

**НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ УКРАЇНИ
«КИЇВСЬКИЙ ПОЛІТЕХНІЧНИЙ ІНСТИТУТ
імені ІГОРЯ СІКОРСЬКОГО»
ФАКУЛЬТЕТ МЕНЕДЖМЕНТУ ТА МАРКЕТИНГУ
КАФЕДРА ЕКОНОМІЧНОЇ КІБЕРНЕТИКИ**

«На правах рукопису»
УДК 330.3

ДО ЗАХИСТУ ДОПУЩЕНО:
Завідувач кафедри
_____ Катерина БОЯРИНОВА
« ____ » грудня 2025 р.

МАГІСТЕРСЬКА ДИСЕРТАЦІЯ

**на здобуття ступеня магістра
за освітньо-професійною програмою
«Економічна аналітика»
зі спеціальності 051 Економіка
на тему: «Аналіз та моделювання ціноутворення на ринку нерухомості»**

Виконав:

студент 2-го курсу, групи УА-41мп
ЛОЇК Назар Ігорович

Науковий керівник:

Доцент кафедри економічної кібернетики, к.ф. - м.н., доц.
ЛАЗАРЕНКО Ірина Сергіївна

Рецензент:

завідувач кафедри економіки і підприємництва, д.е.н., проф.
ТУЛЬЧИНСЬКА Світлана Олександрівна

Засвідчую, що у цій магістерській
дисертації немає запозичень з праць
інших авторів без відповідних посилань

Студент _____

Київ – 2025 року

НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ УКРАЇНИ
«КИЇВСЬКИЙ ПОЛІТЕХНІЧНИЙ ІНСТИТУТ
імені ІГОРЯ СІКОРСЬКОГО»

Факультет менеджменту та маркетингу

Кафедра економічної кібернетики

Рівень вищої освіти – другий (магістерський)

Спеціальність – 051 Економіка

Освітньо-професійна програма «Економічна аналітика»

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри

_____ Катерина БОЯРИНОВА

« » _____ 2025 р.

ЗАВДАННЯ

на магістерську дисертацію студенту

ЛОЇКУ Назару Ігоровичу

- 1. Тема дисертації** «Аналіз та моделювання ціноутворення на ринку нерухомості», науковий керівник дисертації Лазаренко Ірина Сергіївна, к.ф. - м.н. доц., затверджені наказом по університету від 03.11.2025 року №4740-с.
- 2. Термін подання студентом дисертації** 12.12.2025 року.
- 3. Об'єкт дослідження:** Процеси формування вартості об'єктів нерухомості.
- 4. Предмет дослідження:** Сукупність теоретико-методичних засад, інструментарію інтелектуального аналізу даних та прикладних моделей діагностики і прогнозування цінової динаміки на ринку житлової нерухомості.

5. Перелік завдань, які потрібно розробити:

а) теоретична частина:

- розкрити зміст, сутність та особливості ціноутворення на ринку нерухомості;
- здійснити огляд сучасних методів аналізу та інструментарію моделювання ціноутворення на ринку нерухомості;
- обґрунтувати та дослідити фактори впливу на вартість нерухомості.

б) аналітична частина:

- оцінити ринок нерухомості, провести аналіз динаміки цін та макроекономічного середовища;
- здійснити кластерний аналіз ринку нерухомості та виявити сегменти ринку;
- провести аналітичне моделювання ціноутворення на ринку житлової нерухомості.

в) рекомендаційна частина

- розробити інструментарій валідації моделі та прогнозування вартості житла;
- сформулювати рекомендації для учасників ринку на основі виявлених трендів;
- здійснити стратегічний аналіз перспектив розвитку ринку нерухомості з урахуванням прогнозованих змін.

6. Орієнтовний перелік ілюстративного матеріалу:

- Результати кластеризації;
- Динаміка зміни цін по кластерах;
- Власні вектори з високим та низьким значенням власного числа;
- Кореляційна матриця факторів;
- Кумулятивна пояснена дисперсія;
- Важливість факторів для кластеру 0;
- Графічне порівняння результатів моделювання та фактичних значень ціни для кластеру 0;
- Важливість факторів для кластеру 1;
- графічне порівняння результатів моделювання та фактичних значень ціни для кластеру 1;
- Важливість факторів для кластеру 2;

- графічне порівняння результатів моделювання та фактичних значень ціни для кластеру 2;
- прогноз динаміки цін на 3 місяці вперед.

