масштабами та категоріями моделей. Вони корисні для швидкого зіставлення моделей одного прототипу, але різних виробників, що дозволяє оцінити позиціонування конкретного екземпляра в межах ринку.

Окрему нішу займають універсальні колекційні бази, зокрема hobbyDB, які охоплюють широкий спектр колекційних об'єктів, включно з модельними автомобілями. Подібні платформи пропонують стандартизовану структуру даних: масштаб, виробник, серія, варіації виконання. Для задач автоматизованої обробки такі ресурси є цінними через відносну формалізованість полів і можливість уніфікації даних з різних джерел.

Водночас довідкові ресурси мають суттєве обмеження – вони не відображають реальні ціни продажу та динаміку попиту. Каталоги фіксують факт існування моделі та її атрибути, але не враховують стан конкретного екземпляра, наявність упаковки чи результати останніх торгів. Унаслідок

цього вони не можуть використовуватися як самостійний інструмент оцінки інвестиційної привабливості.

Таким чином, аналітичні та довідкові ресурси формують інформаційний фундамент ринку колекційних моделей автомобілів, забезпечуючи коректну ідентифікацію та класифікацію моделей.

Проте їх ізольоване використання не дозволяє здійснити повноцінну оцінку вартості. Це обґрунтовує необхідність інтелектуальної системи, здатної поєднати довідкові дані з результатами аукціонних продажів і автоматизувати процес аналізу інвестиційного потенціалу моделей.

#### 1.4.3 Обмеження існуючих цифрових рішень

Наявні цифрові рішення, що використовуються на ринку колекційних моделей автомобілів, орієнтовані переважно на відображення інформації, а не на її інтерпретацію. Онлайн-аукціони, каталоги та довідкові платформи надають користувачам доступ до великої кількості даних, однак не забезпечують цілісного аналітичного бачення ринку.

Однією з ключових проблем є фрагментарність екосистеми. Аукціонні платформи фіксують результати продажів, але не мають достовірних механізмів ідентифікації моделей. Довідкові ресурси, навпаки, добре описують характеристики моделей, однак повністю відірвані від реальних угод. У підсумку користувач змушений вручну поєднувати інформацію з кількох незалежних джерел.

Суттєвим обмеженням є відсутність уніфікованих стандартів опису лотів. Назви моделей, масштаби, серії та навіть виробники часто подаються в різних форматах або з помилками. Через це одна й та сама модель може бути представлена як кілька різних об'єктів, що унеможливлює автоматичне порівняння та агрегацію даних.

Каталожні та аналітичні ресурси мають ще одну принципову ваду – статичність інформації. Вони не враховують зміну ринкової кон'юнктури,

короткострокові коливання попиту або вплив зовнішніх подій. Такі платформи можуть слугувати довідником, але не інструментом ухвалення інвестиційних рішень. Окремо слід відзначити відсутність прогностичних механізмів. Жодне з існуючих рішень не пропонує моделей прогнозування вартості, оцінки волатильності чи аналізу історичної динаміки цін для конкретних сегментів ринку. Аналіз часових рядів і виявлення трендів повністю покладаються на досвід користувача.

Крім того, сучасні платформи практично не враховують контекстні та поведінкові чинники. Популярність серії, репутація виробника, вплив перевидань або тематичних подій існують лише у вигляді неформалізованих знань експертних спільнот і не інтегруються в цифрові інструменти.

У сукупності це призводить до ситуації, коли цифрові рішення виконують допоміжну роль, але не забезпечують комплексної оцінки інвестиційного потенціалу. Відсутність єдиного інтелектуального підходу до обробки даних, нормалізації описів і аналізу ринкової поведінки формує об'єктивну потребу у створенні спеціалізованої системи штучного інтелекту, здатної поєднати розрізнені джерела інформації в єдину аналітичну модель.

### 1.5 Необхідність автоматизованої оцінки

Ринок колекційних моделей автомобілів характеризується високою інформаційною складністю та відсутністю єдиного підходу до оцінювання інвестиційної привабливості. Для формування обґрунтованої оцінки користувачеві необхідно одночасно аналізувати характеристики моделі, історію продажів на аукціонах, довідкові каталоги, а також неформальні сигнали з експертних спільнот. Такий підхід вимагає значних часових витрат і наявності спеціалізованих знань.

Існуючі цифрові інструменти не здатні інтегрувати ці дані в єдину аналітичну модель. Вони або фіксують окремі аспекти ринку, або надають

інформацію в статичному вигляді, що обмежує можливості об'єктивної оцінки та порівняння моделей між собою.

Застосування автоматизованої оцінки на основі методів штучного інтелекту дозволяє подолати зазначені обмеження. Воно забезпечує агрегування різнорідних даних, нормалізацію описів моделей і аналіз прихованих залежностей між характеристиками та ринковою вартістю. У результаті створюються передумови для більш точного, відтворюваного та масштабованого оцінювання інвестиційного потенціалу колекційних моделей автомобілів.

## 1.6 Формалізація задачі та загальна концепція системи

### 1.6.1 Мета та функціональне призначення системи

Метою розробки системи є створення інтелектуального програмного рішення для ідентифікації колекційних моделей автомобілів та оцінки їх інвестиційного потенціалу на основі аналізу структурованих і неструктурованих ринкових даних. Система має забезпечити зменшення суб'єктивності оцінок і підвищення обґрунтованості інвестиційних рішень у сфері колекційних моделей.

Функціональне призначення системи полягає у виконанні таких основних завдань:

- автоматична ідентифікація моделі за ключовими атрибутами (виробник, масштаб, серія, матеріал);
- нормалізація описів лотів, отриманих з різних цифрових платформ;
- аналіз історичних даних продажів і довідкової інформації;
- оцінка інвестиційної привабливості моделі з урахуванням ринкових і якісних чинників;
- формування аналітичних висновків і рекомендацій для користувача.

Таким чином, система орієнтована на комплексну підтримку прийняття рішень і може використовуватися як інструмент для колекціонерів, інвесторів і аналітиків, що працюють із ринком колекційних моделей автомобілів.

#### 1.6.2 Загальний підхід до побудови архітектури

Архітектура системи передбачається модульною, з чітким розмежуванням функціональних компонентів і можливістю подальшого розширення. Такий підхід дозволяє адаптувати систему до змін ринку, підключати нові джерела даних і вдосконалювати аналітичні модулі без повної перебудови рішення.

У загальному вигляді архітектура системи включає такі ключові компоненти:

- модуль збору даних, відповідальний за отримання інформації з онлайн-аукціонів, торгових платформ і довідкових ресурсів;
- модуль попередньої обробки та нормалізації даних, що забезпечує уніфікацію назв, атрибутів і форматів;
- аналітичний модуль на основі методів штучного інтелекту, призначений для оцінки інвестиційного потенціалу моделей;
- базу даних для зберігання історичних продажів, довідкових характеристик і результатів аналізу;
- користувацький інтерфейс для перегляду результатів, аналітики та рекомендацій.

Обраний підхід створює основу для побудови гнучкої інтелектуальної системи, здатної ефективно працювати з різномірними даними та підтримувати процес прийняття рішень у сфері колекційних моделей автомобілів.

## **2 ПРОЄКТУВАННЯ ТА РЕАЛІЗАЦІЯ СИСТЕМИ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ ОЦІНКИ**

### **2.1 Загальна концепція функціонування системи**

Інтелектуальна система оцінки інвестиційного потенціалу колекційних авто-моделей призначена для допомоги у прийнятті рішень користувачам на підставі аналізу впорядкованих та частково впорядкованих даних. Система працює як сполучна ланка між користувачем та ринковим середовищем, автоматизуючи процес розпізнавання моделі, накопичення потрібної інформації та формування аналітичного висновку.

Загалом, діяльність системи стартує з ініціалізації запиту користувачем. Підставою такого запиту може бути як ручне внесення параметрів колекційної моделі, так і посилення на лот онлайн чи добірку моделей для зіставного аналізу. Незалежно від випадку, на вхід системи надходять початкові відомості, які потребують верифікації, упорядкування та розширення.

На наступній стадії система виконує опрацювання вхідних даних. Воно містить визначення моделі за довідковими базами, приведення до єдиного вигляду ознак (виробник, розмір, матеріал, лінійка), а також підготовку даних до аналізу, і саме тут усуваються неточності та прорахунки, притаманні описам із різних джерел.

Фінальним етапом роботи системи є експертна оцінка інвестиційного потенціалу. Спираючись на сформований перелік властивостей, система розраховує загальну оцінку чи ранг моделі, а також створює аналітичний звіт для користувача. Підсумок подається у зручному форматі та може застосовуватися для ухвалення рішення стосовно купівлі, збуту чи порівняння моделей.

### 2.1.1 Сценарії використання системи

Система підтримує розширений набір сценаріїв використання, що відображають реальні потреби учасників ринку колекційних моделей автомобілів.

Перший сценарій передбачає ручне введення параметрів моделі. Користувач самостійно вводить основні характеристики (виробник, масштаб, матеріал, серія, стан), після чого система виконує ідентифікацію та оцінку інвестиційного потенціалу (рисунок 2.1).



Рисунок 2.1 – Ручне введення та оцінка моделі

Другий сценарій полягає в аналізі моделі за посиланням на онлайн-лот. Система автоматично отримує дані з аукціонної платформи, нормалізує опис і формує аналітичну оцінку без необхідності ручного введення інформації (рисунок 2.2).

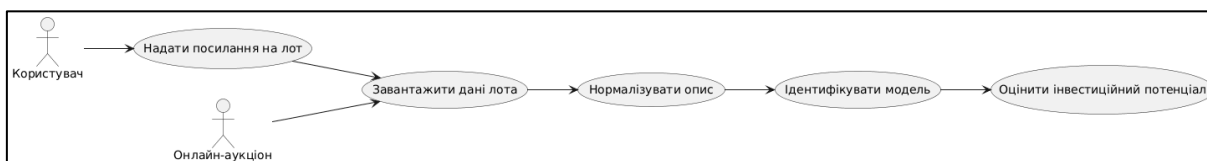


Рисунок 2.2 – Аналіз моделі з онлайн-аукціонного лота

Третій сценарій орієнтований на порівняльний аналіз кількох моделей. Користувач обирає декілька об'єктів, а система зіставляє їх за однаковими критеріями та формує ранжований список (рисунок 2.3).

