

**МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
КИЇВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ ЕКОНОМІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
ІМЕНІ ВАДИМА ГЕТЬМАНА**

**Навчально-науковий інститут
«Інститут інформаційних технологій в економіці»**

Кафедра інформаційних систем в економіці

**ОСВІТНЬО-ПРОФЕСІЙНА ПРОГРАМА
«Системи штучного інтелекту»**

галузь знань 12 Інформаційні технології
спеціальність 122 Комп'ютерні науки

Форма навчання: очна (денна) або заочна

КВАЛІФІКАЦІЙНА МАГІСТЕРСЬКА РОБОТА

на тему: «Проектування систем штучного інтелекту для оптимізації
завантаженості орендних площ комерційної нерухомості»

здобувача Вовчика Владислава Едуардовича
(ПІБ, підпис)

Науковий керівник: к.е.н., доцент Помазун О.М.
(науковий ступінь, учене звання, ПІБ)

(підпис)

**Робота допущена до захисту перед екзаменаційною
комісією з атестації здобувачів вищої освіти (ЕК)**

Завідувач кафедри: к.е.н., доцент Тішков Б.О. _____
(підпис)

Київ 2025

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
КИЇВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ ЕКОНОМІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
ІМЕНІ ВАДИМА ГЕТЬМАНА

Навчально-науковий інститут «Інститут інформаційних технологій в економіці»
Кафедра інформаційних систем в економіці

ОСВІТНЬО-ПРОФЕСІЙНА ПРОГРАМА

«Системи штучного інтелекту»

галузь знань 12 Інформаційні технології
спеціальність 122 Комп'ютерні науки

ПОГОДЖЕНО:

Керівник проєктної групи (гарант)
освітньо-професійної програми

_____ Васильєва Л.В.
« ____ » _____ 202_ р.

ЗАТВЕРДЖУЮ:

Завідувач кафедри інформаційних
систем в економіці

_____ Тішков Б.О.
« ____ » _____ 202_ р.

ІНДИВІДУАЛЬНЕ ЗАВДАННЯ

здобувача вищої освіти_ Вовчика Владислава Едуардовича
(прізвище, ім'я, по батькові)

_____ форми навчання
очної (денної), заочної, дистанційної

на підготовку кваліфікаційної магістерської роботи

на тему: «Проектування систем штучного інтелекту для оптимізації завантаженості орендних площ комерційної нерухомості»

Тему затверджено наказом ректора Університету від «01» травня 2025 р. № 655-ст

Кваліфікаційна магістерська робота виконується на матеріалах
наукових публікацій та відкритих джерел з мережі інтернет

План кваліфікаційної магістерської роботи

Розділ I Дослідження та аналіз підходів до створення системи штучного інтелекту для оптимізації завантаженості орендних площ комерційної нерухомості

(назва розділу)

Розділ II _ Характеристика СШІ та постановка задачі

(назва розділу)

Розділ III_ Розроблення проєктних рішень

(назва розділу)

Об'єкт дослідження: системи штучного інтелекту управління нерухомістю

Предмет дослідження: _ інструменти, моделі та програмні рішення для проєктування системи штучного інтелекту управління нерухомістю.

Мета кваліфікаційної магістерської роботи: Проектування системи штучного інтелекту для оптимізації завантаженості оредних площ комерційної нерухомості на основі методів машинного начання

Конкретні завдання, які здобувач повинен виконати для досягнення поставленої мети:

У розділі I Дослідити предметну область. Зібрати інформацію та вивчити матеріали з теми кваліфікаційної магістерської роботи. Провести аналіз існуючих СШ й інтелектуальних систем предметної області. Виконати постановку проблеми та формування задач. Обґрунтувати вибір підходів і технологій для проектування та створення СШ і їх компонентів.

У розділі II Надати характеристик об'єкта дослідження.Розробити структуру і описати характеристики СШ та їх компонентів. Викласти методи, моделі і моделювання процесів і елементів складних систем . Описати методи дослідження й синтезу компонент систем штучного інтелекту. Привести моделі та методи оптимізації в СШ. Розкрити методи та моделі управління в СШ

У розділі III Виконати моделювання та проектування базу знань для системи прийняття інтелектуальних рішень і управління.Розробити користувацький інтерфейс. Елементи та структуру.Виконати проектування забезпечувальних підсистем СШ: інформаційне забезпечення, програмне забезпечення, технічне забезпечення та організаційно- економічне забезпечення. Виконати реалізацію елементів системи.

Завдання підготував
науковий керівник _____
(підпис)

_____ Помазун Оксана Миколаївна _____
(ініціали, прізвище)

« ____ » _____ 202_ р.

Завдання одержав
здобувач _____
(підпис)

_____ Вовчик Владислав Едуардович _____
(ініціали, прізвище)

« ____ » _____ 202_ р.

Реферат

Кваліфікаційна магістерська робота містить 76 сторінок, 2 таблиці, 18 рисунків, список використаних джерел з 60 найменувань, 4 додатки.

«Проектування систем штучного інтелекту для оптимізації завантаженості орендних площ комерційної нерухомості»

Об'єктом дослідження системи штучного інтелекту управління нерухомістю
Предметом дослідження інструменти, моделі та програмні рішення для проектування системи штучного інтелекту управління нерухомістю

Мета і завдання дослідження. Проектування системи штучного інтелекту для оптимізації завантаженості орендних площ комерційної нерухомості на основі методів машинного навчання

Відповідно до поставленої мети визначені такі *завдання*:

- дослідити предметну область управління орендними площами у сфері комерційної нерухомості та виявити основні проблеми завантаженості;
- проаналізувати існуючі інтелектуальні системи управління в галузі PropTech і сформулювати вимоги до функціональності;
- обґрунтувати вибір методів, моделей та технологій для створення системи RetainRent.AI;
- розробити структуру та надати характеристику компонентів системи штучного інтелекту RetainRent.AI;
- дослідити алгоритми прогнозування, класифікації, виявлення аномалій та формування рекомендацій;
- спроектувати базу даних для забезпечення зберігання та обробки інформації про орендарів, договори та об'єкти нерухомості;
- реалізувати модульну архітектуру інтерфейсу користувача з панеллю управління, аналітичними модулями та системою рекомендацій;
- представити результати розробки та демонстрацію роботи системи RetainRent.AI шляхом створення прототипу.

Теоретична, методична та практична значущість отриманих результатів. Теоретична, методична та практична значущість отриманих результатів полягає в систематизації підходів до застосування штучного інтелекту в управлінні комерційною нерухомістю, зокрема щодо прогнозування заповненості, виявлення аномалій та формування рекомендацій. Запропоновано цілісний методичний підхід до побудови інтелектуальної системи RetainRent.AI з урахуванням принципів модульності та інтеграції аналітичних компонентів. Результатом є функціональний прототип, який може бути впроваджений у практику для підвищення ефективності управління орендними площами та зниження ризику відтоку орендарів.

Рік виконання кваліфікаційної магістерської роботи – 2025.

Рік захисту роботи – 2025.

Ключові слова: система штучного інтелекту, комерційна нерухомість, ризик, інтерфейс системи, методи прогнозування.

ВІДГУК

про кваліфікаційну магістерську роботу
здобувача навчально-наукового інституту «Інститут інформаційних технологій в
економіці»

освітньо-професійної програми «Системи штучного інтелекту»

Вовчика Владислава Едуардовича

(прізвище, ім'я, по батькові)

на тему «Проектування систем штучного інтелекту для оптимізації
завантаженості орендних площ комерційної нерухомості»

1. Актуальність теми:

Актуальність теми зумовлена зростаючою складністю управління комерційною нерухомістю в умовах динамічного ринку та необхідністю підвищення ефективності використання орендних площ. Проблема своєчасного виявлення ризику відтоку орендарів, а також потреба в автоматизованій підтримці управлінських рішень обґрунтовують доцільність впровадження інтелектуальних систем, що поєднують прогнозу аналітику, машинне навчання та адаптивну логіку реагування.

2. Позитивні риси кваліфікаційної магістерської роботи: полягають у комплексному підході до вирішення прикладної задачі управління завантаженістю орендних площ, у поєднанні методів машинного навчання з логікою прийняття рішень, у високому ступені структурованості дослідження, наявності власних розробок, а також у практичній спрямованості запропонованої системи.

3. Наявність самостійних розробок автора

Наявність самостійних розробок автора підтверджується розробленою концепцією інтелектуальної системи, реалізацією структури бази знань і моделей машинного навчання, створенням прототипу користувацького інтерфейсу та формалізованою логікою прийняття рішень.

4. Цінність теоретичних висновків та практичних рекомендацій: полягає в обґрунтованому поєднанні методів машинного навчання з експертними правилами для вирішення прикладної задачі управління орендними площами, що забезпечує основу для створення адаптивних цифрових рішень у сфері комерційної нерухомості. _

5. Наявність недоліків: полягає у незначній кількості модельних експериментів, що певною мірою обмежує можливості повноцінної оцінки поведінки системи в різних

сценаріях, проте не знижує загальної якості й практичної цінності проведеного дослідження.

6. Загальна оцінка кваліфікаційної магістерської роботи та її допущення до захисту перед ЕК:

Представлена кваліфікаційна магістерська робота здобувача є самостійної завершеною роботою здобувача, відповідає встановленим вимогам методичних вказівок щодо структури, обсягу та змісту та рекомендується до захисту з позитивною оцінкою.

Науковий керівник к.е.н. доцент

(посада, учене звання, науковий ступінь)

(підпис)

Помазун О.М.

(прізвище, ініціали)

« ____ » _____ 20__ р.

Рецензія

на кваліфікаційну магістерську роботу
здобувача вищої освіти

Вовчик Владислав Едуардович

(прізвище, ім'я, по батькові)

Тема Проектування систем штучного інтелекту для оптимізації завантаженості
оредних площ комерційної нерухомості

Актуальність теми кваліфікаційної магістерської роботи і доцільність її
розроблення.

*Актуальність теми полягає в необхідності удосконалення процесів управління
комерційною нерухомістю шляхом впровадження інтелектуальних рішень,
здатних своєчасно виявляти ризики, прогнозувати поведінку орендарів та
забезпечувати підтримку прийняття управлінських рішень в умовах високої
конкуренції та нестабільності ринку.*

Якість проведеного дослідження

*Якість проведеного дослідження характеризується глибоким аналізом
предметної області, обґрунтованим вибором методів і моделей, системним
підходом до проектування інтелектуальної системи та належним рівнем
формалізації й реалізації основних компонентів.*

Позитивні риси кваліфікаційної магістерської роботи

*Позитивні риси кваліфікаційної магістерської роботи включають чітке
формулювання проблеми, обґрунтований вибір технологій, наявність самостійної
реалізації програмного продукту, інтеграцію методів машинного навчання та
експертної логіки, а також практичну значущість отриманих результатів для
галузі управління комерційною нерухомістю.*

Зауваження

*Зауваження: у роботі недостатньо деталізовано представлено внутрішню
структурну організацію інтелектуальної системи, зокрема взаємозв'язки між
окремими підсистемами на рівні логічної архітектури.*

Практична значимість висновків і рекомендацій *полягає в можливості
безпосереднього використання розробленої системи RetainRent.AI для підвищення
ефективності управління орендними площами, зниження ризиків відтоку
орендарів, автоматизації прийняття рішень та посилення аналітичної підтримки
керуючих компаній у сфері комерційної нерухомості.*

Місце роботи та посада рецензента

ТОВ Віаком Начальник відділу з інформаційних технологій

Босий Роман Миколайович

(підпис, ПІБ)

Підпис засвідчую: Начальник відділу з ІТ
(посада, підпис)



Місце печатки організації, де працює рецензент



ЗМІСТ

ВСТУП.....	3
РОЗДІЛ 1 ДОСЛІДЖЕННЯ ТА АНАЛІЗ ПІДХОДІВ ДО СТВОРЕННЯ СИСТЕМИ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ ДЛЯ ОПТИМІЗАЦІЇ ЗАВАНТАЖЕНОСТІ ОРЕДНИХ ПЛОЩ КОМЕРЦІЙНОЇ НЕРУХОМОСТІ	6
1.1 Дослідження особливостей функціонування ринку комерційної нерухомості.....	6
1.2 Аналіз існуючих систем штучного інтелекту в управлінні комерційною нерухомістю.....	16
1.3 Постановка проблеми та формування задач.	21
1.4 Обґрунтування вибору підходів і технологій для проектування та створення СШІ.....	22
Висновки до розділу 1	24
РОЗДІЛ 2 ХАРАКТЕРИСТИКА СШІ ТА ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ.....	25
2.1 Характеристика об'єкта дослідження.....	25
2.2 Структура і характеристика СШІ та її компонентів.....	29
2.3 Методи, моделі і моделювання процесів і елементів складних систем.....	34
Висновки до розділу 2	37
РОЗДІЛ 3 РОЗРОБЛЕННЯ ПРОЕКТНИХ РІШЕНЬ	38
3.1 Моделювання та проектування бази знань прийняття інтелектуальних рішень і управління.....	38
3.2 Розроблення користувацького інтерфейсу. Елементи та структура.....	48
3.3 Проектування забезпечувальних підсистем СШІ. Реалізація системи.	56
3.3.1 Інформаційне забезпечення.	56
3.3.2 Програмне забезпечення.	59
3.3.3 Технічне забезпечення.....	63
3.3.4 Організаційно- економічне забезпечення.....	64
Висновки до розділу 3	66
ВИСНОВКИ.....	67
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	69
ДОДАТКИ.....	77

ВСТУП

Актуальність проблеми. У сучасних умовах швидких економічних змін та зростання конкуренції ефективне управління комерційною нерухомістю набуває особливої важливості. Одним із критичних аспектів цього управління є оптимізація завантаженості орендних площ, оскільки недозавантаження або нерівномірна заповненість приміщень призводить до втрати потенційного доходу, зниження рентабельності об'єктів і підвищення ризиків для власників та операторів нерухомості. З огляду на це, впровадження інтелектуальних систем, здатних аналізувати ринкову ситуацію, прогнозувати попит і формувати рекомендації щодо підвищення ефективності використання площ, є актуальним напрямом досліджень та практичних розробок у сфері управління нерухомістю.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. У науковій та прикладній літературі останніх років простежується зростаючий інтерес до впровадження цифрових рішень у сферу управління нерухомістю, зокрема комерційною. Дослідники акцентують увагу на застосуванні технологій штучного інтелекту, зокрема машинного навчання, для прогнозування попиту на орендні площі, оптимізації цінової політики та автоматизації управлінських рішень. У працях зарубіжних авторів розглядаються алгоритми прогнозування вільних площ, аналіз поведінкових патернів орендарів, а також ефективність інтеграції цифрових платформ для підвищення прибутковості об'єктів. В українських публікаціях увага зосереджується переважно на аналітиці ринку нерухомості, проте відзначається необхідність модернізації підходів до управління об'єктами на основі даних і прогнозової аналітики. Таким чином, формування інтелектуальної системи оптимізації завантаженості орендних площ відповідає поточному вектору наукових досліджень і має практичну цінність для ринку.

Мета дослідження. Проектування системи штучного інтелекту для оптимізації завантаженості орендних площ комерційної нерухомості на основі методів машинного навчання

Відповідно до поставленої мети визначені такі *завдання*:

- дослідити предметну область управління орендними площами у сфері комерційної нерухомості та виявити основні проблеми завантаженості;
- проаналізувати існуючі інтелектуальні системи управління в галузі PropTech і сформулювати вимоги до функціональності;
- обґрунтувати вибір методів, моделей та технологій для створення системи RetainRent.AI;
- розробити структуру та надати характеристику компонентів системи штучного інтелекту RetainRent.AI;
- дослідити алгоритми прогнозування, класифікації, виявлення аномалій та формування рекомендацій;
- спроектувати базу даних для забезпечення зберігання та обробки інформації про орендарів, договори та об'єкти нерухомості;
- реалізувати модульну архітектуру інтерфейсу користувача з панеллю управління, аналітичними модулями та системою рекомендацій;
- представити результати розробки та демонстрацію роботи системи RetainRent.AI шляхом створення прототипу.

Об'єкт дослідження системи штучного інтелекту управління нерухомістю

Предмет дослідження інструменти, моделі та програмні рішення для проектування системи штучного інтелекту управління нерухомістю.

Теоретична, методична та практична значущість отриманих результатів.

Теоретична значущість полягає у поглибленні наукових уявлень про застосування штучного інтелекту в управлінні комерційною нерухомістю, зокрема щодо використання методів прогнозування, класифікації, виявлення аномалій та рекомендаційних моделей для підвищення ефективності завантаження орендних площ. У роботі систематизовано сучасні підходи до аналізу поведінки орендарів, моделювання ризику відтоку та адаптивного управління взаємодією з клієнтами.

Методична значущість полягає у розробленні цілісного підходу до створення інтелектуальної системи RetainRent.AI з урахуванням принципів модульності, масштабованості та гнучкої інтеграції аналітичних компонентів. Запропоновано

узагальнену класифікацію функціональних моделей, яка може бути використана як методична основа для створення подібних систем у суміжних галузях.

Практична значущість зумовлена створенням працюючого прототипу системи RetainRent.AI, який дозволяє здійснювати аналіз заповненості площ, оцінювати ризики, прогнозувати тенденції та формувати індивідуальні дії щодо орендарів. Результати роботи можуть бути впроваджені у практику керуючих компаній для підвищення ефективності управління комерційною нерухомістю та зменшення фінансових втрат через відтік орендарів.

Інформаційна база дослідження. Інформаційна база дослідження сформована на основі наукових публікацій, аналітичних оглядів, фахових статей, вебресурсів та технічної документації, присвячених цифровій трансформації управління комерційною нерухомістю, застосуванню методів штучного інтелекту в системах підтримки прийняття рішень, а також оглядам сучасних рішень у сфері PropTech, таких як VTS, Yardi Voyager, MRI Commercial Management та інших. Також були використані приклади реалізації моделей прогнозування, класифікації, рекомендаційних систем і просторового аналізу, представлені в електронних джерелах і прикладному програмному забезпеченні з відкритим кодом.

Апробація результатів дослідження. За результатами проведеного дослідження опубліковано: тези доповіді: Вовчик В.А., Помазун О.М. Застосування методів штучного інтелекту в управлінні орендою комерційної нерухомості: Зб. матеріалів VI Міжнародної науково-практичної конференції молодих вчених, аспірантів і студентів «Сучасні інформаційні технології та системи в управлінні». – К.: КНЕУ, 2025. С. 197-198 [60].

Структура роботи. Загальний обсяг роботи становить 76 сторінок друкованого тексту, 18 рисунків на 18 сторінках, 2 таблиці на 2 сторінках, 3 додатки. Список використаних джерел налічує 60 найменувань.

РОЗДІЛ 1 ДОСЛІДЖЕННЯ ТА АНАЛІЗ ПІДХОДІВ ДО СТВОРЕННЯ СИСТЕМИ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ ДЛЯ ОПТИМІЗАЦІЇ ЗАВАНТАЖЕНОСТІ ОРЕДНИХ ПЛОЩ КОМЕРЦІЙНОЇ НЕРУХОМОСТІ

1.1 Дослідження особливостей функціонування ринку комерційної нерухомості

Комерційна нерухомість є важливим сегментом економіки, що забезпечує матеріальну базу для ведення бізнесу та реалізації підприємницької діяльності. До об'єктів комерційної нерухомості належать офісні центри, торгові площі, склади, виробничі та багатофункціональні комплекси. Основним джерелом прибутку для власників таких об'єктів є орендна плата, а отже — рівень завантаженості площ безпосередньо визначає ефективність управління активами.

На практиці управління комерційною нерухомістю передбачає ведення великої кількості договорів, контроль платежів, моніторинг ринку та взаємодію з клієнтами. Однією з головних проблем є нестабільність завантаженості орендних площ, зумовлена сезонними коливаннями попиту, змінами кон'юнктури ринку, поведінкою орендарів та непередбачуваними ризиками (економічні, правові, геополітичні). У результаті навіть незначне зниження коефіцієнта заповненості може призвести до втрати значного обсягу доходу [1, 2].

Комерційна нерухомість — це будь-які об'єкти, що використовуються з метою отримання стабільного доходу в перспективі [3].

Існує багато підходів до визначення поняття комерційної нерухомості, однак передусім доцільно звернутися до ширшого поняття «нерухомість». Воно трактується як елемент національного багатства країни — сукупність матеріальних ресурсів, створених у результаті людської праці, а також природних ресурсів, придатних для господарського та соціального використання [4].

Комерційна нерухомість, у свою чергу, — це тип нерухомого майна, який має цільове призначення, грошову оцінку і використовується з метою отримання прибутку, збереження або примноження капіталу, інвестування чи диверсифікації, відповідно до інтересів як держави, так і потенційних користувачів [3].

Також існує точка зору, що ринок нерухомості являє собою систему взаємовідносин між продавцями та покупцями (чи користувачами), яка функціонує на основі механізмів ціноутворення. При цьому враховуються соціальне значення нерухомості, її правовий статус, природні характеристики та економічні функції як на товарному, так і на фінансовому ринках [3].

До категорії комерційної нерухомості належать офісні приміщення, гаражі, склади, торговельні площі та інші типи об'єктів. Сюди також входять готелі, виробничі комплекси, промислові бази. Крім того, до комерційної нерухомості зараховують земельні ділянки, природні ресурси (ліси, водойми, надра), багаторічні насадження та об'єкти, що розміщені на землі.

Основні типи комерційної нерухомості [1]:

- офісна;
- торговельна;
- складська;
- виробнича.

Кожен із цих типів має свої характеристики та відрізняється вартістю оренди.

Офісна нерухомість. До офісної нерухомості відносять приміщення, що використовуються для розміщення підприємств. Через широту призначення дати точне визначення цього виду складно. Попит на оренду офісів стабільно зростає, що стимулює активне будівництво нових офісних центрів.

Торговельна нерухомість. Цей тип об'єктів слугує для організації роздрібною або оптовою торгівлі товарами й послугами.

Складська нерухомість. Сюди входять склади та логістичні комплекси, призначені для зберігання сировини, товарів чи готової продукції. Цей сегмент вважається відносно новим, але стрімко розвивається разом із бізнес-сектором.

Виробнича нерухомість. Раніше малопопулярна, нині виробнича нерухомість демонструє зростання попиту. Найбільш затребуваними об'єктами є технопарки та промислові зони.

Оренда приміщень для комерційного використання — одна з найбільш популярних послуг у бізнес-середовищі. Жодне сучасне підприємство, яке займається виробництвом або реалізацією товарів і послуг, не обходиться без відповідного простору.

Ціна оренди визначається низкою ключових чинників, серед яких [1]:

- розташування об'єкта (район, близькість до центру);
- зручність транспортного сполучення, наявність паркування та близькість до громадського транспорту;
- площа приміщення.

Окрім цього, суттєвий вплив мають поверховість будівлі, технічний стан приміщення та стан внутрішніх інженерних систем. Усі ці характеристики формують загальну ринкову вартість оренди.

У 2025 році ринок оренди комерційної нерухомості характеризується суттєвими трансформаціями, зумовленими впливом технологічного прогресу та зміною підходів до організації бізнес-процесів. Однією з провідних тенденцій є активна цифровізація процесів оренди, яка забезпечує спрощення взаємодії між орендодавцями та орендарями, підвищує прозорість процедур і сприяє ефективному управлінню майновими ресурсами.

Спостерігається зростання попиту на гнучкі офісні простори, що зумовлено необхідністю адаптації підприємств до динамічних умов ринкового середовища. Поширення моделей дистанційної та гібридної зайнятості зменшує потребу в постійних фізичних офісах, натомість сприяє поширенню альтернативних форматів оренди — оренди за запитом, використання гібридних приміщень із багатофункціональним призначенням тощо.

Показовим є зростання привабливості об'єктів комерційної нерухомості у місті Львові, що зумовлено розвитком інформаційних технологій, зростанням

туристичної активності та загальним підвищенням інвестиційної привабливості регіону.

Таким чином, виявлені тенденції засвідчують необхідність перегляду стратегій підприємств щодо вибору та використання офісних площ із урахуванням нових викликів і перспектив розвитку ринку [5].

Пандемія COVID-19 суттєво трансформувала вимоги до функціонування об'єктів комерційної нерухомості, зокрема офісних і торговельних приміщень. Пріоритетність питань забезпечення санітарно-епідеміологічної безпеки персоналу та відвідувачів обумовила необхідність впровадження нових технічних і організаційних рішень у сфері управління нерухомістю.

Серед основних змін слід виокремити модернізацію інженерних систем, насамперед вентиляції, яка має забезпечувати ефективний повітрообмін з частотою 6–12 циклів на годину. Такі системи вже впроваджено в низці бізнес-центрів м.Києва, зокрема в "UNIT.City" та "Gulliver", що дозволяє суттєво знизити ризики поширення інфекційних захворювань.

Окрім цього, широкого поширення набули безконтактні технології: автоматичні двері, сенсорні ліфти, крани з інфрачервоними датчиками. Використання таких рішень дає змогу скоротити кількість фізичних контактів у громадських просторах до 70 %, що є критичним у приміщеннях із високим рівнем відвідуваності.