7. Орієнтовний перелік публікацій за напрямом роботи:

Лоїк Н. Використання цифрових технологій у моделюванні ціноутворення на ринку нерухомості. Моделювання та прогнозування економічних процесів : зб. тез доп. XIX Міжнар.наук.-практ. конф., м. Київ, 4 груд. 2025 р. Київ: КПІ ім. Ігоря Сікорського, Вид-во «Політехніка», 2025. URL: <https://mperproc.fmm.kpi.ua/>

8. Дата видачі завдання: 26 червня 2025 року.

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів виконання магістерської дисертації	Термін виконання етапів магістерської дисертації	Примітка
1.	Вибір напрямку дослідження, узгодження завдання та змісту магістерської дисертації з науковим керівником.	02.06.2025- 27.06.2025	
2.	Збір необхідної інформації, вивчення та аналіз літературних джерел щодо досліджуваної тематики.	30.06.2025- 08.09.2025	
3.	Розгляд теоретичних засад аналізу та моделювання ціноутворення на ринку нерухомості. Надання на перевірку першого розділу.	09.09.2025- 30.09.2025	
4.	Оцінювання ринку нерухомості, аналіз динаміки цін та макроекономічного середовища	01.10.2025- 10.10.2025	
5.	Кластеризація районів міста Київ та виявлення сегментів ринку.	11.10.2025- 20.10.2025	
6.	Побудова моделі ціноутворення на ринку житлової нерухомості міста Київ з використанням алгоритмів Gradient Boosting. Надання на перевірку другого розділу.	21.10.2025- 30.10.2025	
7.	Валідація моделі та прогнозування вартості житла.	31.10.2025- 07.11.2025	
8.	Розроблення рекомендацій щодо прийняття рішень для учасників ринку на основі виявлених трендів.	08.11.2025- 16.11.2025	
9.	Стратегічний аналіз перспектив розвитку ринку нерухомості з урахуванням прогнозованих змін. Надання на перевірку другого розділу.	17.11.2025- 30.11.2025	
10.	Оформлення магістерської дисертації другого (магістерського) рівня вищої освіти.	01.12.2025- 03.12.2025	
11.	Подання магістерської дисертації для перевірки на збіг/схожість, отримання відгуку керівника та рецензії.	04.12.2025- 11.12.2025	
12.	Подання магістерської дисертації до захисту.	12.12.2025	

Студент

Науковий керівник

(підпис) Назар ЛОЇК

(підпис) Ірина ЛАЗАРЕНКО

РЕФЕРАТ

Магістерська дисертація Лоїка Назара Ігоровича на тему «Аналіз та моделювання ціноутворення на ринку нерухомості» зі спеціальності 051 Економіка, освітньо-професійної програми «Економічна аналітика», Національний технічний університет України «Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського», 2025, Київ.

Магістерська дисертація складається зі вступу, 3 розділів, висновків, списку використаних джерел та додатків. Виконана в обсязі 138 сторінок, містить 15 рисунків, 12 таблиць та 3 додатки.

Актуальність теми. Ринок нерухомості є важливим елементом національної економіки та чутливим індикатором її змін. Він впливає на добробут населення, інвестиційну активність і розвиток міської інфраструктури, що робить необхідним формування точних та обґрунтованих прогнозів. Складність факторів, які визначають ціну житла, та швидка цифровізація економіки підсилюють потребу у сучасних аналітичних і цифрових методах моделювання.

Метою магістерської роботи є узагальнення теоретичних положень, розроблення та обґрунтування методичного інструментарію до аналізу та моделювання ціноутворення на ринку житлової нерухомості, що передбачає комплексне дослідження факторів впливу, кластеризацію територіальних сегментів та побудову прогнозної моделі на основі сучасних цифрових технологій і методів машинного навчання з метою підвищення якості аналітичних та управлінських рішень для учасників ринку.