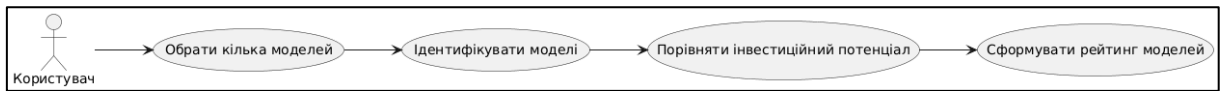


Рисунок 2.3 – Порівняльний аналіз кількох моделей

Четвертий сценарій передбачає оцінку впливу стану та комплектності. Система аналізує, як на інвестиційну привабливість впливають відсутність упаковки, дефекти або сліди експонування, та коригує підсумкову оцінку (рисунок 2.4).

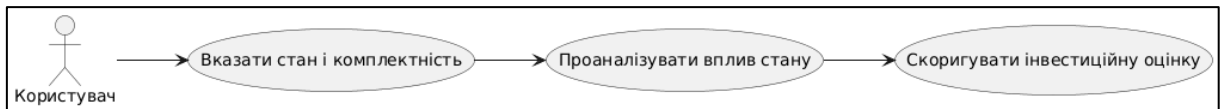


Рисунок 2.4 – Оцінка впливу стану та комплектності

П'ятий сценарій пов'язаний з аналізом історії продажів і ринкових трендів. Система використовує накопичені дані попередніх продажів для виявлення тенденцій зміни вартості окремих моделей або сегментів (рисунок 2.5).

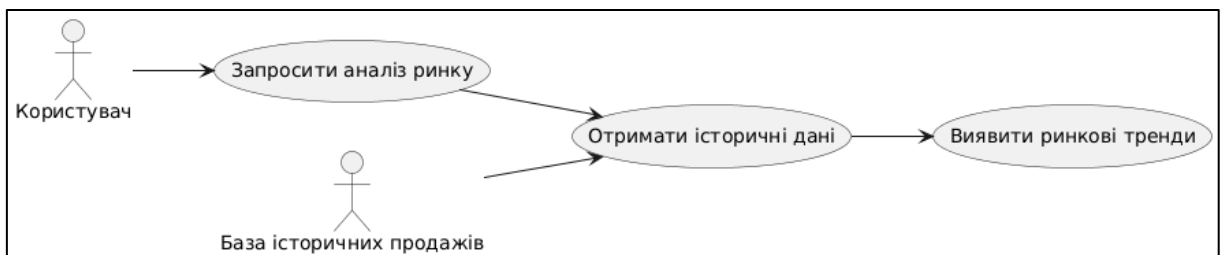


Рисунок 2.5 – Аналіз історії продажів і ринкових трендів

Шостий сценарій полягає у формуванні аналітичних рекомендацій. На основі отриманих результатів система надає користувачеві узагальнені

рекомендації щодо доцільності придбання, утримання або продажу моделі (рисунок 2.6).

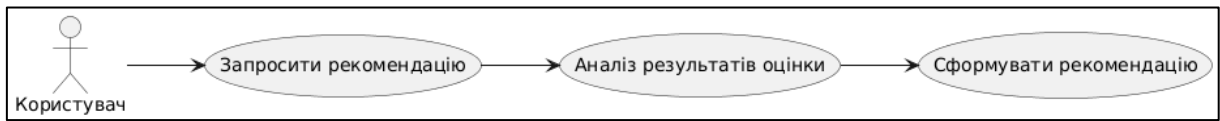


Рисунок 2.6 – Формування інвестиційних рекомендацій

Таким чином, визначені сценарії використання та побудовані діаграми прецедентів відображають логіку взаємодії користувача з інтелектуальною системою, формалізують її функціональні можливості та створюють концептуальну основу для подальшого проектування архітектури й практичної реалізації системи в наступних розділах роботи.

### 2.1.2 Потік даних у системі

Потік даних в інтелектуальній системі оцінювання інвестиційного потенціалу колекційних авто зарегульований послідовною логікою трансформації інформації від вихідних джерел до аналітичного висновку, що гарантує прозорість обробки даних, відтворюваність наслідків та змогу формалізованого нагляду на кожній стадії. На початковій стадії утворюється вхідний інформаційний потік, що надходить із зовнішніх та внутрішніх джерел. До нього належить інформація, введена користувачем вручну, відомості з онлайн-аукціонів і торгових майданчиків, а також дані з довідкових каталогів колекційних моделей. Вони відрізняються неоднорідністю форм, різним ступенем завершеності і наявністю помилок або дублювань.

Далі виконується етап попередньої обробки, що охоплює очищення, уніфікацію та впорядкування отриманої інформації. На цьому етапі приводяться до спільного вигляду назви моделей і виробників, уточнюється

масштаб і матеріал, усуваються розбіжності між різними джерелами, а також формується єдиний набір параметрів, придатний для подальшого розгляду. Саме тут відбувається перехід від неформалізованих описів до структурованих відомостей.

Наступним є аналітичний етап, у рамках якого підготовлені дані передаються до інтелектуального модуля оцінки. На підставі сформованого вектору ознак система проводить розрахунок інвестиційної привабливості моделі, беручи до уваги як чисельні, так і якісні характеристики, а також дану щодо ринкової поведінки схожих об'єктів.

Завершальним етапом є формування висновку, що подається користувачеві у формі узагальненої оцінки, рейтингу чи аналітичного резюме. Отриманий результат може застосовуватися для зіставлення моделей, прийняття інвестиційних рішень чи подальшого розгляду. Потік даних у системі забезпечує логічний та послідовний перехід від сирих ринкових даних до інтерпретованого аналітичного продукту.

## 2.2 Джерела даних та їх автоматизоване отримання

### 2.2.1 Онлайн-аукціони та торгові платформи як джерело даних

Інтернет-аукціони та торгові майданчики відіграють ключову роль у формуванні інформаційної бази для розумної системи оцінки інвестиційного потенціалу колекційних зразків автомобілів. Саме у цьому цифровому середовищі відбувається більшість операцій купівлі-продажу, тому формується фактична ринкова вартість, яка демонструє поточний баланс попиту та пропозиції. На відміну від довідкових каталогів, що фіксують лише описові характеристики зразків, аукціонні платформи надають емпіричні відомості, необхідні для кількісного аналізу.

Особливу вагу для дослідження мають спеціалізовані аукціони, зокрема Catawiki, де продаж колекційних зразків автомобілів відбувається у

межах курованих торгів. У такій моделі експерти майданчика здійснюють початковий відбір та перевірку лотів, що зменшує ймовірність хибних або помилкових описів. Для розумної системи це означає вищу початкову якість відомостей, зокрема щодо розміру, виробника, серії та стану зразка. Крім того, фіксація кінцевої вартості після завершення торгів дозволяє використовувати дані Catawiki як репрезентативні приклади ринкової оцінки [8].

Поруч зі спеціалізованими аукціонами важливим джерелом відомостей є загальні торгові майданчики, насамперед eBay. Цей майданчик вирізняється надзвичайно великим обсягом пропозицій та високою частотою угод, що робить його цінним з погляду статистичного аналізу. Водночас eBay являє усі типові негаразди відкритих маркетплейсів: нерівномірність описів, відсутність спільних стандартів заповнення лотів, суб'єктивність оцінки стану та варіативність найменувань зразків. Саме такі аспекти роблять відомості eBay показовими для завдань автоматизованої нормалізації та ідентифікації [9].

З інтернет-аукціонів та торгових майданчиків система отримує широкий набір параметрів, серед яких головними є назва лота, текстовий опис, масштаб зразка, виробник, матеріал, заявлений стан, наявність початкової упаковки, дата закінчення торгів та кінцева вартість продажу. У сукупності ці відомості дозволяють не лише оцінювати поточну вартість зразків, а й аналізувати закономірності ціноутворення у різних секторах ринку.

Разом з тим, використання аукціонних майданчиків як джерела відомостей має низку обмежень. Відомості надходять у неструктурованому вигляді, часто містять пропуски чи суперечності, а також залежать від чесності продавця, що спричиняє необхідність попередньої автоматизованої обробки, очищення та валідації інформації перед її застосуванням в аналітичному модулі системи. Таким чином, інтернет-аукціони та торгові майданчики формують базовий емпіричний шар відомостей, на якому

базується розумна оцінка інвестиційного потенціалу колекційних зразків автомобілів. Їхнє поєднання з довідковими ресурсами та методами автоматизованої обробки інформації створює підґрунтя для створення повноцінної аналітичної системи, здатної працювати з реальними ринковими даними.

### 2.2.2 Довідкові каталоги як джерело даних

Окрім аукціонних платформ, важливу роль у формуванні інформаційної бази системи відіграють довідкові каталоги та спеціалізовані бази даних колекційних моделей автомобілів. Їх основне призначення полягає не у фіксації ринкових цін, а у коректній ідентифікації моделей та валідації атрибутів, що є критично важливим для подальшого аналітичного аналізу.

Одним із таких ресурсів є DiecastDB, функціонуючи як структурований онлайн-каталог колекційних моделей, у якому зібрано дані про виробників, масштаби, серії та базові характеристики моделей. Для системи штучного інтелекту цей ресурс використовується як еталонне джерело ідентифікації, що дозволяє зіставляти назви лотів з аукціонів із коректними записами каталогу. Це зменшує ризик помилок, пов'язаних з альтернативними назвами моделей, різними варіантами написання виробників або плутаниною між серіями [6].