Торговельні центри також адаптувалися до нових санітарних норм: запроваджено спеціальні маркування для дотримання дистанції, обмежено кількість осіб у залах, запроваджено регулярну дезінфекцію поверхонь із періодичністю 2–3 години. Ці заходи стали постійними складовими операційної діяльності.

Зростаюча увага до умов безпеки зумовила посилення конкуренції серед орендодавців за орендарів шляхом модернізації приміщень. Забезпечення відповідних умов для збереження здоров'я працівників підвищує репутаційний капітал компаній і сприяє залученню кваліфікованого персоналу. Так, об'єкти комерційної нерухомості в Оболонському районі м. Києва, оснащені сучасними

системами вентиляції, безконтактними технологіями та зонуванням, відповідають актуальним вимогам до безпечного робочого середовища [5].

Станом на 2025 рік цінова політика у сфері оренди комерційної нерухомості в Україні демонструє неоднорідну динаміку, що залежить від типу об'єктів та їх географічного розташування. У великих урбанізованих центрах, зокрема Києві та Одесі, спостерігається підвищення орендних ставок для офісів преміум-класу. Основними чинниками такого зростання є обмежена пропозиція якісних приміщень і стабільний попит з боку міжнародних компаній.

Натомість у передмістях та менш населених регіонах зафіксовано зниження вартості оренди, що пояснюється як зменшенням попиту, так і надлишком пропозиції традиційних офісів. Активний розвиток дистанційної форми зайнятості суттєво знижує потребу в просторах офісах, що своєю чергою впливає на ринкові ціни.

Сегмент складських і логістичних площ демонструє стійке зростання. Це пов'язано із динамічним розвитком електронної комерції, що вимагає масштабування логістичної інфраструктури. Високий рівень попиту на сучасні склади спричиняє поступове зростання орендних ставок у цьому секторі, зокрема в таких локаціях, як Бориспільський район Київської області.

Водночас ринок роздрібної нерухомості переживає структурні зміни, викликані зростанням популярності онлайн-торгівлі. Ритейлери переглядають свої бізнес-стратегії, зменшуючи кількість фізичних магазинів і трансформуючи торгові простори. Це може призвести до скорочення попиту на оренду в класичних торговельних центрах або до їх функціонального переформатування.

Таким чином, ринок оренди комерційної нерухомості у 2025 році характеризується високим ступенем сегментованості та залежності від змін у способах організації бізнесу, що потребує адаптивного підходу до цінової політики з боку як орендодавців, так і орендарів [5].

У контексті трансформаційних процесів на ринку комерційної нерухомості доцільно сформулювати низку стратегічних орієнтирів для суб'єктів господарювання, які планують оренду або інвестування у 2025 році [5].

По-перше, важливим чинником є постійний моніторинг ринкових тенденцій і прогнозування потенційних змін, що дозволить обирати об'єкти з високим потенціалом капіталізації та функціональної актуальності.

По-друге, доцільно надавати перевагу гнучким просторам, які легко адаптуються до змін у структурі компанії та дозволяють варіювати площу й конфігурацію залежно від потреб бізнесу.

Третім критичним параметром виступає розташування об'єкта. Райони з розвиненою інфраструктурою, високим транспортним потенціалом і стабільним рівнем попиту зберігають свою інвестиційну привабливість.

Четвертим аспектом є екологічна ефективність приміщення. Об'єкти, що відповідають стандартам "зеленого будівництва", дозволяють не лише знижувати експлуатаційні витрати, а й формувати позитивний імідж соціально відповідального бізнесу.

П'ятим фактором є відповідність сучасним стандартам безпеки. Наявність систем вентиляції, безконтактних рішень, засобів контролю доступу та санітарної інфраструктури є необхідною умовою функціонування об'єкта в постпандемічному середовищі.

Урахування вищезазначених чинників сприятиме прийняттю обґрунтованих управлінських рішень у сфері комерційної нерухомості. Зокрема, інноваційні офісні комплекси в Дніпровському районі м. Києва демонструють поєднання ключових вимог ринку: енергоефективність, безпека, функціональна гнучкість і вигідне розташування, що робить їх привабливими для підприємств, орієнтованих на сталість і конкурентоспроможність [5].

Війна в Україні суттєво змінила ринкові умови функціонування комерційної нерухомості, спричинивши трансформації як у структурі попиту, так і в характері експлуатаційних вимог до об'єктів. У прифронтових та тимчасово небезпечних регіонах спостерігається різке зниження активності в сегменті оренди офісних і торгових приміщень, що зумовлено евакуацією населення, зупинкою діяльності підприємств та порушенням логістичних ланцюгів. У відповідь на ці виклики значна частина бізнесів здійснила релокацію до безпечніших територій, що

призвело до зміщення економічної активності та формування нових локальних центрів попиту на нерухомість.

Значну увагу учасники ринку почали приділяти фізичним характеристикам комерційних приміщень. Зростає потреба у просторах, що мають доступ до укриттів, автономні джерела енергозабезпечення, високий рівень комунікаційної стійкості та можливість швидкої функціональної трансформації. Зниження рентабельності великих офісних площ сприяло переходу до більш гнучких форматів: коворкінгів, модульних офісів і гібридних рішень, орієнтованих на мінімізацію витрат і підвищення мобільності бізнесу.

Окремий інтерес становить сегмент складської нерухомості, який демонструє зростання попиту навіть у регіонах із недостатньо розвинутою інфраструктурою. Збої в логістиці, необхідність формування локальних запасів продукції та стратегія наближення складів до кінцевого споживача стали визначальними факторами актуальності цього напрямку. У цих умовах функціональність і розташування складських приміщень перетворюються на важливу конкурентну перевагу для компаній.

Таким чином, ринок комерційної нерухомості в умовах воєнного часу демонструє тенденції до переорієнтації, оптимізації ресурсів і впровадження нових форматів використання площ. Сучасні виклики актуалізують потребу в гнучкому управлінні, орієнтованому на швидке реагування на зміну середовища та ефективне використання наявних активів [6].

Воєнні події суттєво трансформували ландшафт комерційної нерухомості в Україні, задавши нові вектори її розвитку. Однією з визначальних тенденцій став перехід до форматів гнучких офісів, що дозволяють компаніям оперативно адаптувати простір під змінні потреби, знижуючи витрати на утримання великих площ. Такий підхід особливо важливий для підприємств, які функціонують в умовах невизначеності й ризику. Одночасно з цим посилюється інтерес до складських приміщень, зумовлений порушенням логістичних ланцюгів. Бізнеси прагнуть забезпечити себе локальними резервами продукції, що стимулює попит

на склади навіть у регіонах, які раніше не були активними з точки зору комерційної інфраструктури.

Особливу увагу компанії приділяють безпеці об'єктів. Популярності набувають приміщення з наявністю укриттів, систем сповіщення, альтернативних джерел енергії та інших критичних інфраструктурних елементів. Такі об'єкти сприймаються як надійніші для роботи та обслуговування клієнтів у кризових умовах. Паралельно зростає інтерес до нерухомості, яка інтегрує сучасні технологічні рішення: автоматизовані системи контролю доступу, віддалений моніторинг, «розумні» системи енергозбереження та клімат-контролю. Інвестори розглядають подібні об'єкти як перспективні з огляду на їхню гнучкість, ефективність і відповідність новим стандартам ринку.

Регіональна структура попиту також зазнала суттєвих змін. У зонах активних бойових дій обсяги оренди значно скоротилися, що спричинило падіння цін та часткову консервацію комерційної активності. Натомість у західних регіонах країни, зокрема у Львові, Івано-Франківську, Ужгороді, спостерігається підвищений інтерес до комерційної нерухомості, що пов'язано з релокацією підприємств і відносною стабільністю. Київ, попри складну ситуацію, зберігає статус одного з основних центрів ділової активності, однак спостерігається зміщення попиту до безпечніших районів міста.

Перспективи розвитку ринку комерційної нерухомості залишаються позитивними навіть в умовах воєнного стану. Очікується, що процеси відновлення пошкодженої інфраструктури стимулюватимуть приплив інвестицій і сприятимуть появі нових форматів забудови. Зокрема, актуальності набудуть багатофункціональні комплекси, які поєднуюватимуть офісні, торговельні та житлові функції. Також прогнозується зростання попиту на гнучкі робочі простори, адаптовані до гібридних моделей роботи, та на приміщення, що відповідають підвищеним вимогам до безпеки й автономності. Така трансформація ринку вказує на поступовий перехід до більш інноваційної, стійкої та клієнтоорієнтованої моделі розвитку комерційної нерухомості в Україні [6].

Зміни, спричинені воєнними подіями, сприяли формуванню нових моделей поведінки орендарів та інвесторів на ринку комерційної нерухомості. У центрі уваги опинилася не лише економічна доцільність, а й здатність об'єкта забезпечити безперервність бізнес-процесів в умовах високої турбулентності. Замість стандартного підходу до вибору приміщення, що базувався на розташуванні та вартості, дедалі частіше застосовується багатофакторний аналіз, який враховує безпекові характеристики, інфраструктурну автономність, технологічну готовність та гнучкість експлуатації.

На зміну моделі пасивного володіння або довгострокової оренди приходять прагнення до високої адаптивності — компанії віддають перевагу приміщенням, які можна швидко перепрофілювати або масштабувати відповідно до потреб. Поширюються підходи до організації простору за принципами модульності, з можливістю комбінування різних функцій в одному об'єкті. Орендарі також частіше обирають будівлі, які мають готові рішення для енергоефективного споживання, цифрового моніторингу та віддаленого управління.

З боку інвесторів змінюється оцінка активів: пріоритетними стають об'єкти з прогнозованою ліквідністю, які відповідають очікуванням нового типу споживача. Інвестиційна стратегія зміщується в бік диверсифікації ризиків за рахунок включення до портфелів логістичних, гібридних та багатофункціональних об'єктів. Ці тенденції свідчать про те, що на ринку поступово утверджуються нові моделі взаємодії, в яких комерційна нерухомість розглядається не як статичний актив, а як гнучкий ресурс, інтегрований у складні системи управління простором і ризиками.

Зміна моделей поведінки орендарів та інвесторів на ринку комерційної нерухомості — від орієнтації на площу та вартість до фокусування на гнучкості, безпеці та технологічності — формує нові підходи до прийняття рішень. Приміщення дедалі частіше розглядаються не як статичний актив, а як динамічний ресурс, який має забезпечувати стійкість бізнесу в умовах невизначеності. Така трансформація актуалізує потребу у більш системному підході до оцінювання об'єктів нерухомості, що враховує не лише технічні чи локальні характеристики, а й широкий спектр економічних, організаційних і ризик-орієнтованих чинників.

У зв'язку з цим зростає потреба в глибокому аналізі факторів, що впливають на ефективність комерційної нерухомості. Просте врахування технічних характеристик вже недостатнє — для ухвалення обґрунтованих управлінських рішень усе частіше необхідна системна оцінка економічної доцільності використання приміщень на основі даних.

У зв'язку з цим зростає потреба в глибокому аналізі факторів, що впливають на ефективність комерційної нерухомості. Просте врахування технічних характеристик вже недостатнє — для ухвалення обґрунтованих управлінських рішень усе частіше необхідна системна оцінка економічної доцільності використання приміщень на основі даних.

В умовах високої конкуренції на ринку управлінські рішення дедалі частіше приймаються на основі аналітики даних, що включає оцінку ефективності використання площ, прогнозування відтоку орендарів, динаміку ставок оренди, маржинальність об'єктів тощо. Водночас сучасні цифрові інструменти дозволяють не лише агрегувати дані, а й впроваджувати системи штучного інтелекту (СШІ), здатні автоматизувати частину аналітичних процесів, підвищити точність прогнозів і підтримувати прийняття оптимальних рішень [7].

Управління завантаженістю орендних площ є багатоаспектним процесом, що охоплює моніторинг доступності приміщень, прогнозування змін у попиті, адаптацію умов оренди до ринкових тенденцій, а також утримання наявних орендарів. Ефективність цих процесів значною мірою залежить від здатності компанії оперативно реагувати на зміни поведінки клієнтів, враховувати регіональні особливості та здійснювати обґрунтоване ціноутворення [8].

Зростаюча роль цифрових інструментів управління нерухомістю (так званих PropTech рішень) формує нові стандарти ведення бізнесу, в яких основну цінність становлять дані. Використання CRM-систем, хмарних сервісів управління об'єктами, модулів фінансової звітності — це вже усталена практика. Проте наступним кроком еволюції є впровадження інтелектуальних систем, здатних не лише фіксувати факти, а й формувати прогнозні та рекомендаційні висновки [9].

Особливу цінність у цьому контексті має прогнозування ризику відтоку орендарів, виявлення аномалій у поведінці користувачів, динамічне ціноутворення та моделювання заповненості. Ці задачі можуть бути реалізовані за допомогою методів машинного навчання та побудови систем прийняття рішень на основі бази знань.

Таким чином, в умовах трансформації ринку та зростання вимог до аналітики, розроблення СШІ для оптимізації завантаженості комерційної нерухомості є не лише актуальним, а й необхідним напрямом розвитку для компаній, які прагнуть підвищити ефективність управління активами та зберегти конкурентні позиції.

1.2 Аналіз існуючих систем штучного інтелекту в управлінні комерційною нерухомістю

Важливим цифрової трансформації ринку нерухомості є технологічний напрям PropTech (Property Technology), який охоплює цифрові інструменти та інноваційні рішення для автоматизації, аналітики, управління та взаємодії в сфері житлової та комерційної нерухомості [10]. Цей підхід трансформує традиційні бізнес-моделі, забезпечуючи новий рівень прозорості, клієнтоорієнтованості та ефективності. До PropTech-рішень належать онлайн-платформи оренди й купівлі, CRM-системи для ріелторів, інструменти віртуального огляду, аналітичні сервіси, системи дистанційного управління будівлями, а також компоненти штучного інтелекту, які використовуються для прогнозування попиту, персоналізації комунікацій, оптимізації завантаженості площ і підтримки ухвалення рішень. У межах цієї парадигми формуються сучасні інтелектуальні системи управління нерухомістю, що дозволяють автоматизувати рутинні процеси, підвищити точність аналітики та адаптуватися до змінного ринкового середовища.

Сучасні PropTech-платформи докорінно змінюють роль учасників ринку: орендодавці, девелопери та керуючі компанії отримують інструменти для аналітики та планування доходів, а орендарі — можливість взаємодіяти з системою в режимі реального часу, оцінюючи об'єкти за низкою параметрів. У цьому контексті інтелектуалізація управління нерухомістю набуває особливого значення, адже саме штучний інтелект забезпечує автоматизацію рутинних процесів, підвищення точності аналітики та адаптацію до змінного ринкового середовища [11-12].

Інтелектуалізація процесів управління комерційною нерухомістю набула особливого значення в умовах цифрової трансформації ринку. Сучасні платформи управління об'єктами нерухомості дедалі частіше інтегрують компоненти штучного інтелекту, що дозволяє підвищити точність аналітики, автоматизувати рутинні операції та підтримувати прийняття обґрунтованих управлінських рішень.

На сьогодні можна виділити кілька типів інтелектуальних систем, що застосовуються у цій галузі [13]:

1. Системи прогнозування заповненості площ (occupancy forecasting), які дозволяють планувати завантаження об'єктів на основі сезонних коливань, історичних даних та ринкової динаміки [14, 15, 16] ;
2. Аналітичні панелі управління нерухомістю (property management dashboards), що агрегують дані з різних джерел і подають їх у форматі інтерактивних візуалізацій [17];
3. Рекомендаційні модулі для цільових маркетингових кампаній, персоналізованих пропозицій орендарям та оптимізації умов договору [18];
4. Експертні системи на основі правил для автоматизації реакції на критичні події, наприклад, ризик відтоку або затримку платежу.

Серед найбільш відомих цифрових рішень, які частково реалізують функції СШІ, можна відзначити VTS, Yardi Voyager, MRI Commercial Management та Building Engines. Вони надають користувачам можливість автоматизувати управління договорами, здійснювати моніторинг доходів, інтегрувати дані з CRM-

системами та формувати прогнози на основі вбудованих моделей. Зокрема, платформа VTS активно використовує алгоритми машинного навчання для виявлення тенденцій у поведінці орендарів і оптимізації роботи з клієнтами.

Сучасні цифрові платформи управління нерухомістю поєднують аналітичні, операційні та комунікаційні модулі. Серед базових функціональних можливостей таких систем можна виділити: прогнозування рівня завантаженості площ, автоматичне оновлення даних про договори та нагадування про завершення термінів дії, формування динамічних звітів за періодами, аналіз ефективності використання окремих приміщень, ведення історії платежів, інтеграцію з платіжними сервісами, а також інтерфейси для взаємодії з клієнтами (портали для орендарів). У більш просунутих рішеннях реалізовано можливість візуалізації об'єкта в 3D, відстеження ключових показників у реальному часі, а також інтеграцію з системами відеоспостереження, контролю доступу та клімат-контролю [19-20].

Найпоширенішими методами штучного інтелекту, що застосовуються у сучасних системах управління нерухомістю, є моделі машинного навчання, зокрема:

- регресійні моделі для прогнозування заповненості та доходів [21];
- класифікаційні алгоритми (наприклад, логістична регресія, дерева рішень, Random Forest) для виявлення ризикованих орендарів [22];
- кластеризація (наприклад, K-Means) для сегментації клієнтів за типами поведінки або платоспроможності [23];
- аналіз часових рядів (Prophet, ARIMA) для побудови динамічних прогнозів завантаженості [24];
- rule-based моделі — експертні системи на основі продукційних правил для автоматизації дій [25].

Особливої уваги заслуговує поєднання трансформерів і рекурентних нейронних мереж для задач виявлення присутності в житлових приміщеннях за допомогою даних зі smart meter. Такий гібридний підхід дозволяє досягти високої

точності (до 92 %) при обробці часових рядів навіть із низькою роздільністю, зберігаючи при цьому конфіденційність мешканців [26].

У деяких рішеннях застосовуються елементи обробки природної мови (NLP) для аналізу зворотного зв'язку від орендарів або автоматичного формування повідомлень, а також геоаналітика для оцінки локаційної привабливості приміщень.

Попри наявність таких технологій, більшість рішень залишаються закритими, обмеженими у налаштуванні моделей та не забезпечують достатньої гнучкості в адаптації до специфіки локальних ринків. До основних обмежень сучасних інтелектуальних систем у сфері нерухомості належать:

- залежність від якості та повноти вихідних даних;
- обмежена прозорість моделей для кінцевого користувача;
- складність інтеграції з існуючими корпоративними системами;
- відсутність персоналізації рішень під конкретні бізнес-процеси;
- недостатній розвиток адаптивних механізмів самооновлення знань у динамічному середовищі.

Таким чином, аналіз існуючих інтелектуальних систем дозволяє зробити висновок, що, попри наявність потужних рішень, актуальною залишається потреба у створенні гнучких, адаптивних і прозорих СШ, орієнтованих на прогнозування поведінки орендарів, управління ризиками відтоку та формування рекомендацій на основі історичних шаблонів [27-31]. Саме такі цілі покладено в основу розробки проєктованої системи *RetainRent.AI*.

У таблиці 1.1 наведено порівняння трьох провідних цифрових платформ управління комерційною нерухомістю за наявністю ключових функціональних можливостей. Це дозволяє оцінити рівень технологічної зрілості та інтелектуалізації кожної з систем.

Таблиця 1.1 - Порівняння трьох провідних цифрових платформ управління комерційною нерухомістю

Функціональна можливість	VTS	Yardi Voyager	MRI Software
Прогноз завантаженості площ	+	+	+
Автоматичне нагадування про договори	+	+	+
Аналіз ефективності площ	+	+	+
Модулі фінансової звітності	+	+	+
Інтеграція з CRM	+	+	+
Система підтримки рішень (AI-модулі)	+	частково	частково
Портал для орендарів	+	+	+
Візуалізація об'єктів у 3D	-	+	+
Мобільний доступ	+	+	+
Інтеграція з платіжними системами	+	+	+

Джерело: розроблено автором на основі [27-31]

Попри значні технологічні досягнення, які демонструють згадані платформи, їхня функціональність здебільшого зосереджена на операційному управлінні та візуалізації показників, тоді як інструменти прогнозування ризику, автоматизованого прийняття рішень та адаптивного реагування на зміну поведінки орендарів реалізовані фрагментарно або в обмеженому вигляді.

У більшості рішень відсутні відкриті або гнучкі механізми створення власних моделей машинного навчання, бракує модулів для формалізованого накопичення управлінського досвіду у вигляді бази знань, а також немає засобів, що дозволяють інтерпретувати отримані прогнози з точки зору бізнес-рішень. Крім того, адаптація платформ під локальні ринки або внутрішні бізнес-процеси компаній є складною та часто потребує залучення зовнішніх консультантів.

Таким чином, аналіз існуючих США та програмних рішень показує, що потреба в спеціалізованій, адаптивній інтелектуальній системі, орієнтованій на прогноз ризику, управління завантаженістю та підтримку рішень у контексті комерційної нерухомості, залишається актуальною. Це створює основу для

постановки задач, які будуть реалізовані у рамках проектування системи RetainRent.AI.

1.3 Постановка проблеми та формування задач.

Аналіз предметної області та огляд існуючих інтелектуальних систем, що використовуються для управління комерційною нерухомістю, дозволяють сформулювати основну проблему, яка є актуальною як для операторів окремих об'єктів, так і для великих керуючих компаній. Ця проблема полягає у відсутності комплексного інструменту, здатного своєчасно виявляти ризики відтоку орендарів, прогнозувати зміни завантаженості та ініціювати ефективні дії з мінімальним залученням персоналу.

Більшість сучасних платформ забезпечують лише статичне відображення поточного стану, тоді як адаптивна поведінка системи на основі історичних даних, поведінкових шаблонів і динамічних моделей — або відсутня повністю, або реалізована у вигляді закритих, непрозорих функцій. У той самий час, враховуючи високу вартість простою площ, своєчасне виявлення ризикових клієнтів та автоматизоване формування персоналізованих дій здатні забезпечити відчутний економічний ефект.

У зв'язку з цим, метою роботи є розроблення концепції, структури та програмної реалізації інтелектуальної системи для оптимізації завантаженості орендних площ комерційної нерухомості, яка поєднує інструменти машинного навчання, баз знань і аналітичних модулів в єдиному середовищі підтримки управлінських рішень.

Для досягнення поставленої мети у роботі необхідно вирішити такі задачі:

- здійснити аналіз джерел даних, доступних для побудови моделей прогнозування;

- розробити структуру бази знань та визначити формати продукційних правил;
- обґрунтувати вибір методів машинного навчання для виявлення ризику відтоку орендарів;
- побудувати архітектуру інформаційної системи, що забезпечує збір, обробку, зберігання та візуалізацію даних;
- реалізувати модель прогнозування ризику відтоку на основі Random Forest;
- створити прототип інтерфейсу користувача для взаємодії з аналітичними модулями;
- визначити вимоги до інформаційного, програмного, технічного та організаційно-економічного забезпечення системи.

Таким чином, поставлена проблема поєднує як технологічні виклики, пов'язані з обробкою даних та навчанням моделей, так і організаційні аспекти впровадження ІІІ у процесі прийняття рішень у сфері комерційної нерухомості.

1.4 Обґрунтування вибору підходів і технологій для проектування та створення СШІ

Створення інтелектуальної системи для оптимізації завантаженості орендних площ потребує ретельно обґрунтованого вибору методологічних підходів та технологічних рішень, здатних забезпечити обробку великих обсягів даних, точне прогнозування поведінки орендарів, а також прозоре й контрольоване прийняття управлінських рішень.

У межах даної роботи в основу покладено гібридний підхід, що поєднує методи машинного навчання для прогнозування ризику відтоку орендарів і експертну продукційну систему для формалізації дій, що мають бути ініційовані у

відповідь на виявлені загрози. Такий підхід дозволяє досягти балансу між адаптивністю інтелектуального ядра та керованістю бізнес-логіки.

Як основу для класифікації ризикованих орендарів обрано ансамблеву модель Random Forest, що є однією з найбільш надійних і інтерпретованих моделей у задачах бінарної класифікації. Її ключовими перевагами є стійкість до переобучення, здатність працювати з гетерогенними даними, висока точність та можливість оцінки важливості ознак.

Для накопичення та обробки управлінського досвіду використано продукційну модель бази знань, яка реалізується у вигляді правил типу IF–THEN. Це дозволяє формалізувати логіку реагування системи на ті чи інші ситуації — наприклад, короткий термін до завершення договору за наявності високої ймовірності відтоку.

З технічного боку, як основну мову програмування для реалізації інтелектуального модуля обрано Python через його широку підтримку бібліотек для машинного навчання (scikit-learn, pandas, NumPy) та можливості інтеграції з API й базами даних. Для розробки користувацького інтерфейсу та інтеграції з аналітичними модулями використано веб-фреймворк React, що дозволяє створювати сучасні адаптивні інтерфейси.

Для зберігання та опрацювання структурованих даних застосовується Microsoft SQL Server, який забезпечує надійне управління транзакціями, підтримку реляційної моделі та інтеграцію з аналітичними системами. Архітектура побудована з урахуванням принципів масштабованості, модульності та розділення відповідальності, що дає змогу гнучко змінювати або розширювати окремі компоненти системи без порушення її цілісності.

Таким чином, обрані методи й технології є доцільними з огляду на цілі дослідження, специфіку предметної області та вимоги до точності, адаптивності й прозорості управлінських рішень у сфері комерційної нерухомості.