Завдання дослідження: розкрити зміст, сутність та особливості ціноутворення на ринку нерухомості; здійснити огляд сучасних методів аналізу та інструментарію моделювання ціноутворення на ринку нерухомості; обґрунтувати та дослідити фактори впливу на вартість нерухомості. Оцінити ринок нерухомості, провести аналіз динаміки цін та макроекономічного середовища; здійснити кластерний аналіз ринку нерухомості та виявити сегменти ринку; провести аналітичне моделювання ціноутворення на ринку житлової нерухомості. Розробити інструментарій валідації моделі та прогнозування вартості житла; сформулювати

рекомендації для учасників ринку на основі виявлених трендів; здійснити стратегічний аналіз перспектив розвитку ринку нерухомості з урахуванням прогнозованих змін.

Об'єктом дослідження є процеси формування вартості об'єктів нерухомості.

Предметом дослідження є сукупність теоретико-методичних засад, інструментарію інтелектуального аналізу даних та прикладних моделей діагностики і прогнозування цінової динаміки на ринку житлової нерухомості.

Методи дослідження: аналітичний, емпіричний, дедукція, індукція, статистичний аналіз, компаративний, оптимізаційний та прогностичний методи.

Наукова новизна одержаних результатів: Наукова новизна полягає у розробленні комплексної адаптивної системи прогнозування, що базується на синергії методів машинного навчання (XGBoost) та багатовимірного статистичного аналізу (PCA, K-Means), яка дозволяє автоматично виявляти приховані патерни поведінки цінових кластерів.

Практичне значення одержаних результатів. Результати можуть бути використані звичайними громадянами, девелоперами, ріелторами, банківськими установами та органами влади для планування інвестицій, оцінки ризиків і розробки житлової політики.

Апробація результатів магістерської дисертації: Публікація тез доповіді на конференції: Лоїк Н. Використання цифрових технологій у моделюванні ціноутворення на ринку нерухомості. Моделювання та прогнозування економічних процесів : зб. тез доп. XIX Міжнар.наук.-практ. конф., м. Київ, 4 груд. 2025 р. Київ: КПІ ім. Ігоря Сікорського, Вид-во «Політехніка», 2025. URL: <https://mreproc.fmm.kpi.ua>

Ключові слова: житлова нерухомість, інтелектуальний аналіз даних, xgboost, pca, k-means, сценарне прогнозування, волатильність ринку, авторегресійні моделі, інвестиційний аналіз, діагностика трендів.

ABSTRACT

Master's dissertation by Loik Nazar Igorovich on the topic «Analysis and Modeling of Real Estate Market Pricing» in the specialty 051 «Economics», educational and professional program «Economic analytics», National Technical University of Ukraine «Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute», 2025, Kyiv.

The master's dissertation consists of an introduction, 3 chapters, conclusions, a list of references and appendices. The work includes 138 pages, 15 figures, 12 tables and 3 appendices.

The relevance of the topic. The real estate market is an important element of the national economy and a sensitive indicator of its changes. It affects the well-being of the population, investment activity, and the development of urban infrastructure, which makes it necessary to form accurate and reasonable forecasts. The complexity of the factors that determine the price of housing and the rapid digitalization of the economy reinforce the need for modern analytical and digital modeling methods.

The purpose of study is to summarize theoretical provisions, develop and justify methodological tools for analyzing and modeling pricing in the residential real estate market, which involves a comprehensive study of influencing factors, territorial segmentation, and the construction of a predictive model based on modern digital technologies and machine learning methods with the aim of improving the quality of analytical and management decisions for market participants..

Research objectives: to reveal the content, essence, and peculiarities of pricing in the real estate market; review modern methods of analysis and tools for modeling pricing in the real estate market; justify and investigate factors influencing real estate value. To evaluate the real estate market, analyze price dynamics and the macroeconomic environment; perform a cluster analysis of the real estate market and identify market segments; perform analytical modeling of pricing in the residential real estate market. Develop tools for model validation and housing cost forecasting; formulate recommendations for market participants based on identified trends; conduct a strategic analysis of the real estate market development prospects, taking into account the projected changes.

The object of the study is the processes of determining the price of real estate market.

The subject of the study is a set of theoretical and methodological principles, tools for intellectual data analysis and applied models of diagnostics and forecasting of price dynamics in the residential real estate market.

Research methods: analytical, empirical, deduction, induction, statistical analysis, comparative, optimization and prognostic methods.

Scientific novelty of the results consists in the development of a complex adaptive forecasting system based on the synergy of machine learning methods (XGBoost) and multivariate statistical analysis (PCA, K-Means), which allows for the automatic detection of hidden behavior patterns of price clusters.