Іншим важливим довідковим ресурсом є hobbyDB, яка є універсальною базою даних колекційних об'єктів, що охоплює широкий спектр категорій, включно з модельними автомобілями. Перевагою цього ресурсу є стандартизована структура записів, яка включає масштаб, виробника, серію, варіації виконання та інші атрибути. Для інтелектуальної системи hobbyDB слугує додатковим джерелом перевірки даних і дозволяє уточнювати характеристики моделей у випадках, коли інформація з аукціонних платформ є неповною або суперечливою [7].

Довідкові каталоги використовуються системою насамперед для задач валідації та нормалізації. На практиці це означає, що отримані з аукціонів дані зіставляються з еталонними записами каталогів, після чого формується уніфікований опис моделі. Такий підхід знижує вплив суб'єктивних описів продавців і підвищує достовірність подальшої оцінки.

Водночас довідкові бази мають обмежену аналітичну цінність з точки зору інвестиційної оцінки, оскільки не відображають реальні ціни продажу та динаміку ринку. Саме тому їх роль у системі є допоміжною і полягає у забезпеченні коректної ідентифікації моделей та підготовці якісних вхідних даних для інтелектуального аналізу.

Поєднання довідкових каталогів із даними онлайн-аукціонів дозволяє сформувати більш повну та достовірну інформаційну основу для роботи системи, що є необхідною умовою для адекватної оцінки інвестиційного потенціалу колекційних моделей автомобілів.

### 2.2.3 Автоматизація збору даних засобами UiPath

Автоматизація збору даних є необхідною складовою функціонування інтелектуальної системи, оскільки обсяг і динаміка інформації на ринку колекційних моделей автомобілів унеможливають ефективну ручну обробку. Для розв'язання цієї задачі доцільним є застосування підходів роботизованої автоматизації процесів (RPA), які дозволяють відтворювати дії користувача в браузері, системно отримувати дані з веб-ресурсів і зменшувати залежність від ручного втручання.

У межах дослідження для автоматизації використовується платформа UiPath, що надає інструменти для побудови сценаріїв збору даних без необхідності прямої інтеграції з API сторонніх сервісів. Такий підхід є особливо актуальним для аукціонних платформ і маркетплейсів, які або не надають відкритих інтерфейсів доступу до даних, або мають обмеження щодо масового отримання інформації.

Першим напрямом автоматизації є RPA-скрейпінг веб-сторінок. Роботизовані сценарії відтворюють процес навігації сторінками аукціонів, відкривають лоти та зчитують необхідні атрибути, зокрема назву моделі, масштаб, виробника, опис, заявлений стан, наявність упаковки та фінальну ціну продажу. Отримані дані зберігаються у структурованому вигляді та передаються до подальшої обробки. Застосування RPA дозволяє забезпечити повторюваність збору та зменшити кількість пропущених або випадкових записів.

Другим напрямом є парсинг текстових описів лотів. Опис, що подається продавцями, зазвичай має неструктурований характер і містить інформацію у довільній формі. RPA-сценарії у поєднанні з правилами попередньої обробки дозволяють виділяти ключові фрагменти тексту, пов'язані з масштабом, серією, матеріалом або станом моделі. Це створює передумови для подальшої нормалізації даних і зменшує обсяг ручної перевірки.

Окрему увагу приділено регулярному оновленню наборів даних. RPA-роботи можуть виконуватися за розкладом, автоматично перевіряючи появу нових лотів або завершення торгів. Такий режим роботи дозволяє підтримувати актуальність інформації та накопичувати історичні дані продажів, необхідні для аналізу трендів і оцінки інвестиційної привабливості моделей у часовому вимірі.

Використання UiPath зменшує трудомісткість збору даних, підвищує їхню відтворюваність і контрольованість. Автоматизація забезпечує стабільний інформаційний потік для подальшого аналізу та масштабування системи.

### 2.3 Модель даних та попередня обробка інформації

Ефективність інтелектуальної системи оцінки інвестиційного потенціалу колекційних моделей автомобілів безпосередньо залежить від

якості та формалізованості вхідних даних. Ринок колекційних моделей характеризується значною неоднорідністю інформації, оскільки дані надходять з різних джерел, мають різну структуру та часто містять неточності. У цьому контексті побудова коректної моделі даних і впровадження процедур попередньої обробки є необхідною умовою для забезпечення адекватної аналітичної оцінки.

Модель даних у системі має відображати ключові властивості колекційної моделі автомобіля як об'єкта інвестування та бути придатною для автоматизованого аналізу. Водночас вона повинна бути достатньо гнучкою, щоб враховувати специфіку різних сегментів ринку, а також обмеження, пов'язані з неповнотою або варіативністю описів, характерних для цифрових торгових платформ.

### 2.3.1 Модель даних та попередня обробка інформації

Структура даних колекційної моделі автомобіля формується на основі тих атрибутів, які мають прямий або опосередкований вплив на ринкову вартість та інвестиційну привабливість. Центральним елементом моделі даних є інформація про виробника, оскільки репутація бренду та стабільність якості продукції істотно впливають на попит і ліквідність моделей на вторинному ринку.

Важливим атрибутом є масштаб моделі, який визначає рівень деталізації, цільову аудиторію та позиціонування в межах ринку. Масштаб безпосередньо впливає на ціновий діапазон і дозволяє здійснювати коректне порівняння моделей лише в межах однорідних груп. Разом із масштабом у структурі даних фіксується матеріал виготовлення, оскільки від нього залежать тиражність, довгострокова збереженість та ризики деградації моделі.

Окреме місце в моделі даних займає інформація про серію або статус випуску. Лімітовані серії, спеціальні випуски або моделі, зняті з

виробництва, формують дефіцит пропозиції, що є одним із ключових чинників інвестиційної привабливості. У структурі даних також враховується стан збереження моделі, включно з наявністю оригінальної упаковки та слідів експонування, оскільки цей параметр може суттєво змінювати ринкову оцінку навіть за повної ідентичності інших характеристик.

Завершальним елементом структури є ціна продажу, зафіксована на аукціонній платформі. Вона використовується як емпіричний показник ринкової вартості та слугує основою для подальшого аналізу, порівняння та формування навчальних вибірок для інтелектуальних алгоритмів.

### 2.3.2 Архітектура сервісного рівня

Дані, отримані з інтернет-аукціонів, торгових майданчиків та довідкових джерел, надходять у неструктурованому або частково упорядкованому вигляді, що унеможливорює їхнє пряме застосування в аналітичному блоці. Тому перед фазою інтелектуального визначення вартості виконується ґрунтовне попереднє опрацювання, спрямоване на поліпшення якості та узгодженості відомостей.

Першим кроком є стандартизація найменувань і характеристик. Одна й та сама модель може бути подана по-різному залежно від постачальника або платформи, що спричиняє появу альтернативних назв, скорочень чи неточностей. У межах системи ці відмінності приводяться до єдиного вигляду через узгодження з еталонними каталогами та застосування правил відповідності. Це допомагає знизити кількість хибних зіставлень та гарантує правильне згрупування схожих моделей.

Наступною стадією є виключення повторів, які трапляються через багаторазовий збір відомостей або паралельне одержання даних із різних осередків. Повтори викривлюють статистичні показники та можуть вести до хибних узагальнень щодо коливань цін. Їхнє усунення відбувається на

підставі порівняння ключових атрибутів, як-от виробник, розмір, лінійка та дата реалізації.

Окрему увагу приділено роботі з неповними або неясними описами. Деякі позиції містять лише базові відомості без вказівки матеріалу, серії чи стану. У таких випадках система або доповнює відсутні відомості шляхом зіставлення з подібними моделями з еталонних джерел, або позначає відповідні записи як частково ідентифіковані, що береться до уваги на фазі аналітичного визначення.

Отже, уніфікація та очищення даних забезпечують перехід від розрізненої та неупорядкованої інформації до структурованого формату даних, придатного для автоматизованого аналізу. Цей етап безпосередньо долає обмеження існуючих цифрових методів, згадані у параграфі 1.4.3, і формує підґрунтя для подальшого використання розумних способів оцінки.

## 2.4 Інтелектуальна модель оцінки інвестиційного потенціалу

### 2.4.1 Вибір підходу до інтелектуальної оцінки

Оцінювання інвестиційного потенціалу колекційних моделей автомобілів є нетривіальною задачею через поєднання кількісних і якісних характеристик, а також значну роль суб'єктивних чинників. На відміну від класичних фінансових активів, де вартість визначається через формалізовані економічні показники, колекційні моделі формують свою ринкову цінність у середовищі з низьким рівнем стандартизації та високою варіативністю описів.

У межах кваліфікаційної роботи доцільно застосовувати підхід, який поєднує експертно-правилкову модель (rule-based) та алгоритми машинного навчання базового рівня складності. Такий вибір обумовлений кількома причинами. По-перше, rule-based модель дозволяє формалізувати стабільні ринкові закономірності, які добре відомі колекціонерам і мало змінюються

з часом. По-друге, прості алгоритми машинного навчання дозволяють врахувати статистичні залежності між характеристиками моделей і цінами продажів без потреби у великих обсягах даних.

Експертно-правильний підхід використовується для первинної оцінки інвестиційної привабливості та зниження впливу шуму в даних. Наприклад, масштаб, матеріал виготовлення або статус серії можуть бути представлені у вигляді вагових коефіцієнтів, що коригують базову оцінку. Такий підхід є інтерпретованим і дозволяє пояснювати результати оцінки під час захисту роботи.

Машинне навчання застосовується як другий рівень аналізу, що уточнює оцінку на основі історичних даних продажів. У межах даної роботи обґрунтованим є використання лінійної регресії та дерев рішень, оскільки ці алгоритми:

- не потребують великих навчальних вибірок;
- легко реалізуються;
- забезпечують прозору інтерпретацію результатів;
- дозволяють аналізувати вплив окремих ознак.

#### 2.4.2 Формування вхідних ознак та автоматизоване визначення стану моделі

Однією з ключових задач інтелектуальної системи є автоматизоване визначення стану збереження колекційної моделі автомобіля. На практиці саме стан моделі істотно впливає на її ринкову вартість, однак наявна інформація у вигляді текстових описів продавців є суб'єктивною та часто неточною. Тому в межах даної роботи стан моделі визначається системою автоматично на основі аналізу зображень лота, що усуває залежність від ручного введення або експертних оцінок.