Висновки до розділу 1

У межах першого розділу було проведено комплексне дослідження предметної області управління комерційною нерухомістю, зосереджене на проблематиці оптимізації завантаженості орендних площ. Встановлено, що стабільне функціонування об'єктів нерухомості значною мірою залежить від здатності своєчасно виявляти ризики відтоку клієнтів, аналізувати ефективність використання площ та здійснювати адаптивне управління на основі аналітики даних.

Огляд сучасних цифрових платформ, таких як VTS, Yardi, MRI, засвідчив наявність інструментів для автоматизації базових функцій управління, проте їх можливості щодо інтелектуального аналізу поведінки орендарів, прогнозування та ініціації управлінських дій залишаються обмеженими. Сучасні системи недостатньо орієнтовані на підтримку рішень у режимі реального часу та не дозволяють гнучко адаптувати аналітичні моделі до специфіки конкретного бізнес-середовища.

У зв'язку з цим було сформульовано проблему, яка полягає у відсутності комплексного інструменту для прогнозування ризиків і підтримки прийняття рішень у сфері комерційної оренди. З метою її розв'язання обґрунтовано вибір гібридного підходу, що поєднує методи машинного навчання та продукційні бази знань. Обрано інструментарій, який забезпечує точність, прозорість і масштабованість майбутньої системи. У подальших розділах буде реалізовано архітектуру такої системи та протестовано її функціональні можливості.

РОЗДІЛ 2 ХАРАКТЕРИСТИКА СШІ ТА ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ

2.1 Характеристика об'єкта дослідження

Об'єктом дослідження є система штучного інтелекту (СШІ), призначена для оптимізації завантаженості орендних площ у сфері комерційної нерухомості. Комерційна нерухомість охоплює будівлі або приміщення, що призначені для здійснення підприємницької діяльності, зокрема офіси, торговельні площі, склади, виробничі приміщення тощо. У контексті дослідження особливу увагу приділено аспектам управління заповненістю приміщень, прогнозування попиту, аналізу ефективності використання площ і автоматизації прийняття рішень з використанням інструментів штучного інтелекту.

В умовах конкурентного ринку комерційної нерухомості важливим фактором забезпечення рентабельності є максимізація коефіцієнта заповнюваності, тобто ефективне управління простором, що здається в оренду. Часто компанії стикаються з проблемою простоїв площ через низьку прогнозованість попиту або неефективне ціноутворення. Тому виникає потреба у впровадженні інтелектуальних систем, здатних автоматизовано обробляти великі обсяги даних, виявляти закономірності у поведінці орендарів і рекомендувати дії для підвищення комерційної ефективності.

Таким чином, СШІ в дослідженні розглядається як цифровий інструмент, що забезпечує аналіз історичних даних про оренду, створює прогнози на основі моделей машинного навчання, і підтримує прийняття рішень щодо ціноутворення, перепланування приміщень, формування персоналізованих пропозицій для потенційних орендарів. Об'єкт дослідження має багатовимірну природу, поєднуючи елементи просторової аналітики, економіки нерухомості та інформаційних технологій.

Управління орендними площами в комерційній нерухомості передбачає вирішення комплексу задач, що мають як оперативний, так і стратегічний характер. Власники та керуючі компанії зосереджуються на забезпеченні стабільного доходу від оренди, підвищенні рентабельності використання площ, зменшенні простоїв і втрат, пов'язаних із нерелевантним ціноутворенням або неефективною комунікацією з потенційними орендарями.

Однією з ключових задач є моніторинг заповнюваності площ, який передбачає постійний аналіз зайнятих і вільних приміщень, тривалості договорів, термінів звільнення та потреби в нових орендарях. Це дозволяє завчасно реагувати на ризики виникнення простоїв, оптимізувати маркетингові зусилля і коригувати пропозицію.

Важливу роль відіграє ціноутворення, яке має враховувати не лише ринкові умови, а й індивідуальні характеристики об'єкта: розташування, площу, інфраструктурну привабливість, попит у відповідному сегменті тощо. Недостатньо адаптована цінова політика може призвести до втрати орендарів або недоотримання доходів.

Наступною задачею є пошук та утримання орендарів. Для цього застосовуються CRM-системи, інструменти цифрового маркетингу, персоналізовані пропозиції. Аналіз історичних даних щодо поведінки орендарів дозволяє розробляти ефективні стратегії комунікації та підвищувати рівень лояльності.

Окрема функціональна складова — управління договорами оренди. Це включає контроль за строками дії, умовами пролонгації, змінами в умовах оренди, фінансовими зобов'язаннями, нарахуванням платежів. Автоматизація цього процесу дозволяє мінімізувати ризики людських помилок і фінансових втрат.

Також управляючі компанії зосереджують увагу на аналізі ефективності використання площ (коефіцієнт завантаженості, дохід з квадратного метра, середній термін оренди тощо), логістиці перепланування, інтеграції з сервісами бухгалтерського обліку, енергоменеджменту та звітності для інвесторів.

Для досягнення поставленої мети у роботі необхідно вирішити такі задачі:

- здійснити аналіз джерел даних, доступних для побудови моделей прогнозування;
- розробити структуру бази знань та визначити формати продукційних правил;
- обґрунтувати вибір методів машинного навчання для виявлення ризику відтоку орендарів;
- побудувати архітектуру інформаційної системи, що забезпечує збір, обробку, зберігання та візуалізацію даних;
- реалізувати модель прогнозування ризику відтоку на основі Random Forest;
- створити прототип інтерфейсу користувача для взаємодії з аналітичними модулями;
- визначити вимоги до інформаційного, програмного, технічного та організаційно-економічного забезпечення системи.

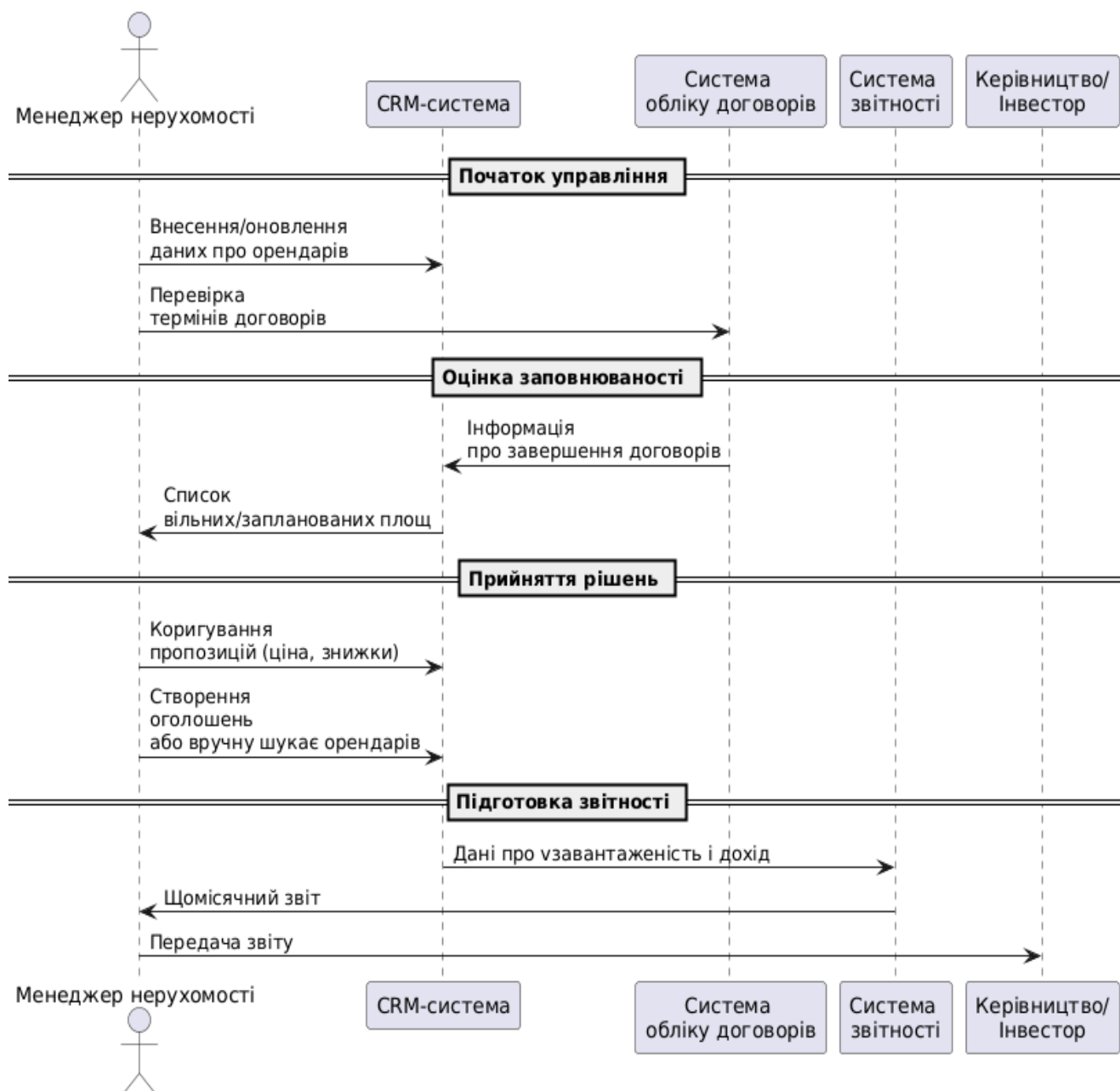


Рисунок 2.1 – Схема взаємодії орендатора і орендаря

Джерело: розроблено автором самостійно

Таким чином, управління орендними площами — це багаторівневий процес, який потребує залучення сучасних цифрових рішень, зокрема інтелектуальних систем, здатних забезпечити адаптивність, точність прогнозів і підтримку прийняття рішень.

2.2 Структура і характеристика СШІ та її компонентів.

Пропонується побудова система штучного інтелекту RetainRent.AI, яка є інтегрованим програмним рішенням, розробленим з метою оптимізації управління орендними площами комерційної нерухомості. Основною функціональною ідеєю побудови системи є поєднання модулів прогнозувальної аналітики, автоматизованого прийняття рішень, управління ризиками та моніторингу операційної діяльності на основі великих обсягів історичних і поточних даних. Система орієнтована на підвищення ефективності комерційного використання площ, зниження втрат від простою та запобігання ризиковим ситуаціям у взаємодії з орендарями.

Архітектура RetainRent.AI побудована за принципами модульності, що дозволяє масштабувати окремі компоненти залежно від специфіки об'єкта нерухомості, та розмежування функцій, що сприяє розподілу відповідальності між підсистемами й полегшує технічну підтримку. Такий підхід забезпечує гнучкість системи, її адаптивність до змін ринку нерухомості та стійкість до зовнішніх чинників, включаючи коливання попиту, зміну законодавства чи поведінки споживачів.

До складу СШІ входять такі ключові компоненти:

1. Модуль збору та обробки даних

Цей компонент відповідає за інтеграцію з зовнішніми джерелами інформації, такими як CRM-система, платіжні сервіси, база договорів оренди та журнали звернень клієнтів. Дані автоматично агрегуються, очищуються, нормалізуються, категоріальні ознаки кодуються, а числові – стандартизуються. Регулярне оновлення дозволяє підтримувати актуальність аналітичної бази.

2. Модуль машинного навчання (ML-модуль)

Основна функція цього модуля полягає у побудові прогнозних моделей для виявлення ризикованих орендарів, оцінки ефективності площ та моделювання попиту. У реалізованій версії використано модель Random Forest для задачі бінарної класифікації відтоку. У подальшому передбачається застосування

градієнтного бустингу для регресійного аналізу доходності та rule-based рекомендацій для формування дій у відповідь.

3. База знань і модуль правил (rule engine)

Цей компонент реалізує експертну логіку у вигляді продукційних правил формату IF–THEN, які активуються в разі задоволення певних умов. На основі результатів ML-прогнозу система виконує вибір дії: знижка, зв'язок із клієнтом, рекомендація менеджеру тощо. База знань є динамічною і може оновлюватися з урахуванням накопиченого досвіду.

4. Аналітичний модуль

Забезпечує розрахунок ключових показників: коефіцієнта заповненості, середнього доходу з м², тривалості оренди, динаміки зміни ставок. Результати аналізу використовуються для прийняття стратегічних рішень щодо перепланування, зміни цінової політики або маркетингових дій.

5. Модуль взаємодії з користувачем

Інтерфейс користувача реалізується у вигляді веб-застосунку з панеллю навігації, дашбордами та системою сповіщень. Інформація подається в агрегованому вигляді, із можливістю drill-down до рівня окремого орендаря або об'єкта. Модуль підтримує сценарії як для менеджерів, так і для керівників, забезпечуючи персоналізовану взаємодію.

6. База даних

База даних зберігає інформацію про всі об'єкти, орендарів, історію взаємодії, результати прогнозів, правила та виконані дії. Архітектура бази дозволяє масштабувати систему з урахуванням зростання обсягу об'єктів і даних.

Узагальнено архітектуру системи можна подати як багаторівневу модель:

- рівень даних: джерела – CRM, API, Excel/CSV;
- рівень обробки: ETL, очищення, трансформації;
- інтелектуальний рівень: моделі ML, rule-based логіка;
- рівень прийняття рішень: активація дій, генерація сповіщень;
- інтерфейсний рівень: візуалізація, фільтри, керування профілями орендарів.

На рис. 2.2 показана діаграма варіантів висристання сситеми.

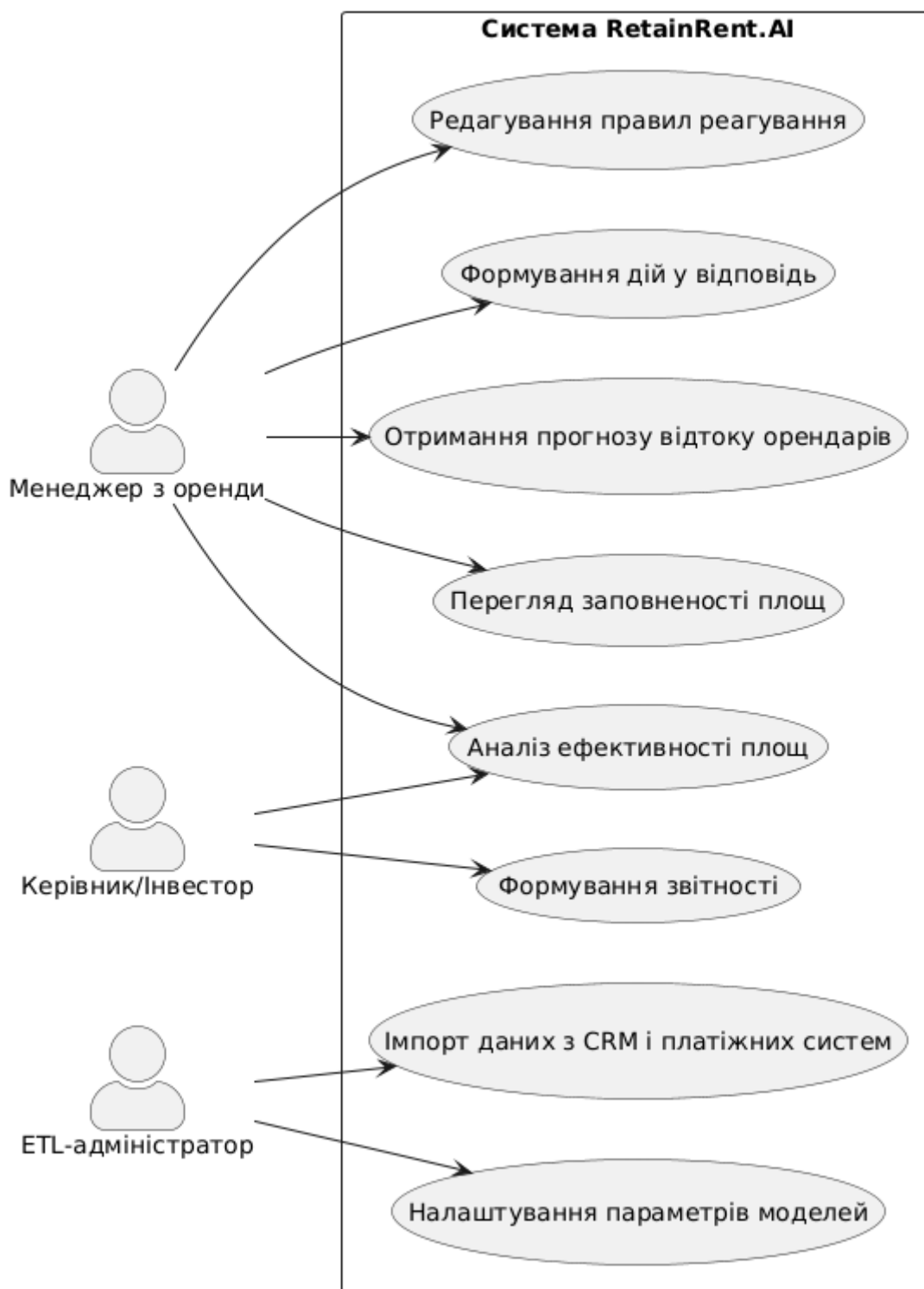


Рисунок 2.2 – Діаграма варіантів використання системи

Джерело: розроблено автором самостійно

Таким чином, СІІ RetainRent.AI поєднує в собі потужність машинного навчання і гнучкість знанневої логіки, що дозволяє адаптивно реагувати на зміни в

поведінці орендарів і ринковій кон'юнктурі. Система є платформою для інтелектуальної підтримки прийняття рішень у сфері комерційної нерухомості.

Структура системи показана на рис. 2.3.

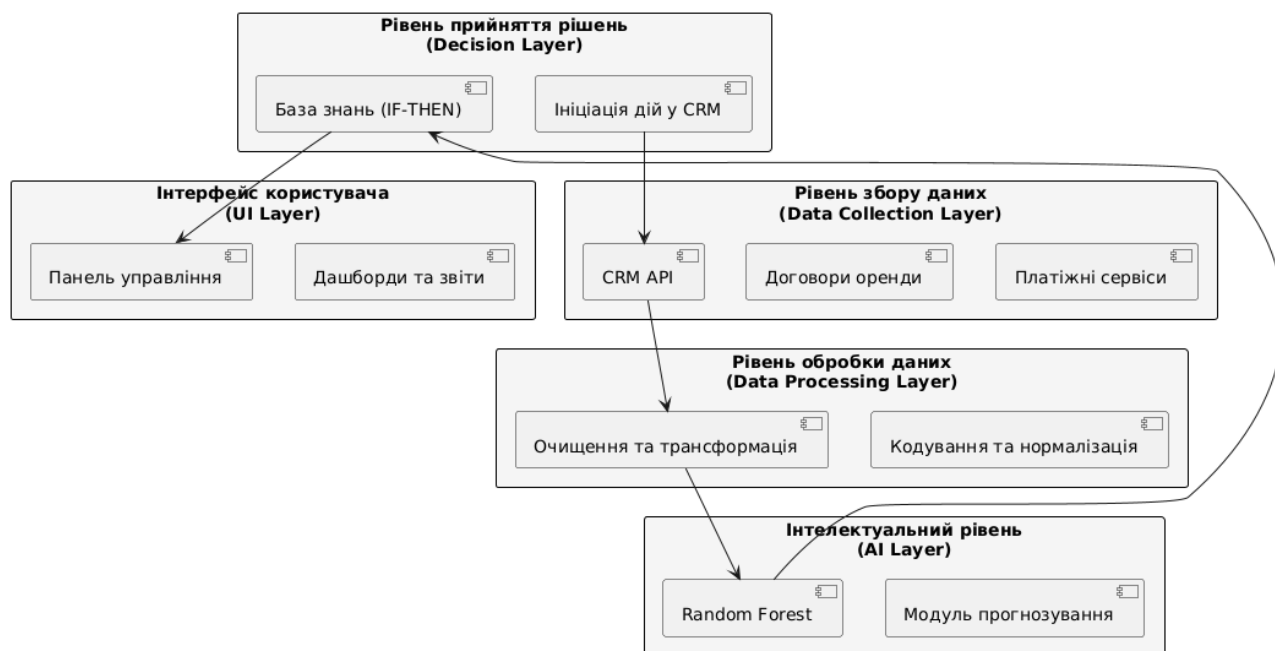


Рисунок 2.3 – Структура СШІ

Джерело: розроблено автором самостійно

Процес управління орендними площами в умовах функціонування системи RetainRent.AI набуває рис інтелектуально керованої циклічної взаємодії, де дії користувача доповнюються автоматизованими обчисленнями, прогнозами та рекомендаціями. Це дозволяє перетворити класичну реактивну модель управління на проактивну.

Збір і оновлення даних. На першому етапі система автоматично отримує оновлення з внутрішніх інформаційних джерел — CRM-системи, бази договорів оренди, платіжного модуля та логів комунікацій із клієнтами. Дані надходять до модуля обробки, де проходять перевірку, очищення, нормалізацію й трансформацію до форматів, придатних для аналізу.

Побудова прогнозу ризику відтоку орендаря. Для кожного активного договору система застосовує модель машинного навчання (наприклад, Random

Forest), яка обчислює ймовірність того, що орендар не продовжить оренду. Результат прогнозу є основою для подальших дій.

Активация продукційного правила. Якщо прогнозне значення перевищує встановлений поріг (наприклад, $P(\text{відтоку}) > 0.7$), модуль правил (rule engine) здійснює зіставлення з базою знань. Наприклад: IF $P > 0.8$ AND $\text{tenant_type} = \text{"short_term"}$ THEN assign_manager .

Ініціювання управлінської дії. Залежно від умов, система може:

- автоматично згенерувати індивідуальну знижку,
- створити завдання для менеджера,
- надіслати клієнту персоналізовану пропозицію,
- активувати сценарій комунікації в CRM.

Аналітична оцінка ефективності площ. Паралельно система розраховує ефективність використання кожної площі (дохідність, середній термін оренди, коефіцієнт завантаженості). Якщо ефективність низька — система може рекомендувати перегляд вартості, перепланування або зміну цільової аудиторії.

Формування звітності. За результатами дій і змін у заповненості система автоматично формує аналітичні звіти для керівництва. Ці звіти містять як агреговані показники, так і динаміку змін за визначеними періодами, з поясненням факторів впливу.

Навчання на зворотному зв'язку. Система фіксує наслідки реалізованих дій (наприклад, чи було продовжено договір після знижки) та використовує ці дані для вдосконалення моделей і оновлення бази знань. Таким чином формується механізм самонавчання.

Цей процес є ітеративним: що більше даних отримує система, то точнішими стають її прогнози та релевантнішими рекомендації. Таким чином, RetainRent.AI не лише автоматизує рутинні операції, а й виступає повноцінним інструментом підтримки управлінських рішень.

2.3 Методи, моделі і моделювання процесів і елементів складних систем

Ефективне функціонування системи штучного інтелекту (СШІ), спрямованої на оптимізацію завантаженості орендних площ комерційної нерухомості, неможливе без застосування сучасних методів, моделей та інструментів моделювання. У межах такої системи інтелектуальний компонент виконує роль аналізатора даних, прогнозного механізму та системи підтримки прийняття управлінських рішень, що потребує використання формалізованих підходів до відображення процесів і поведінкових закономірностей.

Основною передумовою проєктування є побудова моделей, здатних репрезентувати динаміку заповненості об'єктів нерухомості, взаємодію з орендарями, вплив економічних і часових факторів, а також визначати оптимальні реакції системи на зміну ситуації. У зв'язку з цим доцільним є впровадження методів машинного навчання, моделей прогнозування часових рядів, алгоритмів виявлення ризиків та адаптивних моделей прийняття рішень.

У системах штучного інтелекту для оптимізації завантаженості орендних площ застосовуються різноманітні методи, що поділяються на кілька функціональних груп. Кожна з них відповідає певному аспекту роботи системи: прогнозуванню, класифікації, виявленню ризиків або прийняттю рішень. Нижче наведено узагальнену класифікацію.

Група методів	Типові моделі	Призначення у СШІ
Моделі прогнозування	Prophet, LSTM	Прогноз майбутньої завантаженості площ у часі
Моделі класифікації	Random Forest, Logistic Regression, XGBoost	Оцінка ймовірності відтоку орендарів
Моделі виявлення аномалій	Isolation Forest, Autoencoder	Виявлення нетипових змін у заповненості або оплатах
Рекомендаційні моделі	Rule-based, Content-based	Підбір дій або нових орендарів на основі ситуації
Імітаційне моделювання	Agent-based modeling	Моделювання поведінки орендарів у системі
Аналіз просторових даних	GeoAI, K-Means	Оцінка привабливості площ з урахуванням локації

Джерело: розроблено автором на основі [32-42]

Серед проаналізованого спектра моделей найбільш доцільними для реалізації у межах запропонованої системи виявилися моделі класифікації та прогнозування. Для задачі оцінки ймовірності відтоку орендарів доцільним є використання моделі Random Forest, що забезпечує високу точність класифікації, стійкість до шумів і дозволяє визначити вагомість ознак, що особливо важливо для інтерпретації рішень у сфері управління нерухомістю. Дана модель функціонує на основі ансамблю незалежних дерев рішень, що агрегують результати голосування, зменшуючи ризик перенавчання та покращуючи узагальнення.