Practical significance of the results. Creation of a housing price forecasting model. The results can be used by ordinary citizens, developers, realtors, banking institutions and authorities for investment planning, risk assessment and housing policy development.

Approbation of work results: Publication of abstract: Loik N. The use of digital technologies in the modeling of pricing in the real estate market. Modeling and forecasting of economic processes: collection of abstracts of the XIX International science and practice conference, Kyiv, December 4. 2025. Kyiv: Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute, Publishing House "Polytechnica," 2025. URL: <https://mpeproc.fmm.kpi.ua>.

Keywords: residential real estate, intelligent data analysis, xgboost, pca, k-means, scenario forecasting, market volatility, autoregressive models, investment analysis, trend diagnostics.

ЗМІСТ

ВСТУП.....	11
1 ТЕОРЕТИКО-МЕТОДИЧНІ ЗАСАДИ АНАЛІЗУ ТА МОДЕЛЮВАННЯ ЦІНОУТВОРЕННЯ НА РИНКУ НЕРУХОМОСТІ	13
1.1 Сутність, зміст та особливості ціноутворення на ринку нерухомості	13
1.2 Огляд сучасних методів аналізу та інструментарію моделювання ціноутворення на ринку нерухомості.....	23
1.3 Вибір та обґрунтування факторів впливу на вартість нерухомості	30
Висновки до першого розділу.....	39
2 АНАЛІТИЧНИЙ ІНСТРУМЕНТАРІЙ ДЛЯ ПОБУДОВИ МОДЕЛІ ЦІНОУТВОРЕННЯ НА РИНКУ ЖИТЛОВОЇ НЕРУХОМОСТІ.....	41
2.1 Аналіз ринку нерухомості, динаміки цін та макроекономічного середовища	41
2.2 Аналітичний інструментарій визначення кластерів та сегментації ринку ...	48
2.3 Аналітичне моделювання ціноутворення на ринку житлової нерухомості....	57
Висновки до другого розділу	69
3 ПРОГНОСТИЧНА АНАЛІТИКА ТА ОБҐРУНТУВАННЯ ІНВЕСТИЦІЙНИХ РІШЕНЬ НА РИНКУ НЕРУХОМОСТІ	72
3.1 Прогностична аналітика цін на житло на ринку нерухомості.....	72
3.2 Розроблення рекомендацій для учасників ринку нерухомості на основі виявлених трендів	85
3.3 Стратегічний аналіз перспектив розвитку ринку нерухомості з урахуванням прогнозованих змін	94
Висновки до третього розділу.....	104
ВИСНОВКИ.....	106
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	108
ДОДАТКИ.....	112
ДОДАТОК А.....	112
ДОДАТОК Б	119
ДОДАТОК В.....	126

ВСТУП

Актуальність теми. Ринок нерухомості є важливим елементом національної економіки та чутливим індикатором її змін. Він впливає на добробут населення, інвестиційну активність і розвиток міської інфраструктури, що робить необхідним формування точних та обґрунтованих прогнозів. Складність факторів, які визначають ціну житла, та швидка цифровізація економіки підсилюють потребу у сучасних аналітичних і цифрових методах моделювання.

Метою магістерської роботи є узагальнення теоретичних положень, розроблення та обґрунтування методичного інструментарію до аналізу та моделювання ціноутворення на ринку житлової нерухомості, що передбачає комплексне дослідження факторів впливу, кластеризацію територіальних сегментів та побудову прогнозної моделі на основі сучасних цифрових технологій і методів машинного навчання з метою підвищення якості аналітичних та управлінських рішень для учасників ринку.

Відповідно до поставленої мети було вирішено такі завдання:

- розкрити зміст, сутність та особливості ціноутворення на ринку нерухомості;
- здійснити огляд сучасних методів аналізу та інструментарію моделювання ціноутворення на ринку нерухомості;
- обґрунтувати та дослідити фактори впливу на вартість нерухомості;
- оцінити ринок нерухомості, провести аналіз динаміки цін та макроекономічного середовища;
- здійснити кластерний аналіз ринку нерухомості та виявити сегменти ринку;
- провести аналітичне моделювання ціноутворення на ринку житлової нерухомості;
- розробити інструментарій валідації моделі та прогнозування вартості житла;
- сформулювати рекомендації для учасників ринку на основі виявлених трендів;
- здійснити стратегічний аналіз перспектив розвитку ринку нерухомості з урахуванням прогнозованих змін.