Для розв'язання цієї задачі використовується підхід комп'ютерного зору, заснований на класифікації зображень. Як базовий і практично

реалізовуваний алгоритм обрано згорткову нейронну мережу (CNN) малої глибини, що дозволяє ефективно виділяти візуальні ознаки дефектів, характерні для колекційних моделей, таких як подряпини, відколи фарби, деформації деталей або сліди експонування. Застосування CNN є доцільним, оскільки ці мережі автоматично навчаються виявляти просторові патерни без необхідності ручного конструювання ознак.

Вхідними даними для алгоритму є одне або декілька зображень моделі, отриманих з аукціонного лота. Зображення приводяться до уніфікованого формату, масштабу та кольорового простору, після чого подаються на вхід нейронної мережі. Виходом моделі є клас стану збереження або числове значення, що відображає ступінь збереженості моделі.

Для подальшого аналітичного використання результат класифікації перетворюється у коефіцієнт стану, який нормалізується в інтервалі від 0 до 1, де більші значення відповідають кращому стану моделі. Отриманий коефіцієнт використовується як одна з ключових вхідних ознак інтелектуальної моделі оцінки.

Формально визначення коефіцієнта стану описується єдиною узагальненою формулою 2.1:

$$C = g(I), \quad (2.1)$$

де  $I$  – вхідне зображення колекційної моделі;

$g(I)$  – функція, реалізована згортковою нейронною мережею;

$C$  – нормалізований коефіцієнт стану моделі.

Отримане значення  $C$  інтегрується у вектор вхідних ознак інтелектуальної системи та безпосередньо впливає на підсумкову оцінку інвестиційної привабливості. Такий підхід забезпечує об'єктивність, відтворюваність результатів і відповідає вимогам практичної реалізації в межах кваліфікаційної роботи, оскільки не потребує великих навчальних

вибірок і може бути реалізований із використанням стандартних бібліотек комп'ютерного зору.

### 2.4.3 Інтегрована модель інтелектуальної оцінки інвестиційного потенціалу

Інтегрована модель інтелектуальної оцінки інвестиційного потенціалу колекційних моделей автомобілів поєднує експертно-правильний підхід із алгоритмами машинного навчання та комп'ютерного зору. Така комбінація обумовлена необхідністю одночасного врахування структурних характеристик моделі, ринкових даних і фактичного стану збереження, який не може бути коректно оцінений на основі текстових описів.

Експертно-правильний компонент моделі відповідає за формалізацію стабільних закономірностей ринку колекційних моделей. У межах цього підходу система інтерпретує атрибути, які мають чітко визначений вплив на інвестиційну привабливість, зокрема масштаб моделі, матеріал виготовлення, статус серії та виробника. Ці характеристики використовуються для формування початкової аналітичної оцінки, яка відображає позиціонування моделі в межах відповідного ринкового сегмента. Застосування rule-based логіки забезпечує інтерпретованість результатів і дозволяє пояснювати вплив кожного фактора під час аналізу.

Другим складником інтегрованої моделі є автоматизоване визначення стану збереження моделі на основі аналізу зображень. Для цього застосовується алгоритм комп'ютерного зору, реалізований у вигляді згорткової нейронної мережі малої глибини. Такий алгоритм здатний виявляти візуальні ознаки пошкоджень або зношеності, характерні для колекційних моделей автомобілів, зокрема подряпини, відколи фарби, деформації елементів, втрату деталей або сліди тривалого експонування. Аналіз зображень дозволяє системі формувати об'єктивну оцінку стану моделі без залежності від суб'єктивних описів продавця.

Отриманий результат аналізу зображень використовується як кількісна характеристика стану, яка інтегрується в загальну аналітичну модель разом із іншими параметрами. Таким чином, фактичний стан збереження моделі безпосередньо впливає на підсумкову інвестиційну оцінку, що відповідає реальній практиці ринку колекційних моделей.

Для врахування ринкової динаміки в інтегрованій моделі застосовуються прості алгоритми машинного навчання, зокрема лінійні моделі або дерева рішень, навчені на історичних даних продажів. Їхнє завдання полягає у виявленні статистичних залежностей між характеристиками моделей і фактичними цінами продажу. Такі алгоритми є доцільними для використання в межах кваліфікаційної роботи, оскільки не потребують великих навчальних вибірок і дозволяють інтерпретувати отримані результати.

Остаточна інвестиційна оцінка формується шляхом узагальнення результатів експертно-правилового аналізу, автоматизованого визначення стану моделі та статистичної оцінки ринкової поведінки. Запропонована інтегрована модель забезпечує баланс між інтерпретованістю, об'єктивністю та практичною реалізовуваністю, що робить її придатною для використання в інтелектуальній системі підтримки прийняття інвестиційних рішень на ринку колекційних моделей автомобілів.

### 3 РЕАЛІЗАЦІЯ СИСТЕМИ

#### 3.1 Технологічний стек та архітектура

Система інтелектуальної оцінки інвестиційного потенціалу колекційних моделей автомобілів реалізована як двокомпонентний застосунок з чітким розмежуванням між веб-частиною та аналітичним модулем. Така організація дозволяє незалежно розвивати та замінювати кожен з частин без перебудови всього рішення.

Веб-застосунок розроблено на платформі ASP.NET Core 9 із використанням підходу Razor Pages для відображення інтерфейсу користувача та Web API для обробки програмних запитів. Вибір ASP.NET Core обумовлений підтримкою асинхронної обробки запитів, вбудованою системою впровадження залежностей та зрілою екосистемою для роботи з базами даних.

Для зберігання даних використовується PostgreSQL – реляційна СУБД, яка забезпечує надійне зберігання записів про моделі, результати аукціонів та оцінки. Взаємодія з базою даних організована через Entity Framework Core з підходом code-first, що дозволяє керувати схемою бази даних через міграції безпосередньо з коду.

Аналітичний модуль реалізовано як окремий мікросервіс на Python із використанням фреймворку FastAPI. Вибір Python для цієї частини обумовлений наявністю зрілих бібліотек машинного навчання - scikit-learn для реалізації лінійної регресії та PyTorch для побудови згорткової нейронної мережі аналізу стану моделей.

Взаємодія між .NET-застосунком та Python-сервісом відбувається через HTTP із передачею даних у форматі JSON. Збір даних з онлайн-аукціонів автоматизовано засобами платформи UiPath, яка реалізує підхід роботизованої автоматизації процесів (RPA). Зібрані дані передаються до

системи через окремий ендпоінт імпорту. У таблиці 3.1 наведено перелік технологій із обґрунтуванням їх вибору.

Таблиця 3.1 – Технологічний стек системи

| Компонент        | Технологія            | Призначення                |
|------------------|-----------------------|----------------------------|
| Веб-застосунок   | ASP.NET Core 9        | Обробка запитів, інтерфейс |
| ORM              | Entity Framework Core | Робота з БД                |
| База даних       | PostgreSQL            | Зберігання даних           |
| ML-сервіс        | Python FastAPI        | Аналітичні моделі          |
| Регресія         | scikit-learn          | Прогнозування ціни         |
| Комп'ютерний зір | PyTorch               | Аналіз стану моделі        |
| Збір даних       | UiPath                | RPA-автоматизація          |

Проект організовано у три окремі директорії, кожна з яких відповідає за свою частину системи. Директорія `src` містить ASP.NET Core застосунок із усіма його підсистемами. Директорія `ml-api` містить Python-сервіс із моделями машинного навчання. Директорія `uipath` містить сценарій автоматизованого збору даних.

Усередині директорії `src` застосунок розподілений за функціональними шарами (рисунк 3.1).

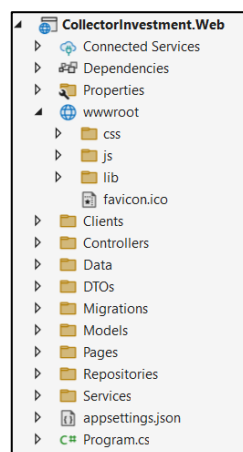


Рисунок 3.1 – Структура проекту

Папка `Models` містить класи сутностей бази даних. Папка `DTOs` містить об'єкти передачі даних між шарами. Папка `Data` містить контекст

Entity Framework Core. Папка Repositories містить інтерфейси та реалізації доступу до даних. Папка Services містить бізнес-логіку системи. Папка Controllers містить Web API контролери. Папка Pages містить Razor Pages для інтерфейсу користувача.

Загальна архітектура системи побудована за принципом розмежування відповідальності між компонентами. Браузер користувача взаємодіє з ASP.NET Core через HTTP, який у свою чергу звертається до сервісного шару.

Сервісний шар координує роботу репозиторіїв для доступу до бази даних через Entity Framework Core, а ASP.NET Core звертається до Python FastAPI через HTTP із передачею даних у форматі JSON для виконання аналітичних задач. UiPath передає зібрані дані до системи через Import API, який зберігає їх безпосередньо до PostgreSQL. Схема взаємодії компонентів наведена на рисунку 3.2.