Розглянемо це метод більш детально.

Аналіз аномалій: модель Isolation Forest

Одним з ефективних підходів для виявлення аномалій у багатовимірних даних є метод Isolation Forest. На відміну від класичних моделей класифікації, які навчаються на позначених прикладах, Isolation Forest — це ненаглядний (unsupervised) алгоритм, який ізолює аномалії шляхом випадкового поділу даних[45].

Основна ідея полягає в тому, що аномальні спостереження відрізняються тим, що для їх відділення потрібно менше умов, ніж для звичайних (нормальних) точок. Тобто аномалії швидше «ізолюються» випадковими розбиттями простору.

Математично, для кожного об'єкта x оцінюється середня довжина шляху $h(x)$ до його ізоляції у дереві. Для n об'єктів довжина шляху нормалізується через:

$$s(x, n) = 2^{-\frac{h(x)}{c(n)}}$$

де:

$s(x, n)$ — аномалійна оцінка (anomaly score),

$h(x)$ — середня довжина шляху до ізоляції об'єкта,

$c(n)$ — середнє очікуване значення шляху в довільному дереві, що приблизно дорівнює $c(n) \approx 2 \ln(n) - 0.718$ (для великих n).

Чим коротший шлях ізоляції — тим більша ймовірність, що спостереження є аномалією (score ближче до 1).

У практичному застосуванні в системі цей метод дозволяє:

автоматично відсіювати підозрілий трафік,
сигналізувати про раптові відхилення в метриках,
виявляти шахрайські шаблони поведінки, що не вкладаються у нормальні кластери.

Для прогнозування загального рівня завантаженості орендних площ у часі запропоновано використання моделі Prophet, яка дозволяє враховувати сезонні коливання, лінійні та нелінійні тренди, ефекти святкових і календарних подій. Її інтерпретованість, адаптивність та простота у впровадженні роблять її придатною для систем з обмеженим обсягом даних та чітко вираженою сезонністю попиту.

Для підтримки прийняття рішень на основі ризиків втрати орендаря в систему включено rule-based модуль, який реалізує прості правила, сформульовані експертами на основі аналітики. Це дозволяє комбінувати машинне навчання із логіко-продукційним підходом, забезпечуючи гнучкість та контрольованість процесів.

У рамках проєктування інтелектуальної системи моделювання процесів виконується як на інформаційному рівні, так і на поведінковому (імітаційному). Інформаційне моделювання охоплює логіку обробки даних про орендарів, характеристики приміщень, історичні шаблони завантаженості, що подаються до вхідних модулів системи. Джерелом даних виступають внутрішні CRM-системи, платіжні сервіси, а також результати опитувань або дані про активність орендаря в об'єкті нерухомості.

Центральним процесом є класифікація об'єктів на «ризикові» та «стабільні», що здійснюється на основі підготовлених ознак. Результати класифікації слугують тригером для подальших дій: система автоматично обирає реакцію з бази правил — наприклад, повідомлення менеджеру або пропозиція знижки. Ці рішення моделюються за допомогою продукційної логіки, в якій умовні оператори (IF–THEN) формалізують реагування на конкретні події.

На рівні імітаційного моделювання реалізується уявна поведінка системи в умовах зміни параметрів — наприклад, якщо зростає кількість ризикових клієнтів у певному сегменті ринку або змінюється загальна ситуація на ринку оренди. Для

цього застосовуються агентно-орієнтовані моделі, в яких кожен орендар моделюється як агент із власною поведінкою, здатний реагувати на зміни умов (ціна, сервіс, конкуренція).

Таким чином, моделювання процесів у запропонованій системі дозволяє не лише відтворити поточний стан, але й прогнозувати наслідки прийнятих управлінських рішень у динаміці.

Висновки до розділу 2

Для реалізації інтелектуальної системи оптимізації завантаженості орендних площ комерційної нерухомості було обґрунтовано доцільність застосування ансамблевих моделей класифікації (Random Forest), моделей часових рядів (Prophet), а також продукційних правил як бази управлінських рішень. Побудовані моделі не лише забезпечують прогнозування завантаженості й оцінку ризиків відтоку орендарів, але й дозволяють здійснювати адаптивне реагування на зміну ситуації на ринку. Моделювання інформаційних потоків і поведінки агентів забезпечує гнучке відображення динаміки взаємодії між компонентами системи та дає змогу оцінити ефективність впроваджених рішень ще до їх практичного застосування.

РОЗДІЛ 3 РОЗРОБЛЕННЯ ПРОЕКТНИХ РІШЕНЬ

3.1 Моделювання та проектування бази знань прийняття інтелектуальних рішень і управління

У межах запропонованої концепції системи *RetainRent.AI* центральним компонентом інтелектуального модуля є база знань, яка реалізує механізми прийняття рішень на основі поєднання результатів машинного навчання з продукційними правилами. Така база знань покликана забезпечити не лише автоматичну реакцію системи на виявлені ризики, а й адаптацію до динамічних умов ринку комерційної нерухомості.

Загалом передбачається реалізація трьох основних задач:

- прогнозування ризику відтоку орендаря – класифікація об'єктів з високою ймовірністю завершення договору без пролонгації;
- визначення поточної ефективності площі – аналіз кореляції між зайнятістю, доходністю та конкурентною позицією об'єкта;
- формування дій у відповідь – вибір оптимального варіанту реагування на виявлену загрозу: зміна вартості оренди, знижка, комунікація з клієнтом.

У межах цієї роботи реалізовано першу задачу – прогноз ризику відтоку орендарів, що реалізується на основі моделі *Random Forest*. Програмний код реалізований у *Python* у середовищі *GoogleColab*, кодпрограми показаний у додатку А.

Задача прогнозування відтоку орендарів формалізується як задача бінарної класифікації, де цільова змінна приймає значення 1, якщо орендар, імовірно, не продовжить договір, та 0 в іншому випадку. Для її розв'язання було застосовано модель *Random Forest*, яка є ансамблевим методом навчання із використанням множини дерев рішень. Дана модель дозволяє зберігати високу точність

класифікації навіть при наявності змішаних типів ознак і є стійкою до переобучення, що особливо важливо у разі обмеженої кількості прикладів класу «відтоку».

Для навчання моделі було сформовано навчальну вибірку з таких ознак:

- Середня затримка платежів (днів) – числова ознака;
- Частота звернень до служби підтримки – числова ознака;
- Час до завершення договору (днів) – числова ознака;
- Тип орендаря (постійний / короткостроковий) – категоріальна ознака;
- Площа орендованого приміщення (м²) – числова ознака;
- Рівень завантаженості об'єкта (%) – числова ознака.

Навчена модель дозволяє розраховувати ймовірність $P(\text{відтоку})$ для кожного активного орендаря, на основі якої база знань ініціює продукційні правила.

Приклад такого правила у вигляді фрагмента бази знань:

```
IF (P(відтоку) > 0.65) AND (час_до_закінчення < 30 днів)
THEN дія = "Пропозиція знижки 10% на продовження договор
```

Альтернативні правила можуть передбачати інші дії залежно від умов:

```
IF (P(відтоку) > 0.80) AND (тип_орендаря == "короткостроковий")
THEN дія = "Автоматичне створення завдання для менеджера"
```

Таким чином, прогнозне значення, отримане з ML-моделі, виступає тригером для ініціації конкретного управлінського рішення. Такий підхід поєднує адаптивність інтелектуального модуля з прозорістю та контрольованістю експертних правил.

На основі вхідних даних, що регулярно оновлюються із внутрішніх інформаційних систем (CRM, платіжних сервісів, логів звернень), формується поточний профіль кожного активного орендаря. Для кожного запису обчислюється ймовірність відтоку $P(\text{відтоку})$ за допомогою навченої моделі Random Forest.

Значення цієї ймовірності передається до системи продукційних правил, яка виконує зіставлення з наявними умовами.

Алгоритм роботи інтелектуального модуля реалізується у декілька етапів:

1. Збір вхідних даних – отримання актуальних значень атрибутів орендаря із зовнішніх джерел.
2. Попередня обробка – кодування категоріальних змінних (наприклад, тип орендаря), перевірка наявності пропущених значень, нормалізація або стандартизація за потреби.
3. Застосування моделі Random Forest – прогнозування ймовірності відтоку для кожного об'єкта.
4. Оцінка порогу прийняття рішення – визначення, чи перевищує прогнозоване значення встановлений поріг (наприклад, 0.7).
5. Активація продукційного правила – ініціація дії, якщо умови правила задовольняються.
6. Передача дії до бізнес-процесу – створення відповідного завдання, автоматичне сповіщення менеджера або надсилання персоналізованої пропозиції клієнту.
7. Збереження результату – фіксація прийнятого рішення і подальших дій у базі даних для аналізу ефективності.

Перевагою даного підходу є його циклічність і здатність до самонавчання: у разі появи нових патернів у поведінці орендарів модель може бути перенавчена, а база знань — розширена відповідними правилами. Таким чином, інтелектуальна система не лише реагує на поточні ризики, а й адаптується до динаміки середовища, підтримуючи актуальність прийнятих рішень.

Алгоритм прогнозу відтоку орендарів і запуску правила показано на рис. 3.1.

Алгоритм прогнозу відтоку орендарів і запуску правила

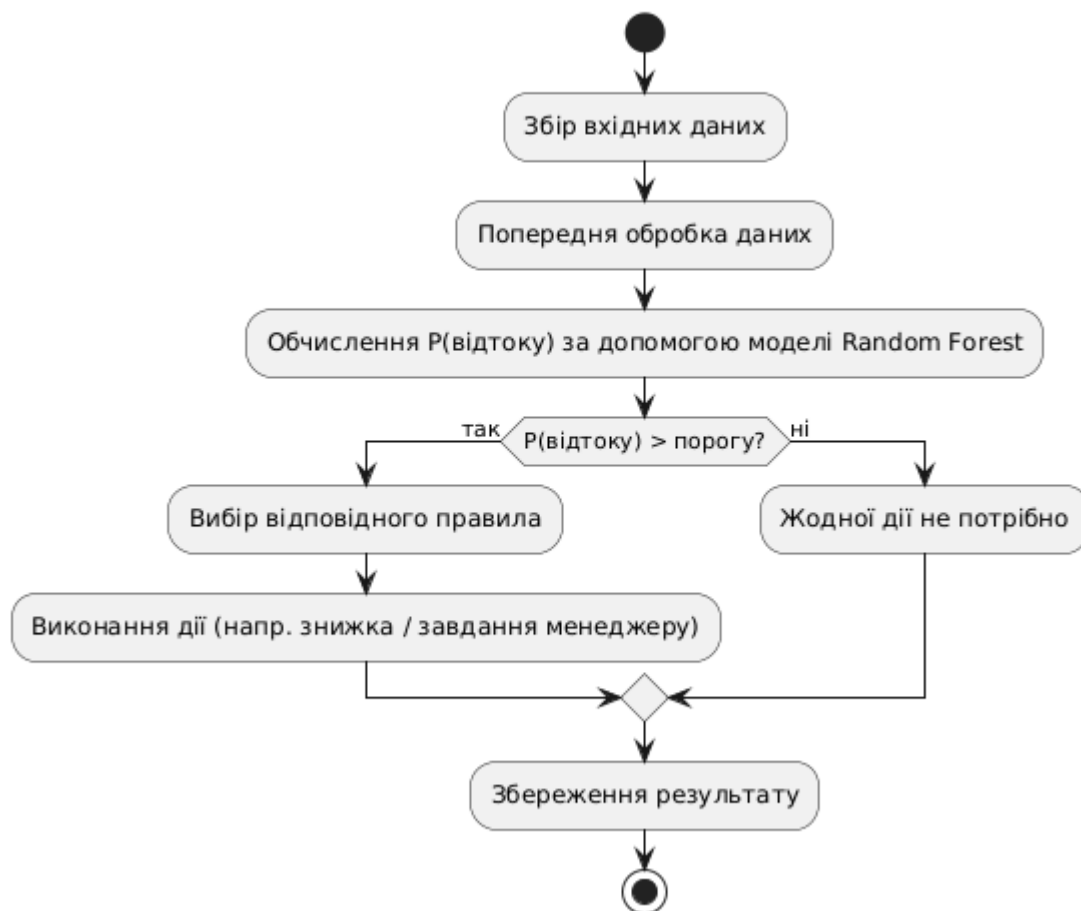


Рисунок 3.1 - Алгоритм прогнозу відтоку орендарів і запуску правила

Джерело: розроблено автором самостійно

Структура даних, що завантажені, наступна (рис. 3.2)

```
# 📌 Крок 3: Перевірка структури даних
print(df.head())
```

	avg_payment_delay_days	support_requests	days_to_contract_end	tenant_type
0	6.490142	1	346	long_term
1	4.585207	2	87	long_term
2	6.943066	1	90	long_term
3	9.569090	5	237	long_term
4	4.297540	1	70	long_term

	rented_area_m2	occupancy_rate	churn_risk
0	68.755460	66.033283	0
1	83.833217	84.855828	0
2	128.554740	99.985094	0
3	31.580118	83.495872	1
4	69.808060	46.851027	0

Рисунок 3.2 – Структура вхідних даних

Джерело: розроблено автором самостійно

Після внесення параметрів і навчання моделі здійснили оцінку моделі (рис.3.3)

```
# 📌 Крок 8: Оцінка моделі
y_pred = model.predict(X_test)
print(classification_report(y_test, y_pred))
```

	precision	recall	f1-score	support
0	0.98	1.00	0.99	242
1	1.00	0.50	0.67	8
accuracy			0.98	250
macro avg	0.99	0.75	0.83	250
weighted avg	0.98	0.98	0.98	250

Рисунок 3.3 – Оцінювання точності моделі

Джерело: розроблено автором самостійно

За результатами тестування моделі Random Forest на відкладеній вибірці було отримано показник загальної точності класифікації на рівні 98%, що свідчить про високу здатність моделі до узагальнення. Для класу «0» (орендар не має ризику відтоку) значення precision склало 0.98, а recall — 1.00, що вказує на майже безпомилкову ідентифікацію стабільних орендарів. Водночас, для класу «1» (ризик відтоку наявний) precision досяг 1.00, але recall був обмеженим — 0.50, тобто модель виявила лише половину всіх дійсних випадків ризику.

Незважаючи на високу точність при передбаченні позитивного класу, обмежене охоплення класу «1» свідчить про недостатню чутливість моделі до рідкісних, але критично важливих подій. Це є типовою проблемою для задач з дисбалансом класів. У подальшій роботі передбачається вдосконалення моделі за рахунок застосування методів балансування вибірки або налаштування ваг класів, що дозволить підвищити recall без суттєвого зниження точності.

Для більш глибокого розуміння логіки роботи моделі Random Forest проаналізовано значущість вхідних ознак, що впливають на прогноз ризику відтоку. На рисунку 3.4 наведено розподіл важливості ознак згідно з внутрішніми вагами моделі.

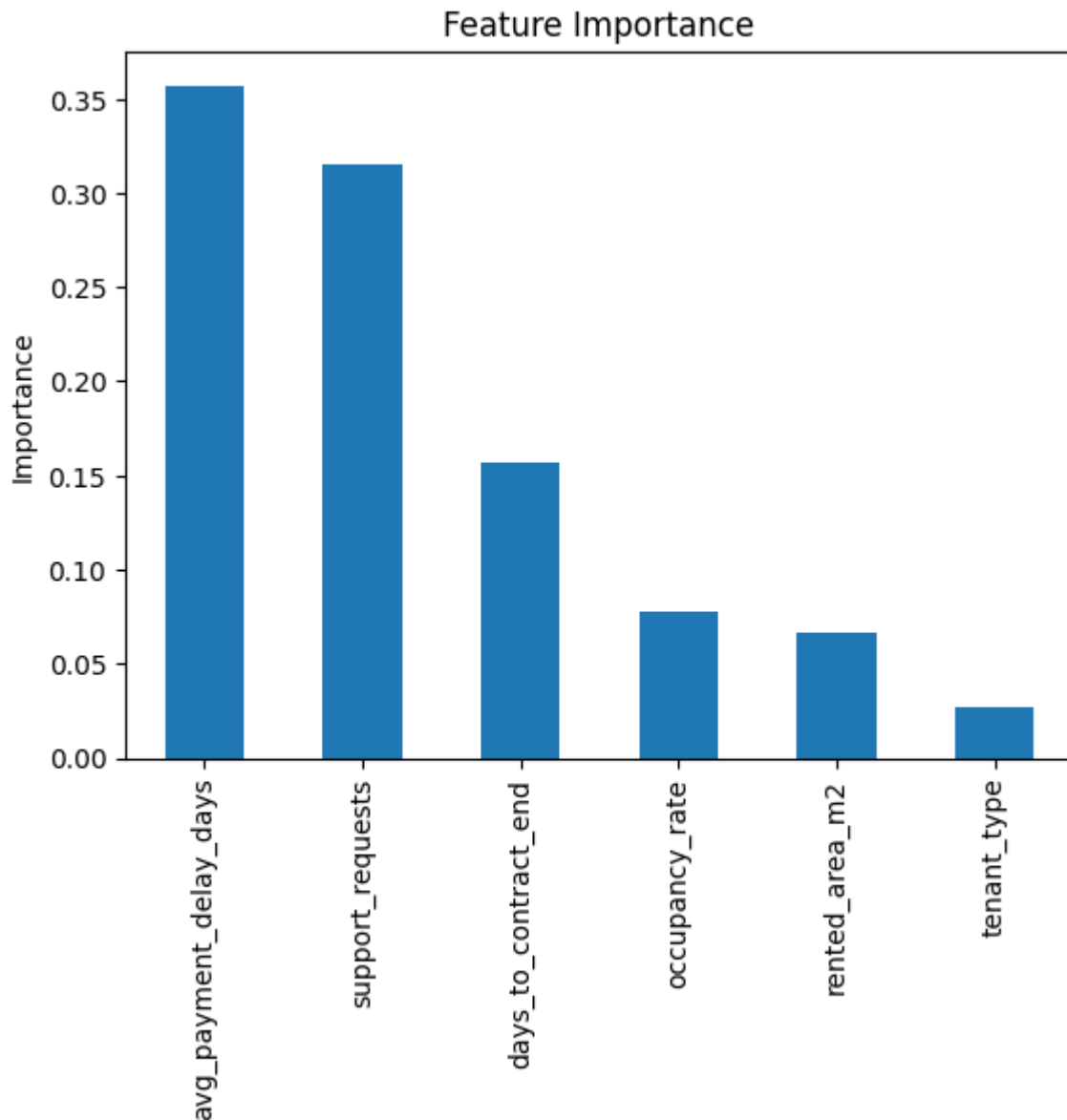


Рисунок 3.4 – Значущість ознак у моделі Random Forest

Джерело: побудовано автором на основі результатів моделі

Як видно з рисунка, найбільш вагомими факторами для прогнозування є середня затримка платежів та частота звернень до служби підтримки. Вони мають найвищі значення важливості серед усіх ознак, що вказує на їх критичну роль у формуванні профілю ризикового орендаря. Натомість тип орендаря має мінімальний вплив, що може бути пов'язано з його слабкою варіативністю або меншою прогностичною силою в межах навчальної вибірки.

Таким чином, побудована модель може бути ефективно використана як частина системи підтримки управлінських рішень, однак для забезпечення високої

якості виявлення ризикованих орендарів доцільне її подальше вдосконалення (рис.3.5).

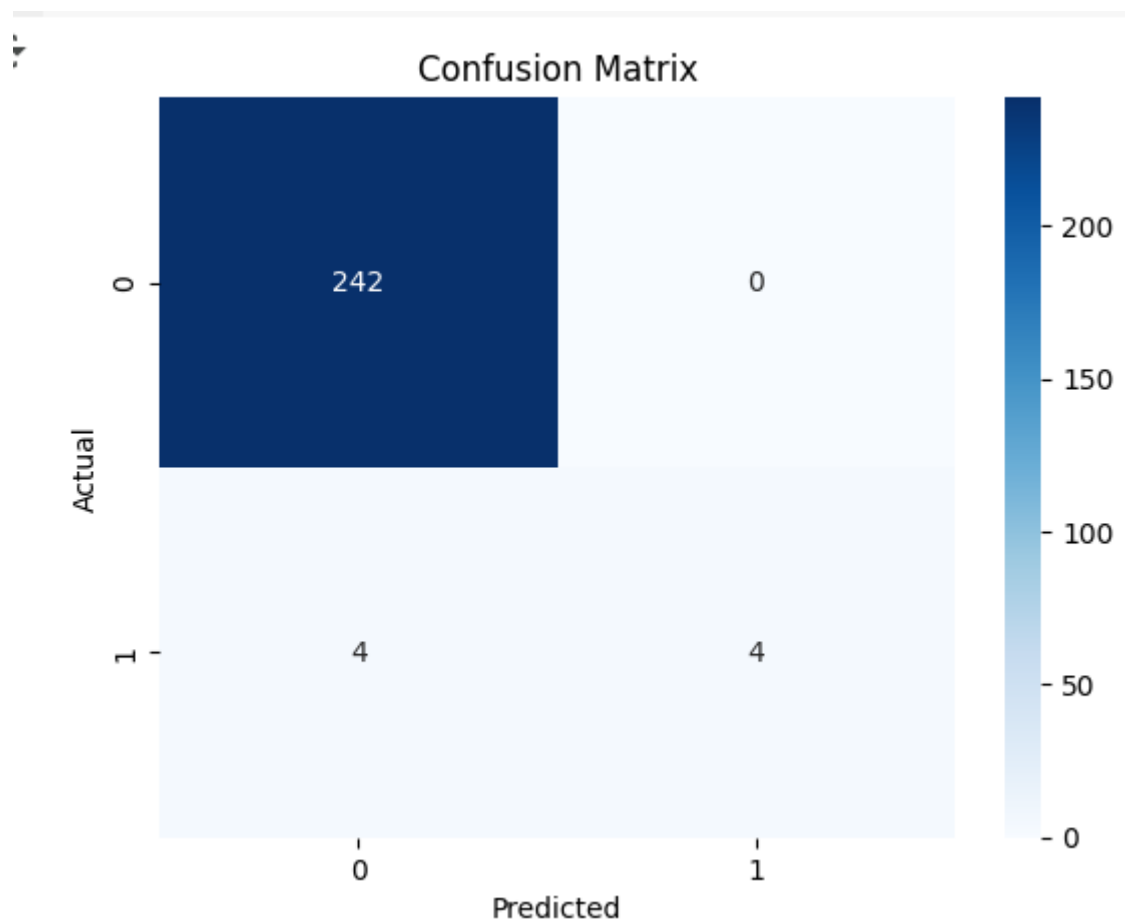


Рисунок 3.5 – Матриця плутанини

Джерело: розроблено автором самостійно

На рисунку 3.4 представлено матрицю плутанини, яка наочно демонструє результати класифікації моделі на тестовій вибірці. Значення на діагоналі матриці (242 для класу «0» та 4 для класу «1») відображають кількість правильно класифікованих прикладів, тоді як позадіагональні елементи (4 випадки) свідчать про помилки другого роду, коли реальні випадки відтоку не були розпізнані як такі.

Аналізуючи отриману матрицю, можна зробити висновок, що модель дуже добре справляється з виявленням стабільних орендарів ($TN = 242$), але має обмежену здатність виявляти орендарів із високим ризиком відтоку, правильно класифікуючи лише 4 із 8 таких прикладів ($TP = 4$). У свою чергу, 4 випадки

залишилися невиявленими ($FN = 4$), що вказує на необхідність подальшого вдосконалення моделі з метою підвищення recall для позитивного класу.

На основі матриці плутанини (рисунок 3.4) підтверджується наявність орендарів із високим ризиком відтоку у тестовій вибірці. Зокрема, у нижньому рядку матриці, що відповідає фактичному класу «1» (ризикові орендарі), зафіксовано 8 випадків. З них модель правильно класифікувала 4 приклади як ризикові (true positives), а ще 4 випадки були помилково віднесені до стабільних орендарів (false negatives).

Це свідчить про те, що модель, незважаючи на високу загальну точність, виявляє лише половину випадків відтоку, що є критичним у контексті управління заповненістю орендних площ. Водночас відсутність хибнопозитивних рішень (false positives = 0) підтверджує високу специфічність — система не вказує на відтік там, де його немає. Таким чином, матриця плутанини дозволяє не лише оцінити загальну ефективність моделі, але й виявити її слабкі сторони, пов'язані з недостатньою чутливістю до рідкісного, але важливого класу. Це обґрунтовує потребу подальшої оптимізації моделі з фокусом на підвищення recall для ризикових об'єктів.

Після того як модель Random Forest здійснює прогноз і визначає ймовірність відтоку для кожного орендаря, система переходить до наступного етапу — прийняття управлінського рішення на основі результату класифікації. Для цього застосовується база знань, яка реалізує продукційні правила типу IF–THEN, пов'язані з відповідними діями у разі виявлення ризикового профілю.

У випадку, коли ймовірність відтоку перевищує встановлений поріг (наприклад, 0.7), система автоматично переводить такого орендаря до категорії «ризикових» та ініціює один із можливих сценаріїв реагування. Послідовність дій у цьому випадку реалізується за таким алгоритмом:

Ідентифікація орендаря з високим ризиком — модель присвоює клас 1, а ймовірність $P(\text{відтоку}) > 0.7$.