Об'єктом дослідження є процеси формування вартості об'єктів нерухомості.

Предметом дослідження є сукупність теоретико-методичних засад, інструментарію інтелектуального аналізу даних та прикладних моделей діагностики і прогнозування цінової динаміки на ринку житлової нерухомості.

Базою дослідження у даній магістерській роботі є ринок житлової нерухомості міста Києва, що охоплює його територіальні сегменти, динаміку цін та фактори, які визначають вартість житла.

Методи дослідження: аналітичний, емпіричний, дедукція, індукція, статистичний аналіз, компаративний, оптимізаційний та прогностичний методи.

Наукова новизна одержаних результатів: Наукова новизна полягає у розробленні комплексної адаптивної системи прогнозування, що базується на синергії методів машинного навчання (XGBoost) та багатовимірного статистичного аналізу (PCA, K-Means), яка дозволяє автоматично виявляти приховані патерни поведінки цінових кластерів.

Практичне значення одержаних результатів. Результати можуть бути використані звичайними громадянами, девелоперами, ріелторами, банківськими установами та органами влади для планування інвестицій, оцінки ризиків і розробки житлової політики.

Апробація результатів магістерської дисертації: Публікація тез доповіді на конференції: Лоїк Н. Використання цифрових технологій у моделюванні ціноутворення на ринку нерухомості. Моделювання та прогнозування економічних процесів : зб. тез доп. XIX Міжнар.наук.-практ. конф., м. Київ, 4 груд. 2025 р. Київ: КПІ ім. Ігоря Сікорського, Вид-во «Політехніка», 2025. URL: <https://mpreproc.fmm.kpi.ua/>.

1 ТЕОРЕТИКО-МЕТОДИЧНІ ЗАСАДИ АНАЛІЗУ ТА МОДЕЛЮВАННЯ ЦІНОУТВОРЕННЯ НА РИНКУ НЕРУХОМОСТІ

1.1 Сутність, зміст та особливості ціноутворення на ринку нерухомості

У сучасній економічній науці та професійній практиці оцінки нерухомого майна, розмежування понять «Вартість» (Value), «Ціна» (Price) та «Собівартість» (Cost) є не просто питанням термінологічної чистоти, а фундаментальною методологічною проблемою, що має глибокі коріння в історії економічної думки. Хоча у повсякденному вжитку ці терміни часто використовуються як синоніми, у професійному дискурсі девелопменту, інвестування та оцінки вони описують три різні онтологічні площини існування активу: площину виробництва (минуле), площину обміну (теперішнє) та площину корисності (потенційне майбутнє).

Розуміння цієї тріади вимагає виходу за межі поверхневих дефініцій та занурення у складну архітектуру економічних відносин, де нерухомість виступає одночасно як фізичний об'єкт, створений працею (собівартість), як товар, що обертається на ринку (ціна), і як капітал, що генерує потік вигод (вартість).

Адам Сміт у «Багатстві народів» (1776) заклав основи, розмежувавши «вартість у користуванні» (*value in use*) та «вартість в обміні» (*value in exchange*). Він зазначав, що речі з найбільшою споживчою вартістю (вода) часто мають мізерну мінову вартість, і навпаки (діаманти). Для нерухомості це розрізнення є критичним. Житловий будинок має високу «вартість у користуванні» як прихисток, але його «вартість в обміні» (ринкова ціна) залежить від факторів попиту та пропозиції, які можуть не корелювати з комфортом проживання. Сміт намагався звести вартість до витрат праці («праця є дійсним мірилом мінової вартості»), що стало предтечею витратного підходу в оцінці [1].

Розглянемо конкретні визначення кожного поняття.

Собівартість (Cost) – це сума витрат, необхідних для створення або відтворення об'єкта нерухомості. Вона включає вартість землі, будівельних

матеріалів, оплату праці, витрати на проектування та прибуток девелопера. Це показник виробництва, який відображає, скільки ресурсів було витрачено (або потрібно витратити) на об'єкт. У контексті оцінки часто розглядається як вартість заміщення або відтворення [2].