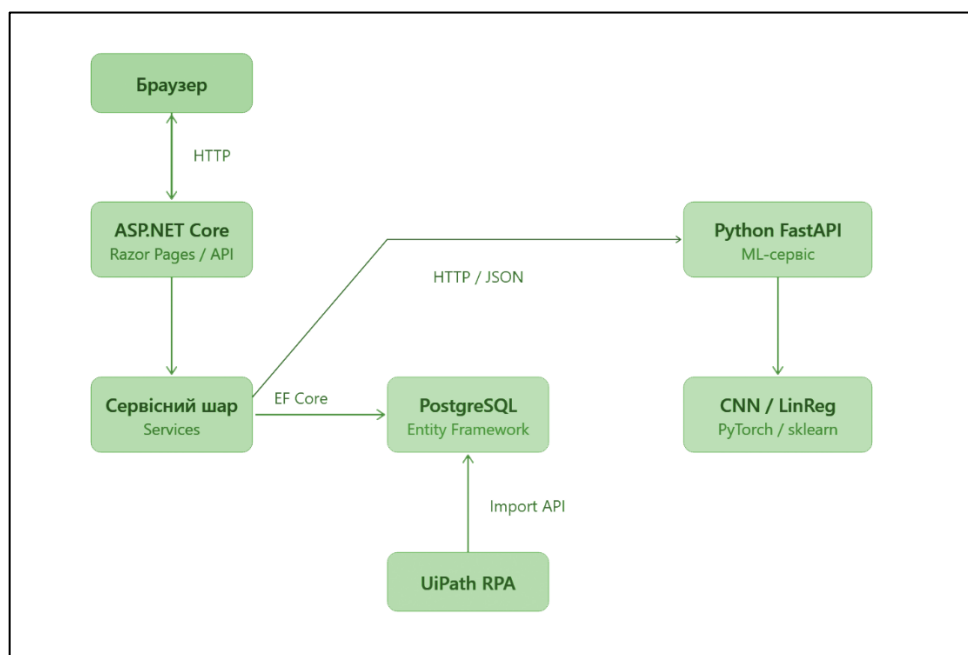


Рисунок 3.2 – Схема взаємодії компонентів системи

Реєстрація залежностей виконується в Program.cs з використанням вбудованого контейнера ASP.NET Core. Усі сервіси зареєстровані зі scored-

часом життя, що відповідає моделі обробки одного HTTP-запиту. HTTP-клієнти для звернення до ml-арі налаштовуються окремо з вказанням базової адреси сервісу. Лістинг 3.1 наводить конфігурацію застосунку.

### Лістинг 3.1 – Реєстрація сервісів у Program.cs

```
builder.Services.AddDbContext<AppDbContext>(options =>
options.UseNpgsql(builder.Configuration.GetConnectionString("Postgres")));
builder.Services.AddScoped<NormalizationService>();
builder.Services.AddScoped<RuleBasedEvaluationService>();
builder.Services.AddScoped<FinalScoreCalculator>();
builder.Services.AddScoped<MarketAnalysisService>();
builder.Services.AddScoped<RecommendationService>();
builder.Services.AddScoped<EvaluationService>();
builder.Services.AddScoped<ImportService>();
builder.Services.AddHttpClient<PricePredictionClient>(client
=>{
    client.BaseAddress = new Uri(
        builder.Configuration["MlApi:BaseUrl"]!));});
builder.Services.AddHttpClient<ConditionAnalysisClient>(client
=>{
    client.BaseAddress = new Uri(
        builder.Configuration["MlApi:BaseUrl"]!));});
```

Налаштування рядка підключення до бази даних та адреси ml-арі виносяться в конфігураційний файл appsettings.json. Такий підхід дозволяє змінювати параметри розгортання без перекомпіляції застосунку. Лістинг 3.2 наводить конфігураційний файл.

### Лістинг 3.2 – Конфігураційний файл appsettings.json

```
{
  "ConnectionStrings": {
    "Postgres": "Host=localhost;Database=collector_db;
                Username=postgres;Password=postgres"
  },
  "MlApi": {
    "BaseUrl": "http://localhost:8000"
  }
}
```

Python ml-api запускається як окремий процес на порту 8000. Залежності ml-api описані у файлі requirements.txt та включають:

- fastapi і uvicorn: для запуску сервера;
- torch і torchvision: для роботи з нейронною мережею;
- scikit-learn: для лінійної регресії;
- numpy: для числових обчислень;
- Pillow і requests: для завантаження та обробки зображень.

Наведений набір залежностей є мінімально достатнім для функціонування аналітичного модуля і може бути розширений у разі підключення додаткових джерел даних або ускладнення моделей.

### 3.2 Модель даних

Модель даних системи відображає ключові сутності предметної галузі та зв'язки між ними. Усі сутності описані як C# класи і відображаються на таблиці PostgreSQL засобами Entity Framework Core (рисунок 3.3).

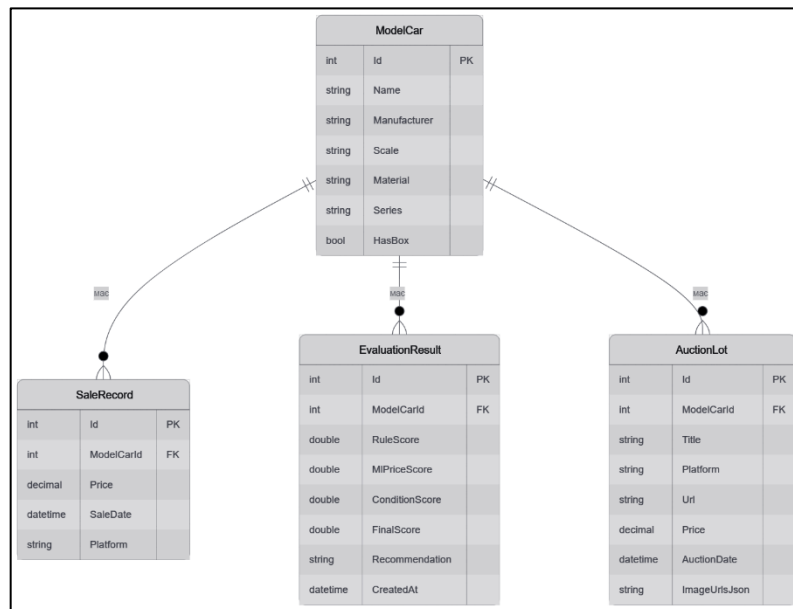


Рисунок 3.3 – ER-діаграма бази даних

Центральною сутністю є ModelCar (рисунок 3.4), яка зберігає характеристики колекційної моделі автомобіля – назву, виробника, масштаб, матеріал, серію та ознаку наявності оригінальної упаковки. Саме ці атрибути є вхідними даними для подальшого оцінювання інвестиційного потенціалу.

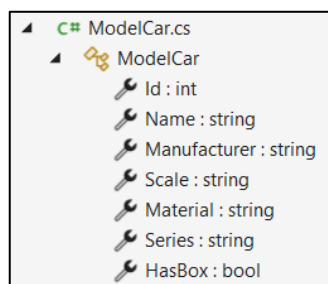


Рисунок 3.4 – Клас ModelCar

Сутність AuctionLot зберігає дані про лот з онлайн-аукціону – назву, опис, платформу, посилання, ціну, дату торгів та URL-адреси зображень у форматі JSON-рядка. Вона використовується як проміжний об’єкт при імпорті даних з аукціонних платформ.

Сутність EvaluationResult зберігає результат оцінювання – окремі складові оцінки, фінальний бал та рекомендацію. Вона пов’язана з ModelCar і дозволяє зберігати історію оцінок для кожної моделі. На рисунку 3.5 наведено поля класу EvaluationResult.

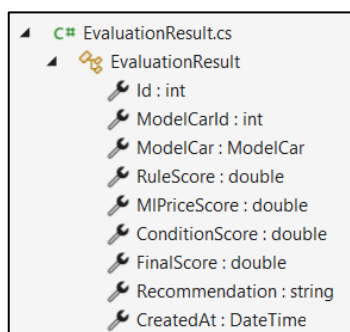


Рисунок 3.5 – Клас EvaluationResult

Сутність SaleRecord фіксує факт продажу конкретної моделі – платформу, ціну та дату. Вона пов’язана з ModelCar через зовнішній ключ і використовується для накопичення історичних даних про ціни, на основі яких розраховується середня ринкова вартість моделі.

Конфігурація сутностей виконується у методі OnModelCreating класу ApplicationDbContext. Для кожної сутності визначено первинний ключ, обмеження на довжину рядкових полів та каскадне видалення для залежних записів. Лістинг 3.3 наводить конфігурацію зв’язків між сутностями.

### Лістинг 3.3 – Конфігурація зв’язків у ApplicationDbContext

```
entity.HasOne(x => x.ModelCar)
    .WithMany()
    .HasForeignKey(x => x.ModelCarId)
    .OnDelete(DeleteBehavior.Cascade);
```

Схема бази даних створюється автоматично через механізм міграцій Entity Framework Core – міграція InitialCreate генерує усі таблиці з відповідними обмеженнями на основі конфігурації контексту.

## 3.3 Модуль нормалізації та збору даних

Одним із ключових етапів роботи системи є приведення вхідних даних до уніфікованого вигляду. Описи моделей, що надходять з різних аукціонних платформ, містять варіативні формати запису масштабу, матеріалу та назви виробника, що унеможливорює коректне зіставлення записів без попередньої обробки. Цю задачу вирішує NormalizationService.

Сервіс реалізує чотири методи нормалізації. Метод NormalizeName видаляє зайві пробіли та замінює дефіси на пробіли. Метод NormalizeScale приводить різні формати запису масштабу до єдиного стандарту – наприклад, значення 1/18 перетворюється на 1:18. Метод NormalizeMaterial уніфікує назви матеріалів – зокрема, die-cast замінюється на diecast. Метод

NormalizeManufacturer виконує базове обрізання пробілів. Лістинг 3.4 наводить реалізацію нормалізації масштабу та матеріалу.

#### Лістинг 3.4 – Нормалізація масштабу та матеріалу

```
public string NormalizeScale(string scale){
    return scale.Trim().ToLowerInvariant() switch{
        "1/18" => "1:18",
        "1/43" => "1:43",
        "1/64" => "1:64",
        _ => scale.Trim()
    };
}

public string NormalizeMaterial(string material){
    return material.Trim().ToLowerInvariant() switch{
        "die-cast" => "diecast",
        _ => material.Trim().ToLowerInvariant()
    };
}
```

Після нормалізації система виконує пошук моделі в базі даних через ModelRepository.FindAsync. Якщо модель із відповідними атрибутами вже існує – використовується наявний запис. Якщо ні – створюється новий. Такий підхід виключає дублювання записів при повторному надходженні даних про одну й ту саму модель з різних джерел.