Аналіз додаткових факторів — система перевіряє:

- чи завершується договір оренди протягом найближчих 30 днів;

- тип орендаря (короткостроковий або довгостроковий);
- наявність негативних історичних ознак (наприклад, часті затримки платежів).

Вибір відповідного правила з бази знань. Наприклад:

- IF P(відтоку) > 0.7 AND days_to_contract_end < 30 THEN → згенерувати персональну знижку;
- IF P(відтоку) > 0.8 AND tenant_type = short_term THEN → передати задачу менеджеру для прямого контакту;
- IF P(відтоку) > 0.9 THEN → запустити автоматичне повідомлення з пропозицією лояльності.

Формування і виконання дії — обрана дія реалізується в межах операційної CRM-системи або передається відповідальному співробітнику.

Фіксація результату — система реєструє здійснену дію та оцінює подальшу реакцію орендаря (наприклад, продовження або відмова), що в подальшому використовується для уточнення ефективності застосованого правила.

Таким чином, інтелектуальна система забезпечує персоналізоване та контекстно обґрунтоване реагування на ризик втрати клієнта, що підвищує ефективність управління завантаженістю орендних площ та знижує фінансові втрати, пов'язані з простоем об'єктів. У перспективі реалізація адаптивного механізму оновлення бази знань дозволить оптимізувати стратегії реагування на основі накопиченої статистики ефективності рішень.

На рис. 3.6 показаний алгоритм реагування на ризик відтоку орендаря.

Алгоритм реагування на ризик відтоку орендаря

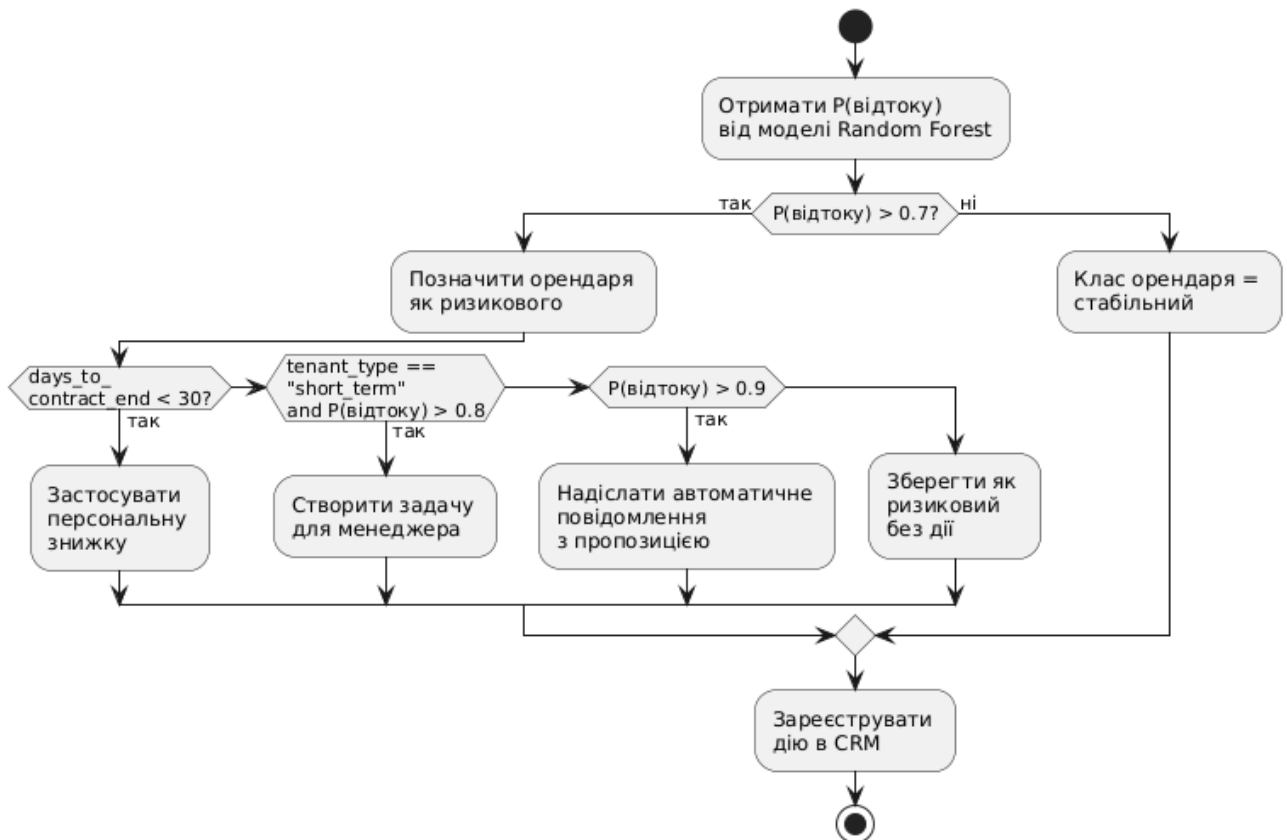


Рисунок 3.6 – Алгоритм реагування на ризик відтоку орендаря

Джерело: розроблено автором самостійно

Окрім реалізованої задачі прогнозування ризику відтоку орендарів, у межах проектування бази знань системи *RetainRent.AI* також передбачається можливість розширення функціональності за рахунок включення інших задач, що безпосередньо впливають на ефективність завантаженості площ. Зокрема, мова йде про:

1. Оцінку поточної ефективності використання орендної площі

Дана задача передбачає аналіз співвідношення між доходом, отриманим від оренди, площею приміщення, періодом завантаженості та ринковими показниками. Для її реалізації доцільно використати табличні прогностичні моделі на основі правил або регресійного аналізу, зокрема, градієнтний бустинг (XGBoost), що дозволяє встановити вагомість окремих факторів у формуванні рентабельності кожного об'єкта. На основі цього аналізу система може автоматично визначати

площі з низьким коефіцієнтом ефективності та формувати рекомендації щодо зміни вартості, перегляду умов договору або доцільності маркетингового втручання.

2. Формування дій у відповідь (рекомендаційна система)

Ця задача пов'язана з вибором найдоцільнішої дії у разі виявлення нестабільності або ризикованої поведінки орендаря. Пропонується використання моделі рекомендацій типу rule-based або content-based, яка враховує історичні дії системи у схожих ситуаціях, категорію орендаря, його платоспроможність, тип об'єкта та поточний ринковий стан. На відміну від фіксованих правил, рекомендації можуть динамічно генеруватися дії, ґрунтуючись на контекстуальній схожості з раніше успішними сценаріями. Такі моделі є перспективними для створення адаптивного середовища взаємодії з клієнтами у великомасштабних системах нерухомості.

3.2 Розроблення користувацького інтерфейсу. Елементи та структура.

Користувацький інтерфейс інтелектуальної системи RetainRent.AI розроблено з урахуванням вимог зручності, швидкості доступу до ключової інформації та підтримки прийняття рішень на основі даних. Основною метою проектування інтерфейсу є забезпечення ефективної взаємодії між користувачем (керуючим нерухомістю або аналітиком) та інтелектуальним ядром системи, що здійснює аналіз завантаженості, прогнозування ризиків та формування управлінських дій.

Інтерфейс має багаторівневу структуру, що включає основну навігаційну панель, панель фільтрації й вибору параметрів, аналітичні візуалізації, а також інструменти ручного та автоматичного втручання. Структура екранів відображає логіку роботи системи: від загального моніторингу завантаженості об'єктів до детального аналізу ризикових орендарів та ініціації відповідних дій.

У процесі розроблення було використано принципи адаптивного дизайну, що забезпечують зручну роботу з системою як на стаціонарних ПК, так і на мобільних пристроях. Основні елементи інтерфейсу розміщено таким чином, щоб зменшити когнітивне навантаження та мінімізувати кількість дій, необхідних для отримання цільової інформації або формування управлінського рішення.

Після авторизації в системі користувач потрапляє на головну сторінку — інтерактивну панель управління, яка забезпечує огляд ключових показників ефективності. Структура інтерфейсу дозволяє швидко отримати візуалізовану інформацію про рівень заповненості площ, історію змін завантаженості, поточний стан орендарів та список клієнтів із підвищеним ризиком відтоку. Основне меню навігації розташоване зліва та складається з логічно згрупованих розділів, серед яких:

- панель моніторингу;
- аналітика;
- договори оренди;
- оцінка ризику;
- пропозиції і дії (рекомендації);
- налаштування.

На рисунку 3.7 наведено приклад головного вікна інтерфейсу користувача, розробленого в межах системи RetainRent.AI. Програмна реалізація інтерфейсу показана у додатку Б.

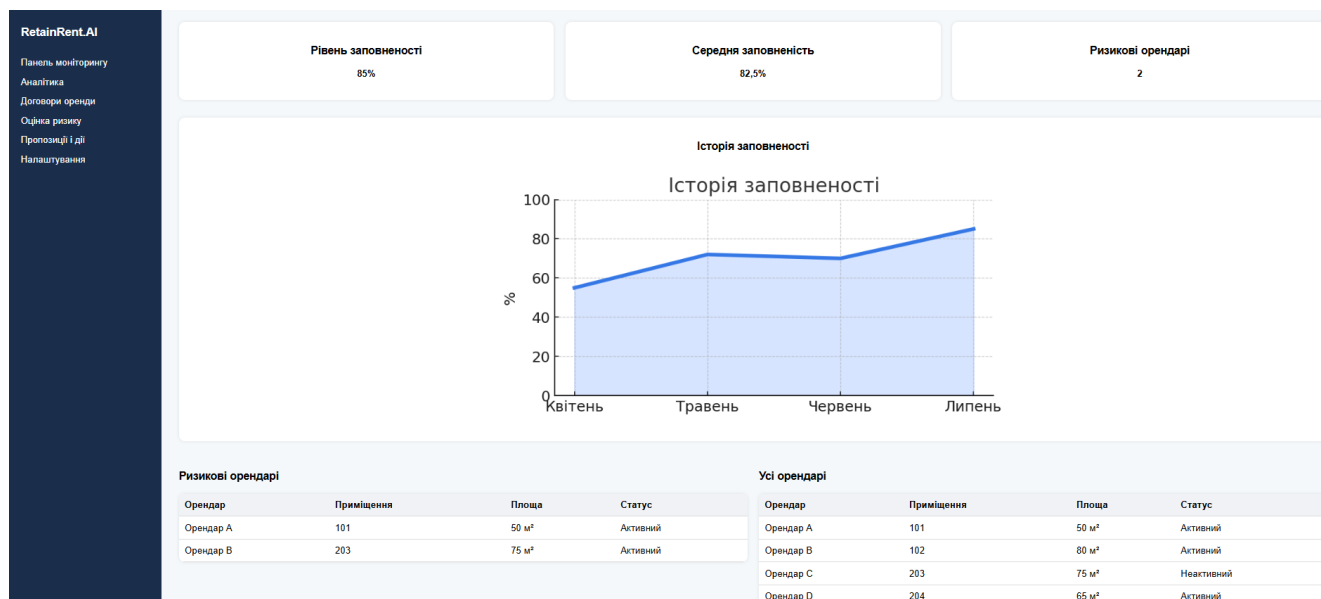


Рисунок 3.7 – Головне меню системи

Джерело: розроблено автором самостійно

При переході до розділу Оцінка ризику користувач отримує доступ до детального аналізу орендарів із потенційно високою ймовірністю відтоку. Інтерфейс даного вікна реалізовано у вигляді таблиці з ключовими показниками, які впливають на оцінку ризику, зокрема: ймовірність відтоку, площа орендованого приміщення, дата завершення договору, тип орендаря, середня затримка платежів тощо.

Інформація представлена у зручному форматі з можливістю сортування за кожним із полів. Колонка з ймовірністю відтоку відображається з використанням колірного кодування, що дозволяє візуально виділити найбільш ризикові випадки. Для кожного запису передбачено можливість перегляду розширеної інформації або ініціації відповідної дії через інтегровану базу знань.

На рисунку 3.8 представлено приклад інтерфейсного вікна модуля Оцінка ризику в системі RetainRent.AI.

RetainRent.AI						
<ul style="list-style-type: none"> Панель моніторингу Аналітика Договори оренди Оцінка ризику Пропозиції і дії Налаштування 						
Оцінка ризику						
Орендар	Ймовірність відтоку	Приміщення	Завершення договору	Тип	Сер. затримка (днів)	
Орендар А	85%	A102	01.05.2025	Постійні	–	Детальніше
Орендар В	71%	B305	15.08.2025	Постійні	–	Детальніше
Орендар С	66%	C210	20.03.2026	Короткострокові	–	Детальніше
Орендар D	52%	B110	25.07.2026	Постійні	–	Детальніше
Орендар E	47%	A213	10.06.2026	Короткострокові	–	Детальніше
Орендар F	33%	C107	05.02.2025	Постійні	–	Детальніше
Орендар G	24%	A025	18.01.2026	Постійні	–	Детальніше

Рисунок 3.8 – Оцінка ризику

Джерело: розроблено автором самостійно

Розділ Договори оренди забезпечує швидкий доступ до ключової інформації щодо всіх активних, завершених і запланованих договорів оренди. Інтерфейс реалізовано у вигляді табличної структури з фільтрами за статусом договору, типом орендаря та періодом дії. Для кожного запису доступна коротка інформація (дата укладення, строк дії, тип приміщення, площа, сума орендної плати), а також кнопка для переходу до розширеного перегляду та редагування документа.

На рисунку 3.9 зображено приклад реалізації вікна перегляду договорів у системі RetainRent.AI.

RetainRent.AI					
<ul style="list-style-type: none"> Панель моніторингу Аналітика Договори оренди Оцінка ризику Пропозиції і дії Налаштування 					
Договори оренди					
<input type="text" value="Всі статуси"/> <input type="text" value="Всі орендарі"/> <input type="text" value="За весь період"/>					
Орендар	Дата завершення	Тип договору	Приміщення	Статус	
Орендар А	01.05.2025	Постійні	A102	Активний	
Орендар В	15.08.2025	Постійні	B305	Активний	
Орендар С	20.03.2026	Короткострокові	C210	Активний	
Орендар D	25.07.2026	Постійні	B110	Активний	
Орендар E	10.06.2026	Короткострокові	A213	Активний	
Орендар F	05.02.2025	Постійні	C107	Активний	
Орендар G	18.01.2026	Постійні	A025	Активний	

Рисунок 3.9 – Договори оренди

Джерело: розроблено автором самостійно

У модулі *Дії / пропозиції* користувач отримує перелік рекомендацій, згенерованих на основі результатів прогнозової моделі та активованих продукційних правил. Інтерфейс забезпечує прозоре відображення, чому саме система вважає орендаря ризиковим, та які дії рекомендовано для збереження заповненості.

Система дозволяє здійснити одну з наступних дій:

- автоматично запропонувати індивідуальну знижку;
- згенерувати повідомлення про лояльну програму;
- створити задачу для менеджера на контакт з орендарем;
- відкласти дію на певний термін.

Для кожного орендаря доступна індивідуальна картка з поясненням причини рекомендації, прогнозованою ймовірністю відтоку, супутніми параметрами договору та кнопками для прийняття запропонованої дії.

На рисунку 3.10 представлено приклад вікна модуля *Пропозицій і дій*, реалізованого у системі *RetainRent.AI*.

RetainRent.AI

- Панель моніторингу
- Аналітика
- Договори оренди
- Оцінка ризику
- Пропозиції і дії
 - Рекомендації для орендарів
 - Автоматичні повідомлення
 - Історія взаємодій
- Налаштування

Рекомендовані дії

Система рекомендує здійснити наступні дії для запобігання відтоку орендарів з високим рівнем ризику.

Орендар А

Приміщення : 101 · 200 м²
 Тип приміщення: офіс
 Заповнюваність: 82%
 Днів до завершення: 25
 Середнє завершення: наближається
 Тип договору: короткостроковий
 Оцінка ризику: 7

Запропонувати знижку Надіслати повідомлення Зв'язатися з менеджером

Орендар В

Приміщення : 305 · 150 м²
 Тип приміщення: військовий
 Заповнюваність: 76%
 Днів до завершення: 45
 Середнє завершення: наближається
 Тип договору: довгостроковий
 Оцінка ризику: 3

Запропонувати знижку Надіслати повідомлення Зв'язатися з менеджером

Рисунок 3.10 – Рекомендовані дії

Джерело: розроблено автором самостійно

При виборі пункту «Аналітика» з основного меню користувачеві відкривається підрівень із трьома окремими розділами:

- Фінансова аналітика;
- Просторова аналітика;
- Прогностична аналітика.

Кожен із цих підрозділів забезпечує доступ до специфічних типів аналітичних даних, що використовуються в системі для оцінки ефективності управління орендними площами. На рис. 3.10 розглянемо модуль «Фінансова аналітика».

Розділ *Фінансова аналітика* призначений для моніторингу ключових фінансових показників у динаміці. Інтерфейс модуля реалізований у вигляді візуальної панелі, яка дозволяє вибрати період аналізу та об'єкт нерухомості (наприклад, Офіс А, Склад В). Фільтри часу на екрані показані на період з листопада 2024 по квітень 2025 року.

У центральній частині сторінки розміщено два основні блоки. Перший — Надходження, де візуалізовано обсяг фактичних надходжень від оренди у вибраному періоді. Другий — Заборгованість, що демонструє динаміку накопиченої заборгованості за орендними платежами. Обидва графіки мають однаковий стиль оформлення та забезпечують візуальне порівняння для виявлення потенційних фінансових ризиків.

На рисунку 3.11 представлено приклад інтерфейсного вікна модуля Фінансової аналітики в системі RetainRent.AI.

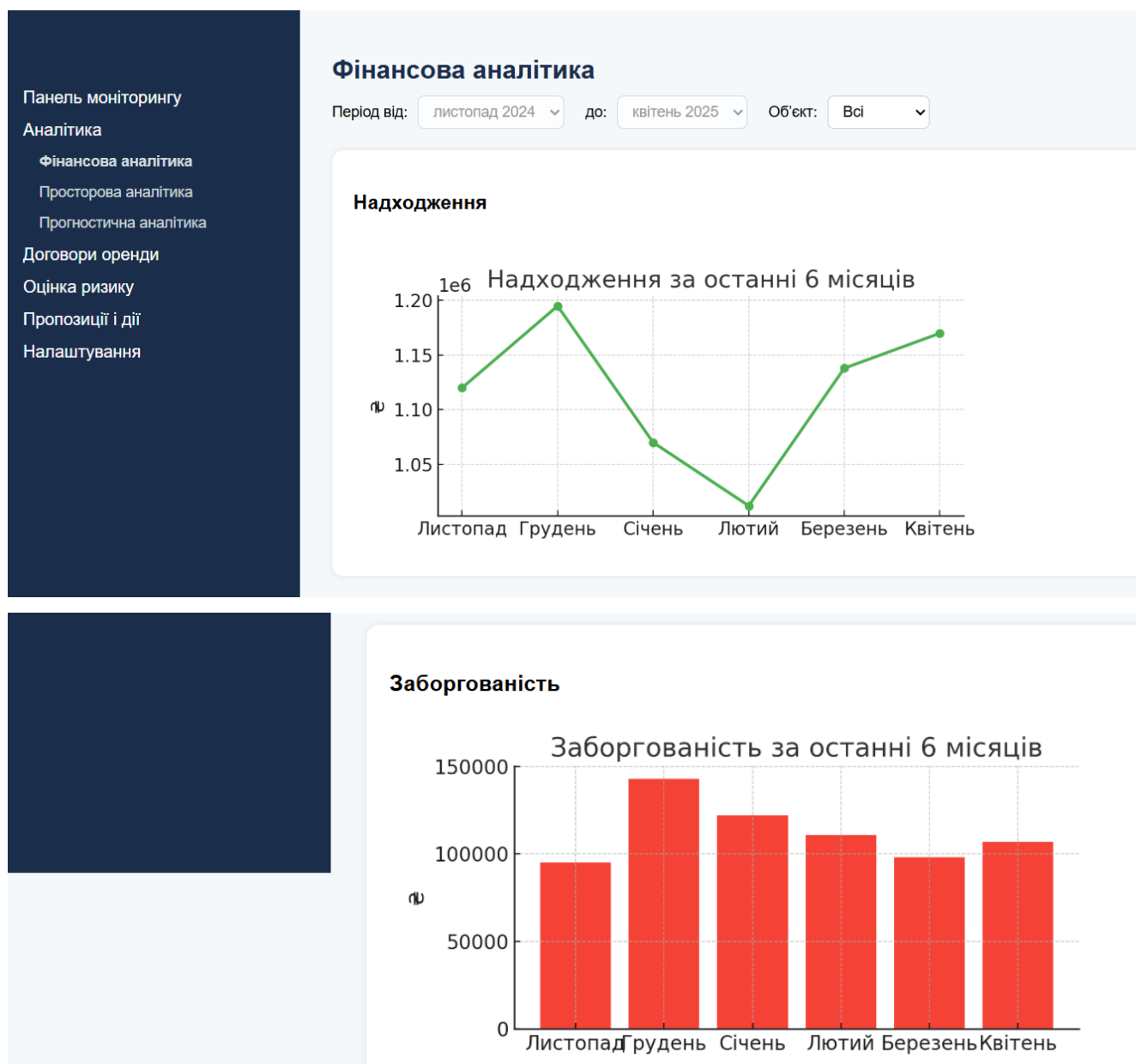


Рисунок 3.11 – Фінансова аналітика

Джерело: розроблено автором самостійно

Наступним підрозділом у секції «Аналітика» є Просторова аналітика, яка дозволяє оцінити ефективність розміщення орендних площ з урахуванням географічних і функціональних характеристик об'єктів.

Інтерфейс модуля реалізовано у вигляді комбінованої візуалізації — користувачу пропонуються кругова діаграма розподілу площ за типами та стовпчаста діаграма рівня заповненості по кожному об'єкту. Це забезпечує

швидкий огляд структури портфеля нерухомості та рівня використання ресурсів у розрізі об'єктів.

У верхній частині сторінки розташовано два графіки:

- розподіл площ відображає співвідношення між офісами, складами й торговими приміщеннями;
- заповненість за об'єктами дозволяє порівняти фактичне використання кожного об'єкта.

Основна аналітична частина представлена у вигляді текстового блоку з узагальненням ключових висновків. Зокрема, зазначено, що найбільшу частку портфеля займають офіси (42%), за ними — склади (33%) і торгові площі (25%), що підкреслює орієнтацію на сегмент B2B. Зазначено також, що середній рівень заповненості перевищує 85%, а Об'єкт А демонструє найвищу ефективність використання.

На рисунку 3.12 наведено приклад інтерфейсного вікна просторової аналітики в системі RetainRent.AI.

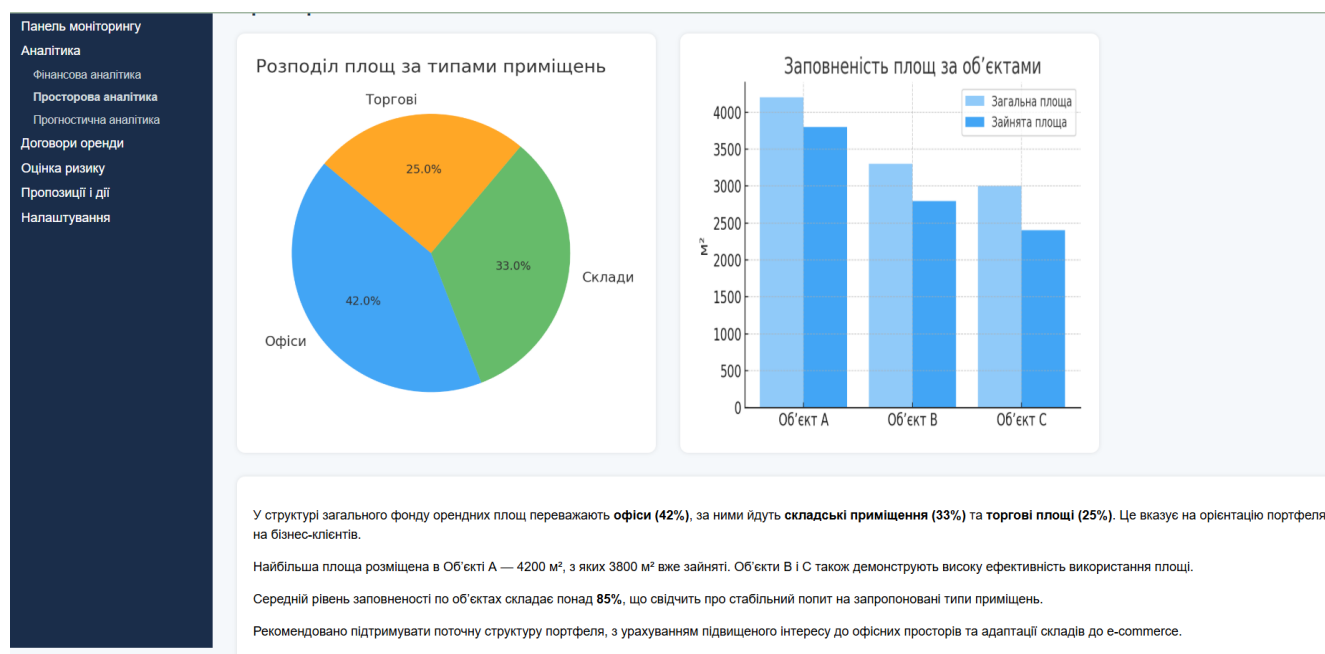


Рисунок 3.12 – Просторова аналітика

Джерело: розроблено автором самостійно

Таким чином, модуль просторової аналітики є важливим інструментом для стратегічного управління об'єктами комерційної нерухомості. Він дозволяє

виявити пріоритетні напрями розвитку портфеля, своєчасно реагувати на зміни у попиті та забезпечує візуальну підтримку прийняття рішень щодо оптимізації розміщення та використання орендних площ. Інтеграція просторового аналізу з іншими модулями системи підвищує загальну ефективність управління та сприяє досягненню стабільного рівня завантаженості.