Ціна (Price) – це фактична сума грошей, яка була сплачена або пропонується за об'єкт у конкретній угоді. Це історичний факт. Ціна може не відповідати ринковій вартості, якщо угода відбулася під примусом, між пов'язаними сторонами або в умовах необізнаності учасників. Згідно з Національним стандартом №1, ціна – це «фактична сума грошей, сплачена за об'єкт оцінки».

Вартість (Value) – це розрахункова величина, що відображає цінність об'єкта. Це не факт, а професійна думка оцінювача про найбільш ймовірну ціну, яку актив мав би отримати в гіпотетичній угоді на дату оцінки за нормальних ринкових умов (Ринкова вартість) або його корисність для конкретного власника. В українському законодавстві вартість визначається як «еквівалент цінності об'єкта, виражений у ймовірній сумі грошей» [3].

Вартість нерухомого майна є динамічною величиною, що перебуває у прямій функціональній залежності від стадії життєвого циклу девелоперського проекту. Ця залежність не є лінійною; вона відображає складну трансформацію ризиків у капітал. Рух ціни від стадії проектування до введення в експлуатацію і подальшого переходу на вторинний ринок ілюструє фундаментальні економічні закони дисконтування ризиків та теорії граничної корисності.

Стадія «котловану» (або початкова стадія будівництва) є унікальним феноменом ринків нерухомості, що розвиваються, зокрема в Україні. З економічної точки зору, трансакція на цьому етапі не є купівлею фізичного активу, оскільки активу де-факто ще не існує. Це придбання майнових прав або форвардний контракт на поставку активу в майбутньому. Ціна на цьому етапі є найнижчою в усьому циклі, що пояснюється необхідністю компенсації інвестору за прийняття на себе специфічних девелоперських ризиків.

Формування ціни на етапі котловану диктується потребою девелопера у фінансуванні. У класичній моделі девелопменту забудовник має вибір між

залученням дорогого банківського кредитування, акціонерного капіталу або коштів приватних інвесторів через механізм попередніх продажів. Продаж «на котловані» фактично є формою безвідсоткового кредитування девелопера покупцем. Дисконт, який отримує покупець, є еквівалентом відсоткової ставки за користування його капіталом та премією за ризик.

Згідно з аналітичними даними українського ринку (зокрема, групи компаній DIM), частка інвестиційних угод на етапі котловану, незважаючи на військові ризики, зросла до 15% у 2025 році. Інвестори, які входять у проект на ранніх етапах, можуть розраховувати на фінансовий виграш у межах 40–60% до вартості квадратного метра від моменту інвестиції до введення об'єкта в експлуатацію. Цей спред є критично важливим показником, що відображає «вартість очікування» та «вартість невизначеності». У періоди стабільності цей спред звужується, тоді як у часи кризи (як-от війна чи економічна рецесія) він розширюється, оскільки інвестори вимагають вищої дохідності за ризик недобудови [4].

При встановленні стартової ціни на етапі котловану девелопери керуються двома основними теоретичними підходами, які часто конфліктують між собою: теорією повних витрат (Full-Cost Pricing) та теорією тендерного ціноутворення (Tender Pricing).

Теорія повних витрат базується на калькуляції собівартості. Вона передбачає, що ціна формується шляхом додавання фіксованої норми прибутку до сукупних витрат на земельну ділянку, матеріали, робочу силу та дозвільну документацію. Емпіричні дослідження, проведені в Окленді (Нова Зеландія), підтвердили домінування цієї теорії на довгострокових інтервалах, демонструючи значний коінтеграційний зв'язок між індексом вартості будівництва (CCI) та індексом цін на житло (HPI). Це означає, що в довгостроковій перспективі будь-яке зростання вартості бетону, сталі чи оплати праці будівельників буде неминуче перекладено на плечі інвестора на етапі котловану [5].

Натомість, теорія тендерного ціноутворення стверджує, що ціна визначається конкурентним середовищем та кількістю гравців на ринку. Згідно з цим підходом, ціна може відхилятися від собівартості залежно від інтенсивності попиту. Однак, в

умовах олігополістичного ринку, де кілька великих забудовників можуть мати негласний консенсус, вплив конкуренції мінімізується, і стратегія повних витрат стає домінуючою. В Україні, наприклад, структурний дефіцит пропозиції (зменшення кількості нових ЖК на третину порівняно з довоєнним періодом) призводить до того, що ціни ростуть «автоматично» на 15–25% щорічно, незалежно від купівельної спроможності населення, що підтверджує домінування витратної моделі в умовах дефіциту [6].