Збір даних з онлайн-аукціонів реалізовано за допомогою платформи UiPath із використанням підходу роботизованої автоматизації процесів. Сценарій побудовано у середовищі UiPath Studio і зберігається у файлі Main.xaml. Загальний вигляд сценарію наведено на рисунку 3.6.

Робота сценарію починається з відкриття браузера та переходу на сторінку аукціонної платформи. Далі робот послідовно перебирає картки лотів – для кожного лота він відкриває сторінку опису та зчитує атрибути: назву моделі, виробника, масштаб, матеріал, заявлений стан, наявність оригінальної упаковки та фінальну ціну продажу.

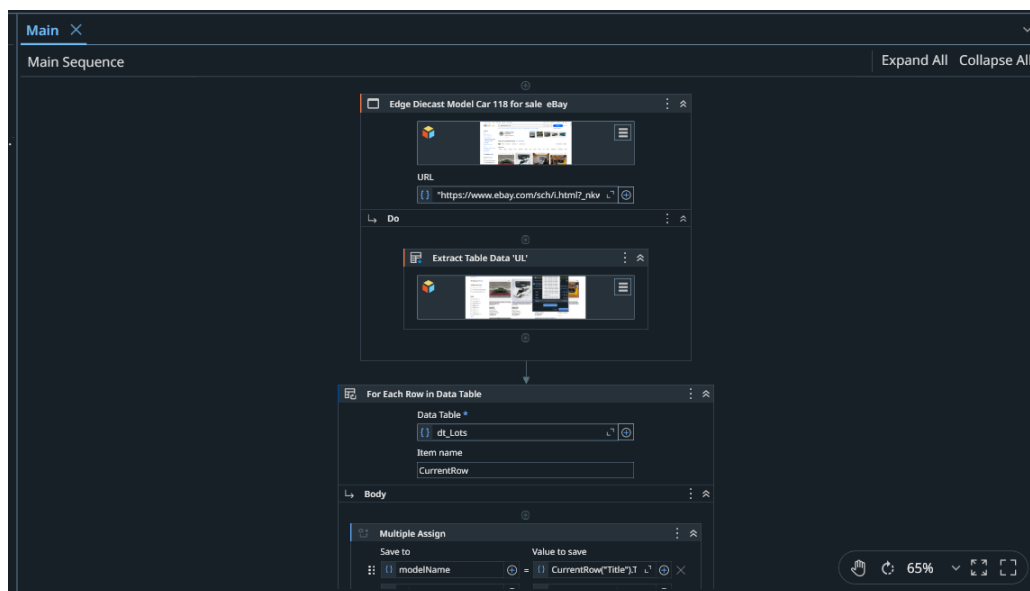


Рисунок 3.6 – Сценарій збору даних у UiPath Studio

Зчитані дані структуруються у форматі JSON та передаються до системи через HTTP POST-запит на ендпоінт `api/import/sales`. На рисунку 3.7 наведено кроки навігації та зчитування даних у середовищі UiPath Studio.

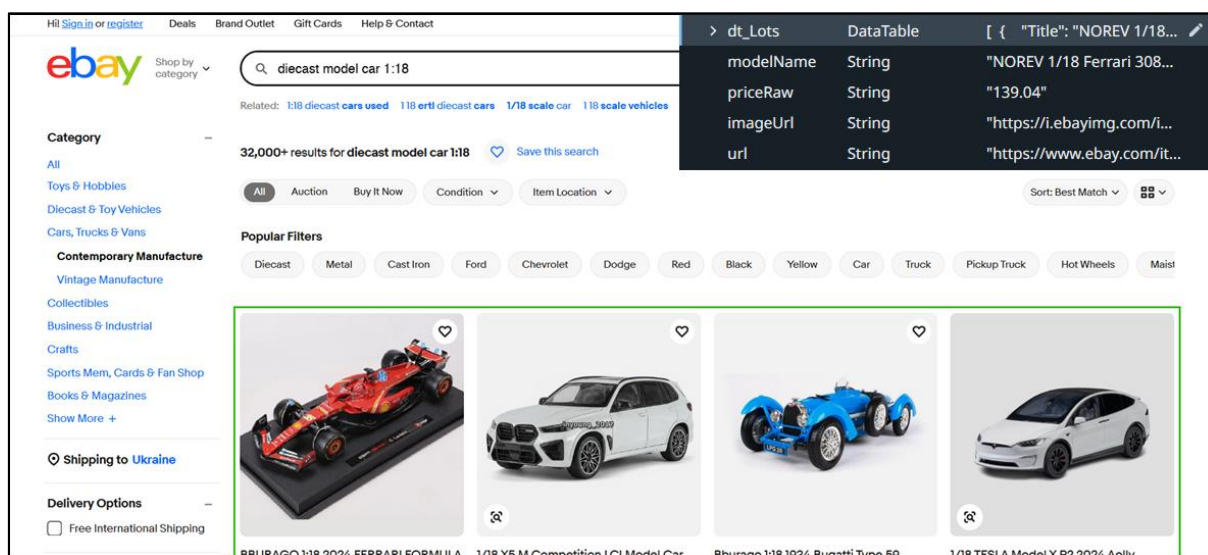


Рисунок 3.7 – Кроки навігації та зчитування атрибутів лота

Після отримання запиту `ImportController` передає дані до `ImportService`, який для кожного запису перевіряє наявність відповідної моделі в базі та створює запис `SaleRecord` із зафіксованою ціною та датою продажу. Лістинг 3.5 наводить ключовий фрагмент імпорту.

### Лістинг 3.5 – Фрагмент `ImportService`

```
var model = await _context.ModelCars.FirstOrDefaultAsync(m =>
    m.Name == record.Name &&
    m.Manufacturer == record.Manufacturer &&
    m.Scale == record.Scale &&
    m.Material == record.Material);
if (model == null){
    model = new ModelCar { ... };
    _context.ModelCars.Add(model);
    await _context.SaveChangesAsync();
}
var sale = new SaleRecord{
    ModelCarId = model.Id,
    Platform = record.Platform,
    Price = record.Price,
    SaleDate = DateTime.UtcNow};
_context.SaleRecords.Add(sale);
```

Використання `UiPath` дозволяє підтримувати актуальність бази даних без ручного втручання – сценарій може запускатися за розкладом або вручну в міру появи нових лотів на платформі.

## 3.4 Модуль оцінювання

Оцінювання інвестиційного потенціалу колекційної моделі реалізовано як послідовний ланцюжок обчислень, що поєднує три складові – експертно-правильову оцінку, прогнозування ціни засобами машинного навчання та автоматизоване визначення стану моделі за зображенням. Координацію цього процесу виконує `EvaluationService`.

Після нормалізації вхідних даних та ідентифікації моделі сервіс отримує середню історичну ціну для відповідного сегмента через `SaleRepository.GetAveragePriceAsync`. Запит фільтрує записи `SaleRecord` за виробником, масштабом та матеріалом, що дозволяє враховувати ринкову кон'юнктуру для однорідної групи моделей.

Першою складовою оцінки є rule-based компонент, реалізований у `RuleBasedEvaluationService`. Він формує числову оцінку на основі вагових коефіцієнтів, присвоєних ключовим атрибутам моделі. Масштаб 1:18 отримує найвищу вагу – 3.0 бали, масштаб 1:43 – 2.0, інші – 1.0. Аналогічна логіка застосовується до матеріалу: смоляні моделі отримують 3.0, die-cast – 2.0.

Для виробника найвищу вагу мають AutoArt та Minichamps – по 3.0 бали. Наявність серії додає 2.5 бали, оригінальна упаковка – 1.5. Коефіцієнт стану моделі, отриманий від CNN, множиться на 2.0 і також включається до суми. Значення вагових коефіцієнтів визначались на основі аналізу ринкових даних аукціонів Catawiki та eBay. Моделі масштабу 1:18 з матеріалу resin виробників AutoArt та Minichamps стабільно досягають найвищих цін на вторинному ринку, що обумовлює максимальний коефіцієнт 3.0 для відповідних атрибутів. Наявність оригінальної упаковки підвищує ціну лота на 15–30% згідно зі спостереженнями на Catawiki, що відображено коефіцієнтом 1.5. Лістинг 3.6 наводить фрагмент логіки оцінювання за масштабом та матеріалом, а таблиця 3.2 висвітлює результат.

### Лістинг 3.6 – Фрагмент RuleBasedEvaluationService

```
score += model.Scale switch{
    "1:18" => 3.0,
    "1:43" => 2.0,
    _ => 1.0};
score += model.Material.ToLowerInvariant() switch{
    "resin" => 3.0,
    "diecast" => 2.0,
    _ => 1.0};
```

Таблиця 3.2 – Середні ціни продажів за виробниками на платформах Catawiki та eBay (на основі моніторингу 2024–2025 рр.)

| Виробник   | Масштаб | Матеріал | Середня ціна, \$ | Ваговий коефіцієнт |
|------------|---------|----------|------------------|--------------------|
| Minichamps | 1:18    | Resin    | 220-310          | 3.0                |
| AutoArt    | 1:18    | Diecast  | 180-260          | 3.0                |
| Spark      | 1:43    | Resin    | 90-140           | 2.5                |
| Norev      | 1:43    | Diecast  | 40-80            | 2.0                |
| Hot Wheels | 1:64    | Diecast  | 5-20             | 1.0                |
| Welly      | 1:18    | Diecast  | 15-35            | 1.0                |

Наведені діапазони цін підтверджують обґрунтованість присвоєння максимального коефіцієнта 3.0 виробникам Minichamps та AutoArt, продукція яких стабільно демонструє найвищі результати торгів у відповідних сегментах.

Другою складовою є визначення стану моделі за зображенням. Система передає URL-адреси фотографій лота до ConditionAnalysisClient, який надсилає запит до Python ml-арі на ендпоінт /analyze-condition. На стороні ml-арі реалізовано згорткову нейронну мережу ConditionCNN, архітектура якої включає два згорткових блоки з шарами Conv2d, ReLU та MaxPool2d, після яких іде повнозв'язний блок з виходом через Sigmoid. Мережа приймає зображення розміром 64×64 пікселі та повертає нормалізований коефіцієнт стану у діапазоні від 0 до 1. Лістинг 3.7 наводить ключовий фрагмент архітектури мережі.