3.3 Проектування забезпечувальних підсистем СШ. Реалізація системи.

3.3.1 Інформаційне забезпечення.

Інформаційне забезпечення інтелектуальної системи *RetainRent.AI* становить сукупність структурованих даних, метаданих, інформаційних потоків і форматів подання, необхідних для ефективного функціонування всіх компонентів системи — від прогнозної моделі до модуля прийняття рішень. Основна мета інформаційного забезпечення полягає в організації цілісної, несуперечливої та актуальної бази даних, що використовується для аналітики, формування рекомендацій і підтримки управлінських дій у сфері комерційної нерухомості.

У межах системи визначено кілька джерел надходження інформації:

- внутрішні CRM-системи керуючої компанії;
- модулі фінансового обліку (дані про платежі, заборгованість);
- модулі моніторингу заповненості об'єктів;
- зовнішні аналітичні джерела (ринкові тенденції, індекси цін, макроекономічні індикатори).

Для кожного з компонентів СШ визначено набір сутностей і відповідних атрибутів, які зберігаються в централізованій базі даних. Ключовими інформаційними об'єктами є: *орендар, приміщення, договір оренди, платіжна історія, прогноз ризику, застосована дія*. Дані кожного об'єкта мають стандартизований формат з обов'язковим зазначенням часу останнього оновлення,

джерела та рівня достовірності. На рис. 3.13 показано схему бази даних, еалізованоу в MS SQL Server.

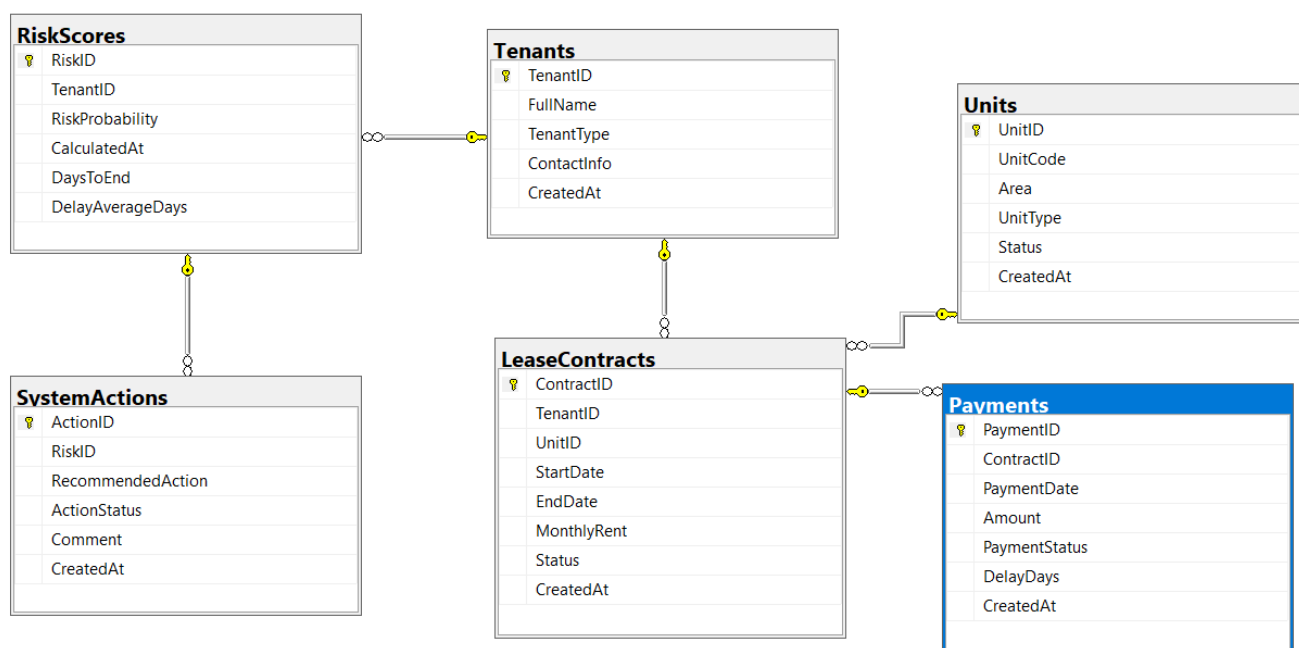


Рисунок 3.13 – Схема бази даних

Джерело: розроблено автором самостійно

Таблиця Tenants містить основну інформацію про орендарів. До її атрибутів належать повне ім'я, тип орендаря (постійний або короткостроковий), контактні дані та дата реєстрації. Ця таблиця є відправною точкою для зв'язку з договорами оренди та оцінкою ризику.

Таблиця Units описує приміщення, що здаються в оренду. Вона включає унікальний код приміщення, його площу, тип (наприклад, офіс, склад), поточний статус (вільне чи зайняте) та дату створення запису. Дані цієї таблиці використовуються для аналізу ефективності використання площ.

Таблиця LeaseContracts зберігає інформацію про договори оренди, укладені між орендарями та власниками приміщень. У ній зазначаються ідентифікатори орендаря та приміщення, дати початку й завершення договору, щомісячна сума оренди, статус договору та дата реєстрації.

Таблиця Payments фіксує історію платежів за договорами. Кожен запис містить дату здійснення оплати, її суму, статус платежу (своєчасно або із

затримкою), кількість днів затримки та прив'язку до відповідного договору. Ці дані використовуються для обчислення середньої затримки й подальшої оцінки ризику.

Таблиця RiskScores містить результати оцінки ризику відтоку орендарів. Вона включає ймовірність відтоку, дату розрахунку, залишок днів до завершення договору та середню затримку платежів. Ця інформація формується на основі моделі машинного навчання та слугує підставою для активації управлінських рішень.

Таблиця SystemActions реєструє дії, що були ініційовані системою у відповідь на виявлений ризик. Тут зберігаються рекомендації щодо дії (наприклад, знижка, комунікація, завдання менеджеру), їх статус (очікує або виконано), коментарі та дата створення. Ця таблиця забезпечує логування активностей системи та дає змогу здійснювати аналіз їхньої ефективності.

Важливим елементом інформаційного забезпечення системи RetainRent.AI є організація безпечного середовища зберігання та обробки даних. В умовах роботи з чутливою інформацією, такою як платіжні історії, персональні дані орендарів і параметри договорів, забезпечення конфіденційності, цілісності й доступності даних має пріоритетне значення.

Для реалізації розмежування доступу до інформаційних ресурсів у системі передбачено використання ролей користувачів. Зокрема, менеджери об'єктів нерухомості мають доступ лише до фінансової інформації щодо власних об'єктів, тоді як доступ до загальної аналітики чи адміністративних функцій обмежено для вузького кола користувачів з відповідними повноваженнями. Такий підхід дозволяє уникнути несанкціонованого доступу до критичних бізнес-даних і сприяє дотриманню принципу мінімального необхідного доступу.

Усі значущі зміни в базі даних, що впливають на цілісність або історичність інформації (наприклад, зміни у записах договорів, платіжних статусах або дії системи щодо орендарів), реєструються у журналі аудиту. Це дозволяє проводити ретроспективний аналіз дій користувачів, виявляти потенційні порушення та забезпечує доказовість операцій у разі внутрішнього контролю або перевірок.

З метою гарантування відмовостійкості системи реалізовано механізми автоматичного створення резервних копій бази даних. Регулярне збереження повних і диференційованих бекапів дозволяє у разі збою або втрати даних оперативно відновити роботу системи з мінімальними ризиками для бізнесу. Політика резервного копіювання охоплює як транзакційні журнали, так і структуру бази, що забезпечує повне відновлення стану інформаційного середовища.

Таким чином, комплекс заходів із захисту інформаційного забезпечення гарантує надійність, контрольованість і відповідність системи RetainRent.AI сучасним вимогам до інформаційної безпеки в корпоративному середовищі.

3.3.2 Програмне забезпечення.

У рамках реалізації інтелектуальної системи RetainRent.AI використано сучасний стек програмного забезпечення, що забезпечує надійне функціонування, масштабованість, зручність користування та можливість подальшого розвитку. Архітектура програмної платформи реалізована за принципом модульності, що дає змогу розділити відповідальність між окремими логічними компонентами системи.

Програмне забезпечення реалізоване на основі модульної архітектури, що забезпечує гнучкість, масштабованість, логічну ізоляцію функціональних блоків та можливість подальшого розширення функціональності. Структура системи охоплює низку взаємопов'язаних програмних компонентів, кожен з яких виконує визначені функції в межах загального процесу обробки, аналізу та інтерпретації даних з подальшою генерацією управлінських дій. Загалом, архітектура системи відповідає принципам трирівневої організації: рівень представлення, рівень прикладної логіки та рівень доступу до даних.

Клієнтська частина (рівень представлення) реалізується у вигляді односторінкового вебзастосунку, побудованого на основі сучасних фреймворків (React.js або Vue.js), який забезпечує взаємодію користувача із системою в інтерактивному режимі. Інтерфейс містить модулі для візуалізації ключових

показників ефективності (коефіцієнт завантаженості, дохідність об'єктів, ризики відтоку), інструменти фільтрації та сортування, засоби перегляду історії прогнозів, а також панель керування правилами реагування. Комунікація з серверною частиною забезпечується через REST API.

Серверна частина (рівень прикладної логіки) виконує функції обробки запитів від користувача, взаємодії з модулями машинного навчання, логічними правилами та базою даних. Для реалізації серверної логіки використовуються високорівневі фреймворки на мові Python, зокрема FastAPI або Flask. До основних сервісів належать:

- сервіс аутентифікації та авторизації користувачів;
- сервіс управління профілями орендарів та договорами;
- сервіс прогнозування ризиків;
- сервіс взаємодії з rule engine;
- сервіс формування аналітичної звітності.

Модуль машинного навчання відповідає за побудову моделей прогнозування та виконання відповідних обчислень. У базовій конфігурації реалізовано модель Random Forest для класифікації ризику відтоку орендарів, а також передбачена можливість застосування регресійних моделей (наприклад, XGBoost) для аналізу ефективності площ. Обчислення здійснюються в середовищі Python із використанням бібліотек Scikit-learn, XGBoost та Pandas. Моделі зберігаються у серіалізованому форматі (pickle або joblib) і можуть бути повторно використані або перенавчені на оновлених вибірках.

Rule engine (модуль логіки прийняття рішень) реалізує механізми продукційної логіки типу IF–THEN. На основі прогнозів, отриманих із модуля машинного навчання, відбувається активація визначених правил, що ініціюють відповідні дії: створення знижки, інформування менеджера, запуск сценарію комунікації з орендарем тощо. Правила можуть зберігатися у форматі JSON та редагуватися через адміністративний інтерфейс. Інтерпретація логіки здійснюється у спеціалізованому підмодулі, який може бути реалізований на основі існуючих бібліотек або створений вручну.

Аналітичний модуль забезпечує формування ключових бізнес-показників, їх візуалізацію та підготовку звітності для керівництва. Серед основних метрик — середній дохід на квадратний метр, динаміка завантаженості площ, середня тривалість договорів тощо. Генерація графіків, таблиць та інтерактивних візуалізацій реалізується з використанням бібліотек Plotly, Matplotlib або з інтеграцією з платформами бізнес-аналітики (Power BI, Metabase).

База даних (рівень зберігання) є центральним сховищем усіх структурованих даних системи: профілів орендарів, параметрів договорів, фінансових показників, історії прогнозів та виконаних дій. З метою забезпечення гнучкості та продуктивності використовується комбінація реляційної СУБД MS SQL Server та, за потреби, документної бази (MongoDB) для зберігання неструктурованих записів або логів взаємодії.

Інтеграційний шар дозволяє отримувати вхідні дані з зовнішніх джерел, зокрема CRM-систем, платіжних платформ, сервісів логістики або аналітики. Обробка здійснюється через окремі ETL-модулі, які реалізують процеси вилучення, трансформації та завантаження даних у систему (за допомогою кастомних сервісів на Python).

Інфраструктурний рівень включає засоби контейнеризації (Docker), автоматизованого розгортання (CI/CD), моніторингу (Prometheus, Grafana) та журналювання. Така організація забезпечує стабільність, контроль та простоту оновлення програмного забезпечення.

Таким чином, структура програмного забезпечення системи RetainRent.AI дозволяє ефективно реалізовувати задачі інтелектуального аналізу, прийняття рішень та автоматизації управління комерційною нерухомістю, з урахуванням вимог надійності, масштабованості та зручності використання. Структура програмного забезпечення показана на рис. 3.14

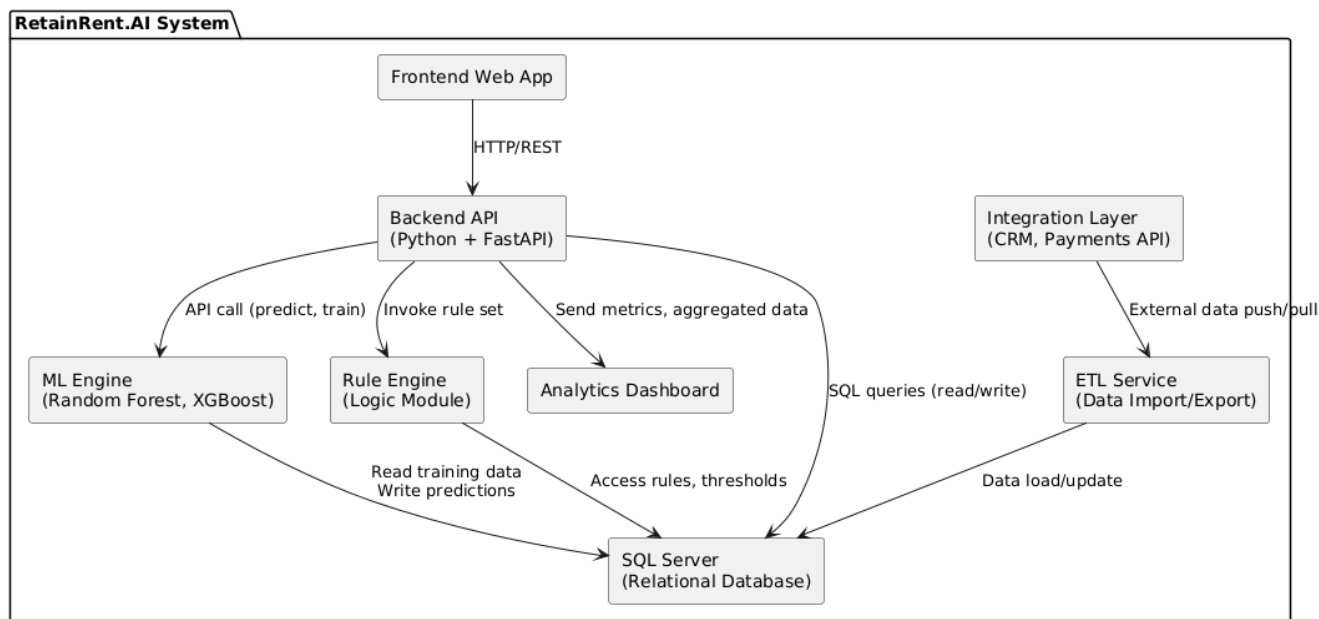


Рисунок 3.14 – Схема програмного забезпечення

Джерело: розроблено автором самостійно

Базовою платформою для розробки клієнтської частини інтерфейсу виступає вебтехнологія на основі HTML5, CSS3 і JavaScript з використанням фреймворку React. Це забезпечує адаптивність інтерфейсу до різних типів пристроїв і сучасний рівень інтерактивності для користувача. Серверна логіка реалізована за допомогою мови програмування Python у середовищі Flask, що дозволяє інтегрувати аналітичні компоненти та алгоритми машинного навчання безпосередньо в обробку запитів користувача.

Модуль інтелектуального аналізу реалізовано у вигляді окремого компонента, побудованого на базі бібліотек scikit-learn, pandas, NumPy, а для прогнозування часових рядів — Prophet. Це дає змогу виконувати попередню обробку даних, здійснювати навчання моделей, обчислювати ймовірність відтоку орендарів та генерувати рекомендації. Для зберігання, обробки та запитів до даних використовується система управління базами даних Microsoft SQL Server, яка поєднує надійність і високий рівень сумісності з корпоративними інформаційними середовищами.

Уся логіка взаємодії між клієнтською частиною, сервером та базою даних реалізована з використанням REST API, що дозволяє забезпечити масштабованість

та розширюваність системи в разі інтеграції з іншими платформами (CRM, ERP, платіжні сервіси тощо).

Загалом, обрані програмні рішення повністю відповідають вимогам до інформаційної системи управління завантаженістю орендних площ, забезпечують високу продуктивність, гнучкість, а також можливість адаптації до специфіки діяльності керуючої компанії.

3.3.3 Технічне забезпечення.

Технічне забезпечення інтелектуальної системи *RetainRent.AI* охоплює сукупність обчислювальних ресурсів, засобів зберігання даних, мережевої інфраструктури та користувацьких пристроїв, необхідних для стабільної роботи системи, обробки аналітичних моделей і забезпечення безперервного доступу користувачів до функціональних модулів (рис. 3.15).

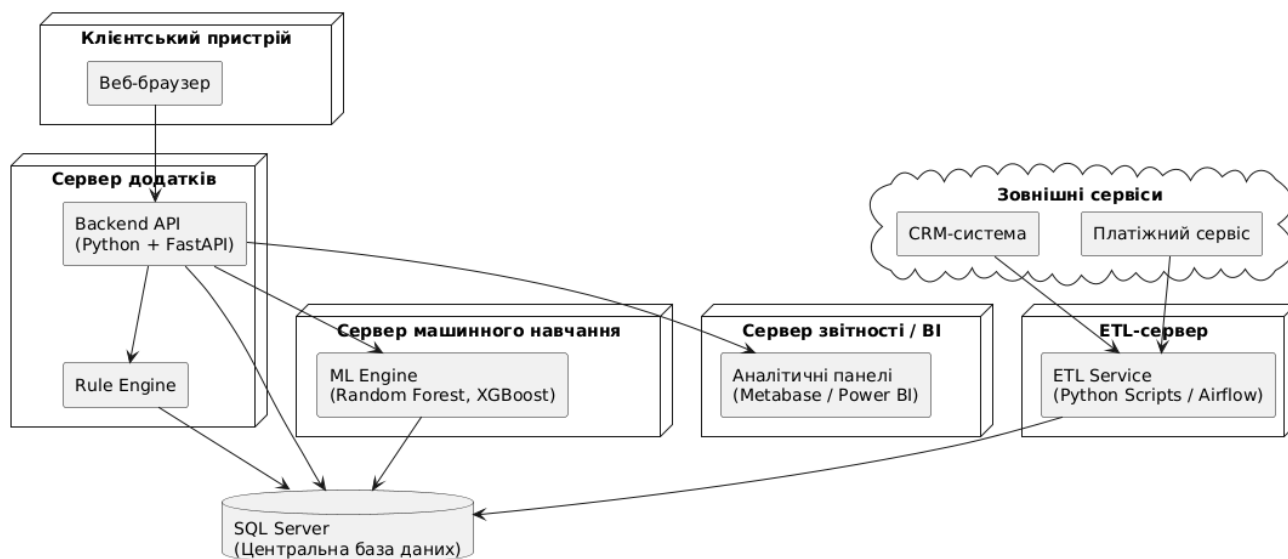


Рисунок 3.15 – Схема технічного забезпечення

Джерело: розроблено автором самостійно

Залежно від масштабу впровадження, система може функціонувати як у локальній серверній інфраструктурі, так і в хмарному середовищі, наприклад, з використанням сервісів Microsoft Azure або Amazon Web Services. У разі

локального розміщення рекомендовано використовувати сервер із такими мінімальними технічними характеристиками:

- процесор: не нижче ніж Intel Xeon / AMD EPYC, 4+ ядер;
- оперативна пам'ять: 32 ГБ RAM і більше для обробки моделей та зберігання оперативних кешів;
- дискова підсистема: SSD-накопичувачі від 512 ГБ з можливістю RAID-реплікації;
- резервне сховище: зовнішні носії для бекапів не менше 2 ТБ;
- мережева карта: підтримка гігабітного з'єднання з можливістю віддаленого доступу.

Для клієнтських пристроїв достатньо стандартних робочих місць з операційною системою Windows 10 або вище, веббраузером (Google Chrome, Mozilla Firefox) та підключенням до мережі Інтернет. Додатково, за потреби, система може бути адаптована під планшети або смартфони для керуючого персоналу.

Важливим елементом технічного забезпечення є наявність системи автоматичного резервного копіювання та уніфікованих засобів моніторингу продуктивності. Це дозволяє своєчасно виявляти навантаження на обчислювальні ресурси, забезпечувати безперервність обслуговування та дотримання нормативів безпеки даних.

Таким чином, рекомендоване технічне забезпечення забезпечує ефективне функціонування СШІ в умовах середнього навантаження і може бути масштабоване під потреби великих керуючих компаній або комерційних девелоперів.

3.3.4 Організаційно- економічне забезпечення

Організаційно-економічне забезпечення функціонування інтелектуальної системи RetainRent.AI охоплює комплекс заходів, спрямованих на забезпечення

належних умов впровадження, підтримки та використання програмного продукту в середовищі керуючої компанії. Це включає формування відповідної організаційної структури, визначення відповідальних осіб, планування витрат, а також оцінку економічної доцільності застосування системи в управлінні комерційною нерухомістю.

З організаційного боку передбачено створення функціональної групи адміністрування системи, до складу якої входять: системний адміністратор, спеціаліст з підтримки користувачів, аналітик з обробки даних, а також керівник проекту впровадження. Визначено ролі користувачів — адміністратор, менеджер об'єкта, аналітик, що дозволяє чітко регламентувати доступ до інформації та відповідальність за виконання рішень.

У процесі впровадження системи передбачається здійснення таких етапів: налаштування програмного середовища, імпорт вихідних даних, навчання персоналу, тестування функціональності та адаптація моделей до реальних умов. Це забезпечує плавний перехід до інтелектуального управління без порушення основних бізнес-процесів.

З економічної точки зору застосування системи RetainRent.AI дозволяє суттєво зменшити втрати від простою площ, скоротити ризики втрати клієнтів, оптимізувати процеси прийняття рішень та підвищити загальний рівень доходів об'єкта. Витрати на впровадження системи можна віднести до витрат на цифрову трансформацію та інноваційний розвиток компанії, а ефект її застосування оцінюється як стратегічна конкурентна перевага.

Загалом, організаційно-економічне забезпечення відіграє ключову роль у досягненні цілей впровадження системи, створюючи умови для її стабільного функціонування, масштабування та адаптації до змін зовнішнього середовища.

Висновки до розділу 3

У межах третього розділу було реалізовано практичне проектування ключових компонентів інтелектуальної системи RetainRent.AI, спрямованої на оптимізацію завантаженості орендних площ комерційної нерухомості. Модуль прогнозування ризику відтоку орендарів реалізовано з використанням моделі Random Forest, що дозволило автоматизувати виявлення клієнтів із високою ймовірністю припинення співпраці. Побудовано продукційну базу знань, яка забезпечує адаптивну логіку реагування системи на прогнозовані ризики.

Розроблено функціональний користувацький інтерфейс, що поєднує панель моніторингу, модуль оцінки ризику, систему дій та перегляд договорів. Програмне забезпечення реалізовано з використанням сучасних технологій — Python, SQL Server, React, що забезпечує гнучкість, масштабованість та інтеграційні можливості. Сформовано структуру бази даних, що відповідає принципам нормалізації й дозволяє ефективно зберігати та обробляти критично важливі бізнес-дані. Визначено вимоги до технічного, організаційного та економічного забезпечення функціонування системи, що гарантує її сталу експлуатацію в умовах комерційного використання.

ВИСНОВКИ

За результатами дослідження, проведеного в першому розділі, встановлено, що проблематика ефективного управління завантаженістю орендних площ у сфері комерційної нерухомості потребує впровадження сучасних інтелектуальних підходів, орієнтованих на прогнозування, адаптацію та підтримку управлінських рішень. Аналіз предметної області засвідчив, що наявні програмні рішення переважно зосереджені на облікових і звітних функціях, тоді як аспекти динамічного виявлення ризиків, персоналізованого реагування та формування дій залишаються недостатньо реалізованими.

Огляд функціональних можливостей сучасних систем управління нерухомістю дозволив виявити переваги і водночас визначити обмеження, пов'язані з обмеженою відкритістю аналітичних модулів, відсутністю адаптивних баз знань і складністю налаштування моделей під специфіку конкретного бізнесу. Це обґрунтовує доцільність проектування спеціалізованої інтелектуальної системи, здатної поєднати методи машинного навчання для прогнозу ризиків з експертною логікою прийняття рішень.

Таким чином, перший розділ заклав теоретичну та аналітичну основу для формування цілей проєкту, постановки задач, вибору підходів і технологій, які буде реалізовано у наступних етапах розроблення інтелектуальної системи *RetainRent.AI*.

За результатами аналізу методів, моделей і процесів, реалізованих у складі проєктованої системи штучного інтелекту, встановлено, що ефективне управління завантаженістю орендних площ потребує комплексного підходу, що поєднує інструменти машинного навчання, прогнозу аналітики та імітаційного моделювання. Запропоновані рішення дають змогу не лише підвищити точність прогнозів, а й забезпечити превентивне управління ризиками, пов'язаними з відтоком орендарів. Це формує основу для прийняття обґрунтованих

управлінських рішень і забезпечує стабільність доходів об'єкта комерційної нерухомості в умовах динамічного ринку.

У результаті виконання кваліфікаційної магістерської роботи було розроблено концепцію, структуру та ключові компоненти інтелектуальної системи RetainRent.AI, що призначена для підтримки управлінських рішень у сфері комерційної нерухомості. Сформульовано задачі, які охоплюють прогнозування ризику відтоку орендарів, оцінку ефективності площ, формування дій у відповідь, а також визначено методи машинного навчання, що забезпечують реалізацію зазначених задач.

Проведено формальне моделювання процесів системи, побудовано базу знань, реалізовано структуру бази даних, користувацький інтерфейс і прикладну логіку прийняття рішень. Особливу увагу приділено інформаційному, технічному, програмному та організаційно-економічному забезпеченню функціонування системи, що є критичними факторами її життєздатності.

Запропонована система має практичну значущість, дозволяє підвищити ефективність управління заповненістю орендних площ, мінімізувати ризики втрати клієнтів, оптимізувати витрати та посилити аналітичну спроможність керуючих компаній. Результати дослідження можуть бути використані як основа для подальшої розробки, впровадження або масштабування подібних цифрових рішень у сфері комерційної нерухомості.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Петров А., Оренда комерційної нерухомості на 100realty.ua — Тільки актуальні пропозиції Києва // *Полтавщина* : інтернет-видання. – 2018. – 26 січня. – URL: <https://poltava.to/news/45814/#:~:text=...> (дата звернення: 16.04.2025).
2. Причепя І., Лесько О., Горенко Р. До питання комерційної діяльності: поняття, фактори впливу, особливості управління за сучасних умов // *Економіка та суспільство*. – 2022. – № 35. – URL: <https://doi.org/10.32782/2524-0072/2022-35-39>.
3. Фарат О. В., Матківська М. І., Лесько О. І. Особливості ринку комерційної нерухомості на прикладі міста Львова // *Науковий вісник НЛТУ України* : зб. наук.-техн. пр. – 2011. – Вип. 21.10. – С. 256–260. – URL: https://nv.nltu.edu.ua/Archive/2011/21_10/256_Far.pdf (дата звернення: 06.04.2025).
4. Пазинич В.І. Оцінка об'єктів нерухомості : навч. посібн. [для студ. ВНЗ] / В.І. Пазинич, Л.А. Свистун. – К. : Центр навч. літ-ри, 2009. – 434 с.
5. Тенденції ринку: що слід знати про оренду комерційної нерухомості в 2025 році // *OfficeFinder* : офіційний сайт. – URL: <https://officefinder.com.ua/uk/news/tendentsiyi-rynku-shcho-slid-znaty-pro-orendu-komertsiynoyi-nerukhomosti-v-2025-rotsi> (дата звернення: 06.04.2025).
6. Майбутнє комерційної нерухомості в Україні: як війна змінила ринок // *OfficeFinder* : офіційний сайт. – URL: <https://officefinder.com.ua/uk/news/maybutnye-komertsiynoyi-nerukhomosti-v-ukrayini-yak-viyna-zminyala-rynok> (дата звернення: 05.04.2025).
7. Бреус С., Сігіда Т. Основні напрями функціонування ринку нерухомості // *Економіка та суспільство*. – 2024. – № 63. – URL: <https://doi.org/10.32782/2524-0072/2024-63-100>.
8. Білик О., Лапіда О., Комарницький Р. Дослідження факторів та тенденцій розвитку орендних та лізингових операцій в Україні // *Наукові перспективи*. Серія «Державне управління». – 2024. – № 5(47), спецвип. – С. 320–322. – URL: [https://doi.org/10.52058/2708-7530-2024-5\(47\)-320-332](https://doi.org/10.52058/2708-7530-2024-5(47)-320-332).

9. Лозова Т. І., Олійник Г. Ю., Кадацька Т. О. Формування інформаційної системи управління об'єктами нерухомого майна в умовах цифрової економіки // *Економіка та держава*. – 2021. – № 3. – С. 46–50. – DOI: 10.32702/2306-6806.2021.3.46.
10. PropTech 2020: the future of real estate / University of Oxford. Saïd Business School. – Oxford, 2020. – 112 с. – URL: <https://www.sbs.ox.ac.uk/sites/default/files/2020-02/proptech2020.pdf> (дата звернення: 05.04.2025).
11. Tagliaro C., Pomè A. P., Migliore A., Danivska V. Technology “like a fork”. How PropTech shapes real estate innovation // *Journal of European Real Estate Research*. – 2025. – Vol. 18, No. 1. – P. 4–26. – URL: <https://doi.org/10.1108/JERER-05-2024-0035> (дата звернення: 05.04.2025).
12. Proptech outlook 2025: Future trends in technology for commercial real estate // *Propri* : офіційний сайт. – Оновл. 15.12.2024. – URL: <https://propri.com/knowledge-center/proptech-outlook-2025-future-trends-in-technology-for-commercial-real-estate> (дата звернення: 05.04.2025).
13. Artificial Intelligence: Real Estate Revolution or Evolution? // *JLL* : офіційний сайт. – URL: <https://www.jll.com/en-us/insights/artificial-intelligence-and-its-implications-for-real-estate> (дата звернення: 05.04.2025).
14. Allre C. 7 practical use cases for AI in property management that you can try today // *Buildium* : офіційний сайт. – 2025. – 23 квітня. – URL: <https://www.buildium.com/blog/ai-in-property-management-use-cases> (дата звернення: 05.04.2025).
15. Qolomany B., Al-Fuqaha A., Benhaddou D., Gupta A. Role of Deep LSTM Neural Networks and Wi-Fi Networks in Support of Occupancy Prediction in Smart Buildings // *Proceedings of the 2017 IEEE 19th International Conference on High Performance Computing and Communications; IEEE 15th International Conference on Smart City; IEEE 3rd International Conference on Data Science and Systems (HPCC/SmartCity/DSS)*, 18–20 Dec. 2017, Bangkok, Thailand. – P. 50–57. – DOI: 10.1109/HPCC-SmartCity-DSS.2017.7.

16. Khani Dehnoi M., Amiri H. Economic analysis of the real estate market using artificial intelligence // *International Journal of Applied Research in Management Economics and Accounting*. – 2025. – Vol. 2. – P. 56–70. – DOI: 10.63053/ijmea.41 (дата звернення: 05.04.2025).

17. Agarow A. Implementing AI in Real Estate Management Platforms // *Hicron Software* : офіційний сайт. – 2024. – 18 лютого. – URL: <https://hicronsoftware.com/blog/ai-real-estate-management> (дата звернення: 05.04.2025).

18. The AI Automation Platform for Housing & Healthcare // *EliseAI* : офіційний сайт. – URL: <https://www.eliseai.com> (дата звернення: 05.04.2025).

19. AI-Powered Property Management: 2024's Intelligent Solutions // *PropertyMeld* : офіційний сайт. – URL: <https://propertymeld.com/blog/ai-powered-property-management-2024> (дата звернення: 05.04.2025).

20. How to Use AI in Property Management // *The AI Journal* : офіційний сайт. – 2024. – 5 серпня. – URL: <https://aijourn.com/how-to-use-ai-in-property-management> (дата звернення: 05.04.2025).

21. Qolomany B., Al-Fuqaha A., Benhaddou D., Gupta A. Role of deep LSTM neural networks and Wi-Fi networks in support of occupancy prediction in smart buildings // *Proceedings of the 2017 IEEE 19th International Conference on High Performance Computing and Communications; IEEE 15th International Conference on Smart City; IEEE 3rd International Conference on Data Science and Systems (HPCC/SmartCity/DSS)*, 18–20 Dec. 2017, Bangkok, Thailand. – IEEE, 2017. – P. 50–57. – DOI: 10.1109/HPCC-SmartCity-DSS.2017.7.

22. Xu C., Kong Y. Random forest model in tax risk identification of real estate enterprise income tax // *PLoS ONE*. – 2024. – Vol. 19, № 3. – Article e0300928. – [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0300928>. (Дата звернення: 05.04.2025).

23. Mastering Occupancy Forecasting Techniques: Boost Your Business Efficiency Today! // *Airbnb Investment Property*. – 30.03.2025. – [Електронний

ресурс]. – Режим доступу: <https://airbnbinvestmentproperty.com/occupancy-forecasting-techniques>. (Дата звернення: 05.04.2025).

24. Kutzkov K. *ARIMA vs Prophet vs LSTM for Time Series Prediction* // *Neptune.ai* : офіційний сайт. – 2025. – 24 квітня. – URL: <https://neptune.ai/blog/arima-vs-prophet-vs-lstm> (дата звернення: 26.04.2025).

25. *The Impact of AI on Commercial Real Estate (CRE) Decision-Making* // *Alliance Global Advisors* : офіційний сайт. – URL: <https://www.alliancecgc.com/technology/impact-of-ai-on-commercial-real-estate> (дата звернення: 07.05.2025).

26. Liang X., Wang H. *Hybrid Transformer-RNN Architecture for Household Occupancy Detection Using Low-Resolution Smart Meter Data* // *arXiv.org* : електронна наукова бібліотека. – 2023. – Режим доступу: <https://arxiv.org/abs/2308.14114> (дата звернення: 05.04.2025). – Назва з екрана.

27. *Unlock the real potential of real estate* // *VTS* : офіційний сайт. – URL: <https://www.vts.com/> (дата звернення: 05.04.2025).

28. *Elevate operations with market-leading property software* // *Yardi* : офіційний сайт. – URL: <https://www.yardi.com/suite/voyager-suite> (дата звернення: 05.04.2025).

29. *Choose the platform that's right for you* // *Yardi* : офіційний сайт. – URL: <https://www.yardi.com/solution/property-management-software> (дата звернення: 05.04.2025).

30. *Turn big data into better action with MRI Software* // *MRI Software* : офіційний сайт. – URL: <https://www.mrisoftware.com/> (дата звернення: 05.04.2025).

31. *Reduce fraud and let our experts handle the exceptions for you with AI that actually works* // *Checkpoint from MRI Software* : офіційний сайт. – URL: <https://mrisoftware.checkpointid.com> (дата звернення: 05.04.2025).

32. Yadav S. *A Comparative Study of ARIMA, Prophet and LSTM for Time Series Prediction* // *Journal of Artificial Intelligence Machine Learning and Data Science*. – 2022. – Vol. 1. – P. 1813–1816. – DOI: 10.51219/JAIMLD/sandeep-yadav/402 (дата звернення: 05.04.2025).

33. Zhang G.P. Time series forecasting using a hybrid ARIMA and neural network model // *Neurocomputing*. – 2003. – Vol. 50. – P. 159–175. – DOI: [https://doi.org/10.1016/S0925-2312\(01\)00702-0](https://doi.org/10.1016/S0925-2312(01)00702-0) (дата звернення: 05.04.2025).
34. Palvel S. Time Series Forecasting with Prophet and LSTM Hybrid Mode [Електронний ресурс] / S. Palvel // *Medium*. – 2023. – 18 вересня. – Режим доступу: <https://subashpalvel.medium.com/time-series-forecasting-with-prophet-and-lstm-hybrid-mode-75f5295605e5> (дата звернення: 05.04.2025).
35. Yoshida T., Seya H. Spatial prediction of apartment rent using regression-based and machine learning-based approaches with a large dataset [Електронний ресурс] / T. Yoshida, H. Seya // *arXiv preprint*. – 2021. – Режим доступу: <https://arxiv.org/abs/2107.12539> (дата звернення: 05.04.2025).
36. Zhou O. Research On Outpatient Volume Forecast of Prophet-LSTM Combination Model // *Proceedings of the 2023 4th International Symposium on Artificial Intelligence for Medicine Science (ISAIMS'23)*, Chengdu, China. – New York : Association for Computing Machinery, 2024. – P. 547–551. – DOI: <https://doi.org/10.1145/3644116.3644206> (дата звернення: 05.04.2025).
37. Liu H., Silva E.A., Wang Q. Incorporating GIS data into an agent-based model to support planning policy making for the development of creative industries // *Journal of Geographical Systems*. – 2016. – Vol. 18. – P. 205–228. – DOI: <https://doi.org/10.1007/s10109-016-0229-7> (дата звернення: 05.04.2025).
38. Arslan S. A hybrid forecasting model using LSTM and Prophet for energy consumption with decomposition of time series data // *PeerJ Computer Science*. – 2022. – Vol. 8. – P. e1001. – DOI: [10.7717/peerj-cs.1001](https://doi.org/10.7717/peerj-cs.1001) (дата звернення: 05.04.2025).
39. Yoshida T., Seya H. Spatial prediction of apartment rent using regression-based and machine learning-based approaches with a large dataset [Електронний ресурс] / T. Yoshida, H. Seya // *arXiv preprint*. – 2021. – Режим доступу: <https://arxiv.org/abs/2107.12539> (дата звернення: 05.04.2025).
40. Mazzetto S. Interdisciplinary Perspectives on Agent-Based Modeling in the Architecture, Engineering, and Construction Industry: A Comprehensive Review // *Buildings*. – 2024. – Vol. 14, No. 11. – P. 3480. – DOI: <https://doi.org/10.3390/buildings14113480> (дата звернення: 05.04.2025).

41. Adams L.G. Putting together a scientific team: collaborative science // *Trends in Microbiology*. – 2014. – Vol. 22, No. 9. – P. 483–485. – DOI: 10.1016/j.tim.2014.05.001 (дата звернення: 05.04.2025).
42. Manson S., An L., Clarke K.C., Heppenstall A., Koch J., Krzyzanowski B., Morgan F., O'Sullivan D., Runck B.C., Shook E., Tesfatsion L. Methodological Issues of Spatial Agent-Based Models // *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*. – 2020. – Vol. 23, No. 1. – Article 3. – Режим доступу: <http://jasss.soc.surrey.ac.uk/23/1/3.html> – DOI: 10.18564/jasss.4174 (дата звернення: 05.04.2025).
43. Abar S., Theodoropoulos G.K., Lemarinier P., O'Hare G.M.P. Agent based modelling and simulation tools: A review of the state-of-art software // *Computer Science Review*. – 2017. – Vol. 24. – P. 13–33. – DOI: 10.1016/j.cosrev.2017.03.001 (дата звернення: 05.04.2025).
44. Agrawal A., Brown D.G., Rao G., Riolo R., Robinson D.T., Bommarito II M. Interactions between organizations and networks in common-pool resource governance // *Environmental Science & Policy*. – 2013. – Vol. 25. – P. 138–146. – DOI: 10.1016/j.envsci.2012.08.004 (дата звернення: 05.04.2025).
45. Salman H.A., Kalakech A., Steiti A. Random Forest Algorithm Overview [Електронний ресурс] / H.A. Salman, A. Kalakech, A. Steiti // *Babylonian Journal of Machine Learning*. – 2024. – Vol. 2024. – P. 69–79. – DOI: 10.58496/BJML/2024/007. – Режим доступу: <https://doi.org/10.58496/BJML/2024/007> (дата звернення: 05.04.2025).
46. Ajelli M., Gonçalves B., Balcan D., Colizza V., Hu H., Ramasco J.J., et al. Comparing large-scale computational approaches to epidemic modeling: agent-based versus structured metapopulation models // *BMC Infectious Diseases*. – 2010. – Vol. 10, No. 1. – P. 190. – DOI: 10.1186/1471-2334-10-190 (дата звернення: 05.04.2025).
47. An L. Modeling human decisions in coupled human and natural systems: Review of agent-based models // *Ecological Modelling*. – 2012. – Vol. 229. – P. 25–36. – DOI: 10.1016/j.ecolmodel.2011.07.010 (дата звернення: 05.04.2025).

48. Abidoye R.B., Chan A.P. Artificial neural network in property valuation: application framework and research trend // *Property Management*. – 2017. – Vol. 35, No. 5. – P. 554–571. – DOI: 10.1108/PM-07-2016-0035 (дата звернення: 05.04.2025).
49. Banerjee S., Carlin B.P., Gelfand A.E. *Hierarchical Modeling and Analysis for Spatial Data*. 2nd ed. – Boca Raton : Chapman & Hall/CRC, 2014. – 586 p.
50. Alexander P., Moran D., Rounsevell M.D.A., Smith P. Modelling the perennial energy crop market: the role of spatial diffusion // *Journal of the Royal Society Interface*. – 2013. – Vol. 10, No. 88. – Article ID: 20130656. – DOI: 10.1098/rsif.2013.0656 (дата звернення: 05.04.2025).
51. Banerjee S. Modeling massive spatial datasets using a conjugate Bayesian linear modeling framework // *Spatial Statistics*. – 2020. – Vol. 37. – Article ID: 100417. – DOI: 10.1016/j.spasta.2020.100417 (дата звернення: 05.04.2025).
52. Bergstra J.S., Bengio Y. Random Search for Hyper-Parameter Optimization // *Journal of Machine Learning Research*. – 2012. – Vol. 13. – P. 281–305.
53. An L., Linderman M., Qi J., Shortridge A., Liu J. Exploring complexity in a human-environment system: an agent-based spatial model for multidisciplinary and multiscale integration // *Annals of the Association of American Geographers*. – 2005. – Vol. 95, No. 1. – P. 54–79. – DOI: 10.1111/j.1467-8306.2005.00450.x (дата звернення: 05.04.2025).
54. Bergstra J.S., Bardenet R., Bengio Y., Kégl B. Algorithms for Hyper-Parameter Optimization // *Advances in Neural Information Processing Systems*. – 2011. – Vol. 24. – P. 2546–2554.
55. Čeh M., Kilibarda M., Lisec A., Bajat B. Estimating the Performance of Random Forest Versus Multiple Regression for Predicting Prices of the Apartments // *ISPRS International Journal of Geo-Information*. – 2018. – Vol. 7, No. 5. – Article ID: 168. – DOI: 10.3390/ijgi7050168 (дата звернення: 05.04.2025).
56. Chen T., Guestrin C. XGBoost: A scalable tree boosting system // *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*. – 2016. – P. 785–794. – DOI: 10.1145/2939672.2939785 (дата звернення: 05.04.2025).

57. Credit K. Spatial models or random forest? Evaluating the use of spatially explicit machine learning methods to predict employment density around new transit stations in Los Angeles // *Geographical Analysis*. – 2021. – In press. – DOI: 10.1111/gean.12273 (дата звернення: 05.04.2025).

58. Dambon J.A., Sigrist F., Furrer R. Maximum likelihood estimation of spatially varying coefficient models for large data with an application to real estate price prediction // *Spatial Statistics*. – 2021. – Vol. 41. – Article ID: 100470. – DOI: 10.1016/j.spasta.2020.100470 (дата звернення: 05.04.2025).

59. Finley A.O., Datta A., Cook B.C., Morton D.C., Andersen H.E., Banerjee S. Applying nearest neighbor gaussian processes to massive spatial data sets: Forest canopy height prediction across Tanana Valley Alaska [Електронний ресурс] // *arXiv preprint*. – 2017. – arXiv:1702.00434. – Режим доступу: <https://arxiv.org/abs/1702.00434> (дата звернення: 05.04.2025).

60. Вовчик В.А., Помазун О.М. Застосування методів штучного інтелекту в управлінні орендою комерційної нерухомості: *Зб. матеріалів VI Міжнародної науково-практичної конференції молодих вчених, аспірантів і студентів «Сучасні інформаційні технології та системи в управлінні»*. – К.: КНЕУ, 2025. С. 197-198

ДОДАТКИ

Код програмної реалізації модельних досліджень

```
# !pip install pandas matplotlib seaborn scikit-learn

import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
import seaborn as sns
from sklearn.cluster import KMeans
from sklearn.preprocessing import StandardScaler

# Крок 1: Імпортуємо бібліотеки
import pandas as pd
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.ensemble import RandomForestClassifier
from sklearn.preprocessing import LabelEncoder
from sklearn.metrics import classification_report, confusion_matrix
import matplotlib.pyplot as plt
import seaborn as sns

!pip install xgboost scikit-learn pandas matplotlib seaborn

from google.colab import drive
drive.mount('/content/drive')

# @title
file_path = '/content/drive/MyDrive/Colab Notebooks/Дані і датасети/Вовчик/retainrent_dataset.csv'
df = pd.read_csv(file_path)

# Крок 3: Перевірка структури даних
print(df.head())

# Крок 4: Кодування категоріальних ознак
le = LabelEncoder()
df['tenant_type'] = le.fit_transform(df['tenant_type']) # short_term = 1, long_term = 0

# Крок 5: Формування X і y
X = df.drop(columns=['churn_risk'])
y = df['churn_risk']

# Крок 6: Розбиття на train і test
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.25, random_state=42)

# Крок 7: Побудова моделі Random Forest
model = RandomForestClassifier(n_estimators=100, random_state=42)
model.fit(X_train, y_train)

# Крок 8: Оцінка моделі
y_pred = model.predict(X_test)
print(classification_report(y_test, y_pred))

# Крок 9: Матриця плутанини
cm = confusion_matrix(y_test, y_pred)
sns.heatmap(cm, annot=True, fmt='d', cmap='Blues')
plt.title("Confusion Matrix")
plt.xlabel("Predicted")
plt.ylabel("Actual")
plt.show()

# Крок 10: Важливість ознак
importances = model.feature_importances_
```

```
features = X.columns
feat_imp = pd.Series(importances, index=features).sort_values(ascending=False)

feat_imp.plot(kind='bar', title='Feature Importance')
plt.ylabel('Importance')
plt.show()
```

Код інтерфейсу системи

Код сторінки «Панель моніторингу»

```
<!DOCTYPE html>
<html lang="uk">
<head>
  <meta charset="UTF-8">
  <title>Панель моніторингу - RetainRent.AI</title>
  <style>
    body {
      font-family: Arial, sans-serif;
      margin: 0;
      display: flex;
      background-color: #f5f8fb;
    }
    .sidebar {
      width: 220px;
      background-color: #1a2d4a;
      color: #fff;
      padding: 20px;
      height: 100vh;
    }
    .sidebar h2 {
      font-size: 20px;
      margin-bottom: 30px;
    }
    .sidebar ul {
      list-style: none;
      padding: 0;
    }
    .sidebar li {
      margin: 15px 0;
      cursor: pointer;
    }
    .main {
      flex-grow: 1;
      padding: 30px;
    }
    .cards {
      display: flex;
      gap: 20px;
      margin-bottom: 30px;
    }
    .card {
      background-color: #fff;
      border-radius: 10px;
      padding: 20px;
      flex: 1;
      box-shadow: 0 0 5px rgba(0,0,0,0.1);
      text-align: center;
    }
    .chart {
      background-color: #fff;
      border-radius: 10px;
      padding: 20px;
      margin-bottom: 30px;
      box-shadow: 0 0 5px rgba(0,0,0,0.1);
    }
```

```

    text-align: center;
  }
.chart img {
  max-width: 100%;
  height: auto;
}
.table-block {
  display: flex;
  gap: 20px;
}
table {
  width: 100%;
  background-color: #fff;
  border-collapse: collapse;
  border-radius: 10px;
  overflow: hidden;
  box-shadow: 0 0 5px rgba(0,0,0,0.1);
}
th, td {
  padding: 10px;
  border-bottom: 1px solid #ddd;
  text-align: left;
}
th {
  background-color: #f0f2f5;
}
</style>
</head>
<body>

<div class="sidebar">
  <h2>RetainRent.AI</h2>
  <ul>
    <li>Панель моніторингу</li>
    <li>Аналітика</li>
    <li>Договори оренди</li>
    <li>Оцінка ризику</li>
    <li>Пропозиції і дії</li>
    <li>Налаштування</li>
  </ul>
</div>

<div class="main">
  <div class="cards">
    <div class="card">
      <h3>Рівень заповненості</h3>
      <p><strong>85%</strong></p>
    </div>
    <div class="card">
      <h3>Середня заповненість</h3>
      <p><strong>82,5%</strong></p>
    </div>
    <div class="card">
      <h3>Ризикові орендарі</h3>
      <p><strong>2</strong></p>
    </div>
  </div>

  <div class="chart">
    <h3>Історія заповненості</h3>
    
  </div>