Лістинг 3.7 – Фрагмент архітектури ConditionCNN

```
nn.Conv2d(3, 16, 3), nn.ReLU(), nn.MaxPool2d(2),
nn.Conv2d(16, 32, 3), nn.ReLU(), nn.MaxPool2d(2),
nn.Flatten(),
nn.Linear(5408, 64), nn.ReLU(),
nn.Linear(64, 1), nn.Sigmoid()
```

Третьою складовою є прогнозування ціни через PricePredictionClient, який звертається до ендпоінту /predict-price. ML-сервіс використовує лінійну регресію, реалізовану засобами scikit-learn, навчену на 150 записах,

що відтворюють розподіл цін п'яти ринкових сегментів (premium resin 1:18, diecast 1:18, diecast 1:43, budget 1:64, rare resin без коробки). На вхід модель отримує коефіцієнт стану, середню історичну ціну та ознаку наявності упаковки, після чого повертає прогнозовану ціну та нормалізований ML-бал у діапазоні [0, 1]. Фінальна оцінка розраховується у FinalScoreCalculator як зважена сума трьох нормалізованих складових за формулою 3.1:

$$S = \frac{4 \times \text{RuleScore}}{15} + 3.5 \times \text{MLScore} + 2.5 \times \text{ConditionScore}, \quad (3.1)$$

де RuleScore – результат експертно-правилового оцінювання;

MLScore – нормалізований бал від моделі прогнозування ціни;

ConditionScore – коефіцієнт стану моделі.

На основі фінального балу RecommendationService формує рекомендацію. На основі фінального балу RecommendationService формує рекомендацію. При значенні 8.0 і вище система рекомендує придбання моделі (BUY), при значенні від 5.0 до 8.0 – утримання (HOLD), нижче 5.0 – відмову від придбання (AVOID). Результат оцінювання разом із усіма проміжними балами зберігається в таблиці EvaluationResult. Схему потоку даних у модулі оцінювання наведено на рисунку 3.8.

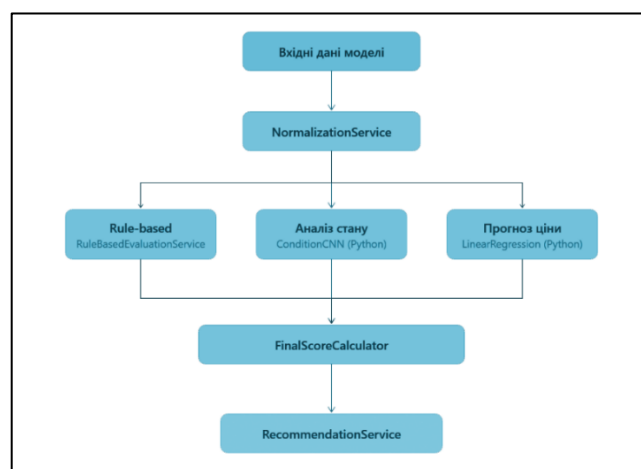


Рисунок 3.8 – Потік даних у модулі оцінювання

Описана архітектура модуля оцінювання забезпечує врахування як формалізованих ринкових закономірностей через rule-based компонент, так і статистичних залежностей між характеристиками моделей та цінами продажів через ML-складову, що дозволяє формувати обґрунтовану інвестиційну рекомендацію на основі комплексу різномірних ознак.

### 3.5 Інтерфейс користувача

Інтерфейс системи реалізовано засобами Razor Pages на платформі ASP.NET Core. Він складається з чотирьох сторінок, кожна з яких відповідає за окремий функціональний сценарій взаємодії користувача з системою.

Головна сторінка Index є точкою входу до системи. Вона надає користувачу короткий огляд можливостей та навігацію до основних розділів. На рисунку А.1 наведено зовнішній вигляд головної сторінки.

Сторінка Evaluate призначена для введення характеристик моделі та запуску оцінювання. Користувач вводить назву, виробника, масштаб, матеріал, серію, вказує наявність упаковки та додає URL-адреси зображень для аналізу стану. На рисунку А.2 наведено зовнішній вигляд сторінки оцінювання.

Сторінка EvaluationResult відображає результати оцінювання після обробки запиту. Користувач бачить усі складові бали – rule-based оцінку, ML-бал, коефіцієнт стану та фінальний результат, а також прогнозовану ціну та підсумкову рекомендацію системи. На рисунку А.3 наведено зовнішній вигляд сторінки результатів.

Сторінка Market надає інформацію про ринкову динаміку конкретної моделі – середню історичну ціну продажів та тренд зміни вартості. Дані формуються на основі накопичених записів SaleRecord і оновлюються в міру надходження нових даних через модуль імпорту. На рисунку А.4 наведено зовнішній вигляд сторінки ринкової аналітики.

## 4 РЕЗУЛЬТАТИ ТА ОЦІНКА СИСТЕМИ

### 4.1 Тестування модулів системи

Тестування системи охоплює три ключові компоненти – модуль нормалізації, rule-based оцінювання та ML-модуль прогнозування ціни. Для кожного з них сформовано набір тестових вхідних даних, що відображають реальну варіативність описів лотів на аукціонних платформах.

Перевірка модуля нормалізації здійснювалась шляхом подачі на вхід рядків у різних форматах, характерних для описів на eBay та Catawiki. У таблиці 4.1 наведено приклади вхідних значень та результати їх нормалізації.

Таблиця 4.1 – Приклади нормалізації вхідних даних

| Поле     | Вхідне значення | Нормалізоване значення |
|----------|-----------------|------------------------|
| Масштаб  | 1/18            | 1:18                   |
| Масштаб  | 1/43            | 1:43                   |
| Матеріал | die-cast        | diecast                |
| Матеріал | Die-Cast        | diecast                |
| Назва    | Ferrari--312-T4 | Ferrari 312 T4         |

Нормалізація забезпечує коректне зіставлення записів незалежно від формату вхідного опису, що усуває дублювання моделей у базі даних.

Тестування rule-based модуля проводилось на чотирьох модельних конфігураціях з різними комбінаціями атрибутів. У таблиці 4.2 наведено результати розрахунку балів (фрагмент тестової вибірки).

Таблиця 4.2 – Результати rule-based оцінювання (фрагмент тестової вибірки)

| Модель         | Масштаб | Матеріал | Виробник   | Упаковка | RuleScore |
|----------------|---------|----------|------------|----------|-----------|
| Ferrari 312 T4 | 1:18    | Resin    | Minichamps | Так      | 13.50     |
| Porsche 911    | 1:43    | Diecast  | Hot Wheels | Так      | 9.50      |
| VW Beetle      | 1:64    | Diecast  | Welly      | Ні       | 6.00      |
| Ford Mustang   | 1:18    | Diecast  | AutoArt    | Так      | 12.50     |

Результати підтверджують коректність логіки вагових коефіцієнтів – моделі преміального сегмента з масштабом 1:18, смоляним матеріалом та відомим виробником отримують суттєво вищі бали порівняно з масовими моделями.

#### 4.2 Метрики навчання ML-моделі

ML-модуль прогнозування ціни реалізований як лінійна регресія на основі бібліотеки `scikit-learn`. Модель навчена на 150 синтетичних записах, що відтворюють розподіл цін п'яти ринкових сегментів: `premium resin 1:18`, `diecast 1:18`, `diecast 1:43`, `budget 1:64` та `rare resin` без коробки. У таблиці 4.3 наведено метрики навченої моделі.

Таблиця 4.3 – Метрики навчання ML-моделі прогнозування ціни

| Показник                                       | Значення |
|------------------------------------------------|----------|
| Кількість прикладів                            | 150      |
| $R^2$ (коефіцієнт детермінації)                | 0.94     |
| Коефіцієнт <code>ConditionScore</code>         | 141.34   |
| Коефіцієнт <code>AverageHistoricalPrice</code> | 1.20     |
| Коефіцієнт <code>HasBox</code>                 | 69.74    |
| Intercept                                      | -148.79  |

Значення  $R^2 = 0.94$  свідчить про те, що модель пояснює 94% дисперсії цін у навчальній вибірці.

У таблиці 4.4 наведено результати прогнозування на тестових прикладах.

Таблиця 4.4 – Результати прогнозування ціни ML-моделлю (фрагмент тестової вибірки)

| <code>ConditionScore</code> | Середня іст. ціна | <code>HasBox</code> | Прогнозована ціна |
|-----------------------------|-------------------|---------------------|-------------------|
| 0.91                        | 214.00            | Так                 | 306.68            |
| 0.65                        | 214.00            | Так                 | 246.55            |
| 0.45                        | 100.00            | Ні                  | 3.86              |
| 0.80                        | 150.00            | Так                 | 201.55            |

Коефіцієнти відповідають ринковій логіці: стан моделі є основним ціновим драйвером, наявність оригінальної упаковки додає в середньому \$69.74, а прогнозована ціна лінійно зростає із середньою історичною ціною сегмента.

#### 4.3 Апробація на реальному лоті

Для перевірки наскрізної роботи системи було обрано реальний лот з аукціонної платформи Catawiki – модель Ferrari 312 T4 виробника Minichamps у масштабі 1:18 з матеріалу resin, серія Formula 1 Collection, в оригінальній упаковці.

На першому етапі UiPath-сценарій зчитав атрибути лота та передав їх до системи через ендпоінт `api/import/sales`. `NormalizationService` привів вхідні дані до стандартного вигляду – масштаб нормалізований з 1/18 до 1:18, матеріал з Resin до resin. Оскільки модель з такими атрибутами в базі даних була відсутня, `ModelRepository` створив новий запис `ModelCar`.

На другому етапі система отримала середню історичну ціну для сегмента `Minichamps / 1:18 / resin` через `SaleRepository.GetAveragePriceAsync`. На основі накопичених записів продажів середня ціна склала \$214.00.

На третьому етапі URL-адреси зображень лота були передані до `ConditionAnalysisClient`. CNN обробила зображення та повернула коефіцієнт стану 0.50. Слід зазначити, що у поточному стані мережа `ConditionCNN` має коректну архітектуру, однак не пройшла повноцінного навчання на розміченому датасеті зображень колекційних моделей — через відсутність такого датасету на етапі реалізації. Тому модель повертає нейтральне значення 0.5, що відображає невизначеність оцінки стану, а не реальну класифікацію. Формування розміченого датасету та повноцінне навчання CNN визначено як пріоритетний напрям подальшого розвитку системи.

На четвертому етапі RuleBasedEvaluationService розраховував rule-based бал. Розрахунок наведено у таблиці 4.5.

Таблиця 4.5 – Розрахунок rule-based балу для тестового лота

| Атрибут           | Значення             | Бал  |
|-------------------|----------------------|------|
| Масштаб           | 1:18                 | 3.0  |
| Матеріал          | resin                | 3.0  |
| Виробник          | Minichamps           | 3.0  |
| Серія             | Formula 1 Collection | 2.5  |
| Упаковка          | Так                  | 1.5  |
| Стан (0.50 × 2.0) | –                    | 1.0  |
| RuleScore         | –                    | 14.0 |

На п'ятому етапі PricePredictionClient передав вектор ознак до ендпоінту /predict-price. ML-модель повернула прогнозовану ціну \$248.73 та нормалізований ML-бал 0.58. Фінальна оцінка розрахована FinalScoreCalculator за формулою 3.1 і склала 7.02, на підставі чого RecommendationService сформував рекомендацію HOLD. Зведені результати апробації наведено у таблиці 4.6.

Таблиця 4.6 – Зведені результати оцінювання тестового лота Ferrari 312 T4

| Показник               | Значення |
|------------------------|----------|
| Rule-based бал         | 14.0     |
| Коефіцієнт стану       | 0.50     |
| ML-бал                 | 0.58     |
| Прогнозована ціна      | \$248.73 |
| Середня історична ціна | \$214.00 |
| Фінальний бал          | 7.02     |
| Baseline-оцінка        | 2.14     |
| Рекомендація           | HOLD     |

Для оцінки доцільності системи результат порівнювався з базовим підходом – наївною оцінкою на основі середньої ціни сегменту, яка склала 2.14. Фінальний бал системи 7.02 суттєво перевищує baseline, що підтверджує практичну цінність комплексного підходу порівняно з

тривіальним пошуком середньої ціни на eBay. Зовнішній вигляд сторінки результатів оцінювання наведено у додатку А (рисунок А.3).

Baseline-оцінка 2.14 розрахована як нормалізоване значення середньої ціни сегмента відносно максимальної прогнозованої ціни в системі:  $\text{Baseline} = (\text{AvgHistorPrice} / \text{MaxExpPrice}) \times 10 = (0,214) \times 10 = 2.14$ . Вона відображає результат, який отримав би користувач без застосування інтелектуальної системи – орієнтуючись виключно на середню ціну сегмента з eBay.

#### 4.4 Обмеження та перспективи розвитку

Реалізована система демонструє працездатність основних компонентів, однак у поточному стані має ряд обмежень, що впливають на точність та практичну застосовність результатів.

Основним обмеженням ML-модуля прогнозування ціни є використання синтетичних навчальних даних. Для забезпечення статистично значущих результатів на реальних даних необхідне накопичення щонайменше кількох сотень реальних записів продажів із різних платформ та перенавчання моделі.

Аналогічне обмеження стосується модуля комп'ютерного зору. CNN-модель ConditionCNN має коректну архітектуру – два згорткових блоки з MaxPool та повнозв'язний вихід через Sigmoid – однак не пройшла повноцінного навчання на розмічених зображеннях колекційних моделей. У поточному стані мережа повертає нейтральне значення 0.5, що знижує достовірність коефіцієнта стану. Для вирішення цього обмеження необхідно: сформувати датасет щонайменше з 500 зображень колекційних моделей трьох класів стану (відмінний / задовільний / пошкоджений), провести розмітку та перенавчання мережі. Це є пріоритетним напрямом розвитку системи.

Окремим обмеженням є відсутність автентифікації та розмежування прав доступу. У поточній реалізації система не передбачає авторизації, що унеможлиблює її розгортання у відкритому доступі без додаткового захисту.

Серед перспективних напрямів розвитку доцільно виділити такі. По-перше, накопичення реальних даних продажів через UiPath-сценарій дозволить перенавчити лінійну регресію та підвищити точність прогнозування ціни. По-друге, формування розміченого датасету зображень відкриє можливість повноцінного навчання CNN. По-третє, розширення rule-based логіки через додавання нових виробників та серій підвищить гранулярність оцінювання. По-четверте, інтеграція з API аукціонних платформ замість RPA-скрейпінгу забезпечить стабільніший збір даних.

## ВИСНОВКИ

У кваліфікаційній роботі розроблено інтелектуальну систему оцінки інвестиційного потенціалу колекційних моделей автомобілів, що забезпечує автоматизований аналіз ринкових даних та формування обґрунтованих інвестиційних рекомендацій.

За результатами виконаної роботи можна зробити такі висновки.

Проведений аналіз предметної галузі показав, що ринок колекційних моделей автомобілів характеризується значною інформаційною складністю та відсутністю єдиного підходу до оцінювання інвестиційної привабливості. Вартість моделей визначається сукупністю матеріальних, виробничих та поведінкових чинників, жоден з яких не є визначальним окремо. Наявні цифрові рішення не забезпечують комплексної аналітичної підтримки і виконують переважно довідкову функцію.

Розроблена система реалізована як двокomпонентний застосунок – веб-частина на платформі ASP.NET Core 9 з базою даних PostgreSQL та аналітичний мікросервіс на Python FastAPI. Модульна архітектура системи забезпечує незалежність компонентів та можливість їх подальшого вдосконалення.

Реалізований модуль нормалізації забезпечує уніфікацію різнорідних описів лотів з різних аукціонних платформ та виключає дублювання записів у базі даних. Автоматизований збір даних засобами UiPath дозволяє підтримувати актуальність інформаційної бази без ручного втручання.

Інтегрована модель оцінювання поєднує три складові – експертно-правилу оцінку на основі вагових коефіцієнтів, прогнозування ціни засобами лінійної регресії та автоматизоване визначення стану моделі за зображенням з використанням згорткової нейронної мережі. Фінальна оцінка формується як зважена сума трьох складових і використовується для генерації рекомендації BUY, HOLD або AVOID.

Апробація системи на реальному лоті підтвердила коректну наскрізну роботу всіх компонентів – від нормалізації вхідних даних до формування інвестиційної рекомендації. Тестування модулів показало відповідність логіки rule-based оцінювання ринковим закономірностям ціноутворення у сегменті колекційних моделей автомобілів.

Подальший розвиток системи передбачає накопичення реальних даних продажів для перенавчання ML-моделей, формування розміченого датасету зображень для повноцінного навчання CNN, а також розширення rule-based логіки та інтеграцію з API аукціонних платформ.

## ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Martin S. G. The road less traveled: the case for collectible automobiles as an asset class. *The journal of wealth management*. 2016. Vol. 19, no. 3. P. 131–139. URL: <https://doi.org/10.3905/jwm.2016.19.3.131> (date of access: 17.06.2026).
2. Model cars auction (exclusive selection). *Catawiki*. URL: <https://www.catawiki.com/en/a/th/299-model-cars-auction-exclusive-selection> (date of access: 17.06.2026).
3. Size, scale and price comparison explained for die-cast and resin model cars. *Model Cars Houston*. URL: <https://www.modelcarshouston.com/blogs/news/size-scale-and-price-comparison-explained-for-die-cast-and-resin-model-cars> (date of access: 17.06.2026).
4. How does selling on Catawiki work? *Catawiki*. URL: <https://www.catawiki.com/en/help/become-a-seller/how-does-selling-on-catawiki-work> (date of access: 17.06.2026).
5. The accurate and powerful Hot Wheels collectors app. *DiecastDB*. URL: <https://diecastdb.app/> (date of access: 17.06.2026).
6. Home – Diecast collections. *Diecast collections*. URL: <https://www.diecast-collections.com/> (date of access: 17.06.2026).
7. Built by collectors for collectors, hobbyDB is the world's fastest growing collectibles database. *HobbyDB*. URL: <https://www.hobbydb.com/> (date of access: 17.06.2026).
8. The online marketplace with weekly auctions. *Catawiki*. URL: <https://www.catawiki.com/en/> (date of access: 17.06.2026).
9. EBay. *eBay*. URL: <https://www.ebay.com> (date of access: 17.06.2026).
10. The uipath platform for business orchestration and automation | uipath. *The UiPath platform for business orchestration and automation | UiPath*. URL: <https://www.uipath.com/> (date of access: 17.06.2026).

11. Hands-On machine learning with tensorflow.js: A guide to building ML applications integrated with web technology using the tensorflow.js library. Packt Publishing, Limited, 2019. 296 p.

12. Deep learning. *Deep Learning*. URL: <https://www.deeplearningbook.org/> (date of access: 17.06.2026).

13. ASP.NET documentation. *Microsoft Learn: Build with answers in reach*. URL: <https://learn.microsoft.com/en-us/aspnet/core/> (date of access: 17.06.2026).

14. PostgreSQL: documentation. *PostgreSQL: The world's most advanced open source database*. URL: <https://www.postgresql.org/docs/> (date of access: 17.06.2026).

15. FastAPI framework, high performance, easy to learn, fast to code, ready for production. *FastAPI*. URL: <https://fastapi.tiangolo.com/> (date of access: 17.06.2026).

16. PyTorch Contributors. PyTorch documentation. *PyTorch documentation*. URL: <https://docs.pytorch.org/docs/2.12/index.html> (date of access: 17.06.2026).