```

```

<div class="table-block">
  <div style="flex: 1;">
    <h3>Ризикові орендарі</h3>
    <table>
      <tr>
        <th>Орендар</th>
        <th>Приміщення</th>
        <th>Площа</th>
        <th>Статус</th>
      </tr>
      <tr><td>Орендар А</td><td>101</td><td>50 м²</td><td>Активний</td></tr>
      <tr><td>Орендар В</td><td>203</td><td>75 м²</td><td>Активний</td></tr>
    </table>
  </div>

  <div style="flex: 1;">
    <h3>Усі орендарі</h3>
    <table>
      <tr>
        <th>Орендар</th>
        <th>Приміщення</th>
        <th>Площа</th>
        <th>Статус</th>
      </tr>
      <tr><td>Орендар А</td><td>101</td><td>50 м²</td><td>Активний</td></tr>
      <tr><td>Орендар В</td><td>102</td><td>80 м²</td><td>Активний</td></tr>
      <tr><td>Орендар С</td><td>203</td><td>75 м²</td><td>Неактивний</td></tr>
      <tr><td>Орендар D</td><td>204</td><td>65 м²</td><td>Активний</td></tr>
    </table>
  </div>
</div>
</div>
</div>
</body>
</html>

```

Код сторінки «Договори оренди»

```

<!DOCTYPE html>
<html lang="uk">
<head>
  <meta charset="UTF-8">
  <title>Договори оренди - RetainRent.AI</title>
  <style>
    body {
      font-family: Arial, sans-serif;
      margin: 0;
      display: flex;
      background-color: #f5f8fb;
    }
    .sidebar {
      width: 220px;
      background-color: #1a2d4a;
      color: #fff;
      padding: 20px;
      height: 100vh;
    }
    .sidebar h2 {

```

```
    font-size: 20px;
    margin-bottom: 30px;
  }
.sidebar ul {
  list-style: none;
  padding: 0;
}
.sidebar li {
  margin: 15px 0;
  cursor: pointer;
}
.main {
  flex-grow: 1;
  padding: 30px;
}
h2 {
  margin-bottom: 10px;
}
.filters {
  display: flex;
  gap: 20px;
  margin-bottom: 20px;
}
.filters select {
  padding: 6px 10px;
  border-radius: 6px;
  border: 1px solid #ccc;
  background-color: #fff;
  font-size: 14px;
}
table {
  width: 100%;
  background-color: #fff;
  border-collapse: collapse;
  border-radius: 10px;
  overflow: hidden;
  box-shadow: 0 0 5px rgba(0,0,0,0.1);
}
th, td {
  padding: 12px;
  border-bottom: 1px solid #ddd;
  text-align: left;
}
th {
  background-color: #f0f2f5;
}
.status-active {
  background-color: #c8e6c9;
  color: #2e7d32;
  padding: 4px 8px;
  border-radius: 5px;
  display: inline-block;
}
</style>
</head>
<body>

<div class="sidebar">
  <h2>RetainRent.AI</h2>
  <ul>
    <li>Панель моніторингу</li>
    <li>Аналітика</li>
```

```
<li>Договори оренди</li>
<li>Оцінка ризику</li>
<li>Пропозиції і дії</li>
<li>Налаштування</li>
</ul>
</div>
```

```
<div class="main">
<h2>Договори оренди</h2>
<div class="filters">
<select>
<option>Всі статуси</option>
<option>Активні</option>
<option>Завершені</option>
<option>Заплановані</option>
</select>
<select>
<option>Всі орендарі</option>
<option>Орендар А</option>
<option>Орендар В</option>
<option>Орендар С</option>
</select>
<select>
<option>За весь період</option>
<option>Останній рік</option>
<option>Останні 3 роки</option>
</select>
</div>
```

```
<table>
<tr>
<th>Орендар</th>
<th>Дата завершення</th>
<th>Тип договору</th>
<th>Приміщення</th>
<th>Статус</th>
</tr>
<tr><td>Орендар А</td><td>01.05.2025</td><td>Постійні</td><td>A102</td><td><span class="status-active">Активний</span></td></tr>
<tr><td>Орендар В</td><td>15.08.2025</td><td>Постійні</td><td>B305</td><td><span class="status-active">Активний</span></td></tr>
<tr><td>Орендар С</td><td>20.03.2026</td><td>Короткострокові</td><td>C210</td><td><span class="status-active">Активний</span></td></tr>
<tr><td>Орендар D</td><td>25.07.2026</td><td>Постійні</td><td>B110</td><td><span class="status-active">Активний</span></td></tr>
<tr><td>Орендар Е</td><td>10.06.2026</td><td>Короткострокові</td><td>A213</td><td><span class="status-active">Активний</span></td></tr>
<tr><td>Орендар F</td><td>05.02.2025</td><td>Постійні</td><td>C107</td><td><span class="status-active">Активний</span></td></tr>
<tr><td>Орендар G</td><td>18.01.2026</td><td>Постійні</td><td>A025</td><td><span class="status-active">Активний</span></td></tr>
</table>
</div>
```

```
</body>
</html>
```

Код сторінки «Оцінка ризику»

```
<!DOCTYPE html>
<html lang="uk">
<head>
  <meta charset="UTF-8">
  <title>Оцінка ризику - RetainRent.AI</title>
  <style>
    body {
      font-family: Arial, sans-serif;
      margin: 0;
      display: flex;
      background-color: #f5f8fb;
    }
    .sidebar {
      width: 220px;
      background-color: #1a2d4a;
      color: #fff;
      padding: 20px;
      height: 100vh;
    }
    .sidebar h2 {
      font-size: 20px;
      margin-bottom: 30px;
    }
    .sidebar ul {
      list-style: none;
      padding: 0;
    }
    .sidebar li {
      margin: 15px 0;
      cursor: pointer;
    }
    .main {
      flex-grow: 1;
      padding: 30px;
    }
    h2 {
      margin-bottom: 20px;
    }
    table {
      width: 100%;
      background-color: #fff;
      border-collapse: collapse;
      border-radius: 10px;
      overflow: hidden;
      box-shadow: 0 0 5px rgba(0,0,0,0.1);
    }
    th, td {
      padding: 12px;
      border-bottom: 1px solid #ddd;
      text-align: left;
    }
    th {
      background-color: #f0f2f5;
    }
    .risk-high {
      background-color: #f44336;
      color: white;
      padding: 4px 8px;
      border-radius: 5px;
    }
```

```

}
.risk-medium {
  background-color: #ff9800;
  color: white;
  padding: 4px 8px;
  border-radius: 5px;
}
.risk-low {
  background-color: #cddc39;
  color: black;
  padding: 4px 8px;
  border-radius: 5px;
}
.risk-verylow {
  background-color: #4caf50;
  color: white;
  padding: 4px 8px;
  border-radius: 5px;
}
.details-link {
  color: #1a73e8;
  text-decoration: none;
}
</style>
</head>
<body>

<div class="sidebar">
  <h2>RetainRent.AI</h2>
  <ul>
    <li>Панель моніторингу</li>
    <li>Аналітика</li>
    <li>Договори оренди</li>
    <li>Оцінка ризику</li>
    <li>Пропозиції і дії</li>
    <li>Налаштування</li>
  </ul>
</div>

<div class="main">
  <h2>Оцінка ризику</h2>
  <table>
    <tr>
      <th>Орендар</th>
      <th>Ймовірність відтоку</th>
      <th>Приміщення</th>
      <th>Завершення договору</th>
      <th>Тип</th>
      <th>Сер. затримка (днів)</th>
      <th></th>
    </tr>
    <tr>
      <td>Орендар
        <span class="risk-high">85%</span>
      <td>A102</td>
      <td>01.05.2025</td>
      <td>Постійні</td>
      <td></td>
      <td></td>
      <td><a href="#" class="details-link">Детальніше</a></td>
    </tr>
    <tr>
      <td>Орендар
        <span class="risk-medium">71%</span>
      <td>B305</td>
      <td>15.08.2025</td>
      <td>Постійні</td>
      <td></td>
      <td></td>
      <td><a href="#" class="details-link">Детальніше</a></td>
    </tr>
    <tr>
      <td>Орендар
        <span class="risk-medium">66%</span>
      <td>C210</td>
      <td>20.03.2026</td>
      <td>Короткострокові</td>
      <td></td>
      <td></td>
      <td><a href="#" class="details-link">Детальніше</a></td>
    </tr>
  </table>

```

Орендар B110	D	25.07.2026	Постійні	class="risk-href="#"
Орендар A213	E	10.06.2026	Короткострокові	class="risk-href="#"
Орендар C107	F	05.02.2025	Постійні	class="risk-href="#"
Орендар A025	G	18.01.2026	Постійні	class="risk-href="#"

Код сторінки «Рекомендовані дії»

```

<!DOCTYPE html>
<html lang="uk">
<head>
<meta charset="UTF-8">
<title>Рекомендовані дії - RetainRent.AI</title>
<style>
body {
font-family: Arial, sans-serif;
margin: 0;
display: flex;
background-color: #f5f8fb;
}
.sidebar {
width: 240px;
background-color: #1a2d4a;
color: #fff;
padding: 20px;
height: 100vh;
}
.sidebar h2 {
font-size: 20px;
margin-bottom: 20px;
}
.sidebar ul {
list-style: none;
padding: 0;
}
.sidebar li {
margin: 12px 0;
cursor: pointer;
}
.submenu {
margin-left: 15px;
font-size: 14px;
color: #cfd8dc;
}
.main {
flex-grow: 1;
padding: 30px;
}

```

```
.card {
  background-color: #fff;
  padding: 20px;
  border-radius: 10px;
  margin-bottom: 20px;
  box-shadow: 0 0 5px rgba(0,0,0,0.1);
}
.card h3 {
  margin-top: 0;
}
.card p {
  margin: 5px 0;
}
.actions button {
  margin-right: 10px;
  padding: 8px 12px;
  border-radius: 6px;
  border: 1px solid #3578E5;
  background-color: #fff;
  color: #3578E5;
  cursor: pointer;
  font-size: 14px;
}
.actions {
  margin-top: 10px;
}
</style>
</head>
<body>

<div class="sidebar">
  <h2>RetainRent.AI</h2>
  <ul>
    <li>Панель моніторингу</li>
    <li>Аналітика</li>
    <li>Договори оренди</li>
    <li>Оцінка ризику</li>
    <li>
      Пропозиції і дії
      <ul class="submenu">
        <li>Рекомендації для орендарів</li>
        <li>Автоматичні повідомлення</li>
        <li>Історія взаємодій</li>
      </ul>
    </li>
    <li>Налаштування</li>
  </ul>
</div>

<div class="main">
  <h2>Рекомендовані дії</h2>
  <p>Система рекомендує здійснити наступні дії для запобігання відтоку орендарів з високим рівнем ризику.</p>

  <div class="card">
    <h3>Орендар А</h3>
    <p>Приміщення : 101 &middot; 200 м²</p>
    <p>Тип приміщення: офіс</p>
    <p>Заповнюваність: 82%</p>
    <p>Днів до завершення: 25</p>
    <p>Середнє завершення: наближається</p>
    <p>Тип договору: короткостроковий</p>
    <p>Оцінка ризику: 7</p>
```

```
<div class="actions">
  <button>Запропонувати знижку</button>
  <button>Надіслати повідомлення</button>
  <button>Зв'язатися з менеджером</button>
</div>
</div>

<div class="card">
  <h3>Орендар В</h3>
  <p>Приміщення : 305 &cdot; 150 м²</p>
  <p>Тип приміщення: військовий</p>
  <p>Заповнюваність: 76%</p>
  <p>Днів до завершення: 45</p>
  <p>Середнє завершення: наближається</p>
  <p>Тип договору: довгостроковий</p>
  <p>Оцінка ризику: 3</p>
  <div class="actions">
    <button>Запропонувати знижку</button>
    <button>Надіслати повідомлення</button>
    <button>Зв'язатися з менеджером</button>
  </div>
</div>

<div class="card">
  <h3>Орендар С</h3>
  <p>Приміщення : 210 &cdot; 300 м²</p>
  <p>Тип приміщення: офіс</p>
  <p>Заповнюваність: 74%</p>
  <p>Днів до завершення: 14</p>
  <p>Середнє завершення: скоро</p>
  <p>Тип договору: короткостроковий</p>
  <p>Оцінка ризику: 6</p>
  <div class="actions">
    <button>Запропонувати знижку</button>
    <button>Надіслати повідомлення</button>
    <button>Зв'язатися з менеджером</button>
  </div>
</div>
</div>

</body>
</html>
```

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
МІНІСТЕРСТВО З ПИТАНЬ СТРАТЕГІЧНИХ ГАЛУЗЕЙ ПРОМИСЛОВОСТІ УКРАЇНИ
Київський національний економічний університет імені Вадима Гетьмана
Вроцлавський університет економіки та бізнесу (Польща)
Інститут інновацій та конкуренції Макса Планка (Німеччина, Мюнхен)
Національний університет Ірландії в Мейноті (Ірландія, Мейнот)
Інститут кібернетики імені В.М. Глушкова НАН України
Інститут проблем моделювання в енергетиці ім. Г.С. Пухова НАН України
Інститут проблем штучного інтелекту МОН та НАН України
Інститут телекомунікацій і глобального інформаційного простору НАН України
Запорізький національний університет
Івано-Франківський національний технічний університет нафти і газу
Національний технічний університет України «КПІ ім. Ігоря Сікорського»
Національний університет «Острозька академія»
Одеський національний економічний університет
Харківський національний університет радіоелектроніки
Хмельницький національний університет

СУЧАСНІ ІНФОРМАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ ТА СИСТЕМИ В УПРАВЛІННІ

Збірник матеріалів

VI Міжнародної науково-практичної конференції
молодих вчених, аспірантів і студентів

10–11 квітня 2025 р.

ПЛАТФОРМА ІНТЕЛЕКТУАЛІЗАЦІЯ В ІНФОРМАЦІЙНИХ УПРАВЛЯЮЧИХ СИСТЕМАХ І ТЕХНОЛОГІЯХ	179
<i>Базюк І.В.</i> КАНАЛИ РЕКОМЕНДАЦІЙНОЇ СТРІЧКИ ІНФОРМАЦІЙНОЇ УПРАВЛЯЮЧОЇ СИСТЕМИ ДЛЯ АВТОМАТИЗАЦІЇ СТРІЧКИ НОВИН	179
<i>Богашко О. Л., Богашко І. О.</i> ІНТЕЛЕКТУАЛІЗАЦІЯ ЯК ФАКТОР КОНКУРЕНТОСПРОМОЖНОСТІ ПЕРЕКЛАДАЦЬКИХ КОМПАНІЙ В УКРАЇНІ.....	181
<i>Гарбуз Д.П., Любименко О.М., Маслова Н.О., Штепа О.А.,</i> ІНТЕЛЕКТУАЛІЗАЦІЯ В ІНФОРМАЦІЙНИХ УПРАВЛЯЮЧИХ СИСТЕМАХ: КОНЦЕПЦІЇ, ТЕХНОЛОГІЇ ТА ПЕРСПЕКТИВИ.....	183
<i>Герасимчук Я.І.</i> СИСТЕМА З УПРАВЛІННЯ ТА ОБЛІКУ МІКРОКЛІМАТИЧНИХ УМОВ У СКЛАДСЬКИХ ПРИМІЩЕННЯХ З ІНТЕГРАЦІЄЮ В ЧАТ БОТ.....	184
<i>Колесник Д. Ю.</i> ФОРМУВАННЯ АРХІТЕКТУРИ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ СИСТЕМИ ПОШУКУ НА СКЛАДНИХ ВЕБ-РЕСУРСАХ	186
<i>Луцьок В.</i> ЕВОЛЮЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ ОПТИМІЗАЦІЇ У СУЧАСНІЙ ВІЙСЬКОВІЙ СПРАВІ	188
<i>Проскурня А.Ю., Скільцько В.І.</i> ЗАСТОСУВАННЯ FACEBOOK PROPHET ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ ПОКАЗНИКІВ БІЗНЕСУ НА ОСНОВІ ЧАСОВИХ РЯДІВ.....	190
<i>Фуркало Д.Ю.</i> ІНТЕЛЕКТУАЛЬНЕ УПРАВЛІННЯ ПОТОКАМИ: ЯК ШІ МОЖЕ ПІДВИЩИТИ ЕФЕКТИВНІСТЬ БАГАТОПОТОКОВИХ СИСТЕМ	192
ПЛАТФОРМА ІНТЕЛЕКТУАЛЬНІ ІНФОРМАЦІЙНІ СИСТЕМИ ТА СИСТЕМИ І ТЕХНОЛОГІЇ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ	195
<i>Бицька В.В.</i> ГРАФОВІ БАЗИ ДАНИХ ЯК ОСНОВА ДЛЯ РЕКОМЕНДАЦІЙНИХ СИСТЕМ У КОНТЕКСТІ АВТОМАТИЗОВАНОГО ІНЖИНІРИНГУ.....	195
<i>Вовчик В.А., Помазун О.М.</i> ЗАСТОСУВАННЯ МЕТОДІВ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ В УПРАВЛІННІ ОРЕНДОЮ КОМЕРЦІЙНОЇ НЕРУХОМОСТІ	195

URL: <https://explodingtopics.com/blog/data-generated-per-day>.

3. Jatin. What is a Graph Database? Use Cases and Advantages | Decube. *Decube: Data Trust Platform for the AI Era*. URL: <https://www.decube.io/post/graph-database-concept>.

Науковий керівник: Ситник Н.В., к.е.н., доцент.

Вовчик В.А.

здобувач другого (магістерського)

рівня вищої освіти

Київський національний економічний

університет імені Вадима Гетьмана

Помазун О.М., к.е.н., доцент

Київський національний економічний

університет імені Вадима Гетьмана

ЗАСТОСУВАННЯ МЕТОДІВ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ В УПРАВЛІННІ ОРЕНДОЮ КОМЕРЦІЙНОЇ НЕРУХОМОСТІ

Комерційна нерухомість є важливим сегментом економіки, що забезпечує матеріальну базу для ведення бізнесу та реалізації підприємницької діяльності. До об'єктів комерційної нерухомості належать офісні центри, торгові площі, склади, виробничі та багатофункціональні комплекси. Основним джерелом прибутку для власників таких об'єктів є орендна плата, а отже – рівень завантаженості площ безпосередньо визначає ефективність управління активами.

На практиці управління комерційною нерухомістю передбачає ведення великої кількості договорів, контроль платежів, моніторинг ринку та взаємодію з клієнтами. Однією з головних проблем є нестабільність завантаженості орендних площ, зумовлена сезонними коливаннями попиту, змінами кон'юнктури ринку, поведінкою орендарів та непередбачуваними ризиками (економічні, правові, геополітичні). У результаті навіть незначне зниження коефіцієнта заповненості може призвести до втрати значного обсягу доходу.

В умовах високої конкуренції на ринку управлінські рішення дедалі частіше приймаються на основі аналітики даних, що включає оцінку ефективності використання площ, прогнозування відтоку орендарів, динаміку ставок оренди, маржинальність об'єктів тощо. Водночас сучасні цифрові інструменти дозволяють не лише агрегувати дані, а й впроваджувати системи штучного інтелекту (СШІ), здатні автоматизувати частину аналітичних процесів, підвищити точність прогнозів і підтримувати прийняття оптимальних рішень [1, 2].

Управління завантаженістю орендних площ є багатоаспектним процесом, що охоплює моніторинг доступності приміщень, прогнозування змін у попиті, адаптацію умов оренди до ринкових тенденцій, а також утримання наявних орендарів. Ефективність цих процесів значною мірою залежить від здатності компанії оперативно реагувати на зміни поведінки клієнтів, враховувати регіональні особливості та здійснювати обґрунтоване ціноутворення.

Особливу цінність у цьому контексті має прогнозування ризику відтоку орендарів, виявлення аномалій у поведінці користувачів, динамічне ціноутворення та моделювання заповненості. Ці задачі можуть бути реалізовані за допомогою методів машинного навчання та побудови систем прийняття рішень на основі бази знань.

Отже, в умовах трансформації ринку та зростання вимог до аналітики, розроблення СШІ для оптимізації завантаженості комерційної нерухомості є не лише актуальним, а й необхідним напрямом розвитку для компаній, які прагнуть підвищити ефективність управління активами та зберегти конкурентні позиції.

Основною передумовою проектування є побудова моделей, здатних репрезентувати динаміку заповненості об'єктів нерухомості, взаємодію з орендарями, вплив економічних і часових факторів, а також визначати оптимальні реакції системи на зміну ситуації. У зв'язку з цим доцільним є впровадження методів машинного навчання, моделей прогнозування часових рядів, алгоритмів виявлення ризиків та адаптивних моделей прийняття рішень.

У системах штучного інтелекту для оптимізації завантаженості орендних площ застосовуються різноманітні методи, що поділяються на кілька функціональних груп. Кожна з них відповідає певному аспекту роботи системи: прогнозуванню, класифікації, виявленню ризиків або прийняттю рішень. Нижче наведено узагальнену класифікацію (таблиця 1).

Таблиця 1 – Методи ШІ, що використовують в задачах управління нерухомістю

Група методів	Типові моделі	Призначення у СШІ
Моделі прогнозування	Prophet, LSTM	Прогноз майбутньої завантаженості площ у часі
Моделі класифікації	Random Forest, Logistic Regression, XGBoost	Оцінка ймовірності відтоку орендарів
Моделі виявлення аномалій	Isolation Forest, Autoencoder	Виявлення нетипових змін у заповненості або оплатах
Рекомендаційні моделі	Rule-based, Content-based	Підбір дій або нових орендарів на основі ситуації
Імітаційне моделювання	Agent-based modeling	Моделювання поведінки орендарів у системі
Аналіз просторових даних	GeoAI, K-Means	Оцінка привабливості площ з урахуванням локації

Джерело: розроблено автором на основі [1, 2]

Таким чином, застосування систем штучного інтелекту у сфері управління комерційною нерухомістю відкриває нові можливості для підвищення ефективності управлінських рішень, зниження ризиків і забезпечення стабільної заповненості площ. Комплексне використання прогнозних, класифікаційних і рекомендаційних моделей дозволяє формувати адаптивні стратегії взаємодії з орендарями, оперативно реагувати на зміни ринку та забезпечувати довгострокову конкурентоспроможність компаній у динамічному економічному середовищі.

Список використаних джерел

1. Liping Xie, Lili Dai, Taoufik Saidani, Meshal Shutaywi, Nisreen Innab, Wejdan Deebani, Lulu Wang, Intelligent detection of office occupancy using hybrid data-mining, *Energy and Buildings*, Volume 322, 2024, <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2024.114690>.
2. Razak Olu-Ajayi, Hafiz Alaka, Ismail Sulaimon, Funlade Sunmola, Saheed Ajayi, Building energy consumption prediction for residential buildings using deep learning and other machine learning techniques, *Journal of Building Engineering*, Volume 45, 2022, <https://doi.org/10.1016/j.job.2021.103406>.

Дата звіту 5/23/2025
Дата редагування ---

Звіт не був оцінений

Звіт подібності

метадані

Назва організації

Kyiv National Economic University named after Vadym Hetman KNEU

Заголовок

Проектування систем штучного інтелекту для оптимізації завантаженості оредних площ комерційної нерухомості

Автор

Науковий керівник / Експерт

Вовчик Владислав ЕдуардовичПомазун Оксана Миколаївна

підрозділ

кафедра інформаційних систем в економіці

Обсяг знайдених подібностей

Коефіцієнт подібності визначає, який відсоток тексту по відношенню до загального обсягу тексту було знайдено в різних джерелах. Зверніть увагу, що високі значення коефіцієнта не автоматично означають плагіат. Звіт має аналізувати компетентна / уповноважена особа.



25

Довжина фрази для коефіцієнта подібності 2



8871

Кількість слів



73319

Кількість символів

Тривога

У цьому розділі ви знайдете інформацію щодо текстових спотворень. Ці спотворення в тексті можуть говорити про МОЖЛИВІ маніпуляції в тексті. Спотворення в тексті можуть мати навмисний характер, але частіше характер технічних помилок при конвертації документа та його збереженні, тому ми рекомендуємо вам підходити до аналізу цього модуля відповідально. У разі виникнення запитань, просимо звертатися до нашої служби підтримки.

Заміна букв		0
Інтервали		0
Мікропробіли		1
Білі знаки		0
Парафрази (SmartMarks)		21

Подібності за списком джерел

Нижче наведений список джерел. В цьому списку є джерела із різних баз даних. Копію тексту означає в якому джерелі він був знайдений. Ці джерела і значення Коефіцієнту Подібності не відображають прямого плагіату. Необхідно відкрити кожне джерело і проаналізувати зміст і правильність оформлення джерела.

10 найдовших фраз		Копію тексту
ПОРЯДКОВИЙ НОМЕР	НАЗВА ТА АДРЕСА ДЖЕРЕЛА URL (НАЗВА БАЗИ)	КІЛЬКІСТЬ ІДЕНТИЧНИХ СЛІВ (ФРАГМЕНТІВ)
1	https://ir.kneu.edu.ua/server/api/core/bitstreams/6ccdb206-8499-47f8-b15b-5d42b9b14ce2/content	42 0.47 %
2	https://ir.kneu.edu.ua/server/api/core/bitstreams/6ccdb206-8499-47f8-b15b-5d42b9b14ce2/content	26 0.29 %
3	https://kneu.edu.ua/files/news/news_image/2019_POLOJENNYA_PRO_KVALFKATSYN_ROBOTI.pdf	25 0.28 %
4	https://kneu.edu.ua/userfiles/Department_of_Administration_and_Marketing_Personn/MM_cshodo_vikonanyya_KMD0A0.pdf	21 0.24 %