Однією з ключових проблем ціноутворення на стадії котловану є інформаційна асиметрія та бюджетна невизначеність. Як зазначається у фаховій літературі з девелопменту, на початку проекту забудовник часто не володіє точним кошторисом. Оцінки базуються на історичних даних та концептуальних ескізах, які підлягають уточненню в процесі розробки робочої документації. Процес проектування має ітеративний характер: кожен наступний етап вимагає більшої деталізації, що часто призводить до виявлення нових витрат (наприклад, складніші ґрунтові умови або нові вимоги до енергоефективності).

Це створює ризик того, що початкова ціна «котловану» може бути економічно необґрунтованою. Якщо девелопер помилився у розрахунках, він може зіткнутися з касовим розривом у майбутньому, що змусить його або підвищувати ціни для нових черг, або знижувати якість будівництва, що опосередковано знецінює інвестицію ранніх покупців. Тому ціна на котловані завжди містить імпліцитний дисконт на «якість виконання».

Первинний ринок: Ціноутворення готового продукту. Первинний ринок охоплює продажі нерухомості від забудовника до першого власника на етапах високої готовності або одразу після введення в експлуатацію. На цьому етапі механізм ціноутворення трансформується з фінансово-інвестиційного -купівля майбутніх прав, у товарно-ринковий - купівля готового продукту.

На первинному ринку девелопери застосовують складні стратегії цінової дискримінації для максимізації виручки. На відміну від вторинного ринку, де продавці часто діють інтуїтивно, девелопери використовують алгоритмічні підходи. Ціна квадратного метра диференціюється залежно від поверху

(«поверховий коефіцієнт»), видових характеристик, планування та орієнтації по сторонах світу. Така грануляція дозволяє вилучити максимальний споживчий надлишок з кожної групи покупців.

Крім того, девелопери активно управляють обсягом пропозиції. Вони не виводять на ринок усі квартири одночасно, а продають їх пулами (чергами). Це дозволяє штучно створювати дефіцит і підтримувати висхідний тренд цін. Стратегія «динамічного ціноутворення» передбачає регулярне підвищення прайсу в міру зменшення залишків найбільш ліквідних лотів. Успішним вважається девелопер, який продає останню квартиру за найвищою ціною в момент введення будинку в експлуатацію, мінімізуючи залишки готового житла на балансі.

Ціни на первинному ринку часто містять «премію за новизну». Покупці готові платити більше за сучасні архітектурні рішення, нові інженерні мережі, енергоефективні матеріали та юридичну чистоту об'єкта.

Вторинний ринок охоплює обіг раніше створених об'єктів нерухомості між приватними або корпоративними власниками. Ціноутворення тут підпорядковується іншим законам, оскільки пропозиція є нееластичною в короткостроковому періоді - неможливо миттєво створити нові будинки в історичному центрі міста.

Ціна на вторинному ринку є результатом протиборства двох сил: фізичної амортизації будівлі та економічного зростання вартості землі. З одного боку, фізичний знос конструкцій, моральне застарівання планувальних та інженерних мереж тиснуть на ціну вниз. З іншого боку, розвиток інфраструктури району (транспорт, школи, парки) та обмеженість земельних ресурсів у престижних локаціях штовхають ціну вгору.

Як правило, у центральних районах міст «земельна рента» переважає амортизацію, тому старе житло може коштувати дорожче за новобудови на периферії. Це підтверджує тезу про те, що нерухомість - це передусім торгівля локацією. Однак у депресивних районах або містах-супутниках з поганою логістикою амортизація може домінувати, призводячи до реального зниження вартості активу з часом.

Емпіричні дослідження ринків нерухомості виявили цікаву закономірність: первинний ринок характеризується значно вищою волатильністю середніх трансакційних цін, ніж вторинний. Це пояснюється тим, що структура пропозиції на первинному ринку постійно змінюється (сьогодні здається елітний хмарочос, завтра - економ-квартал), що призводить до різких стрибків у статистиці. Вторинний ринок, будучи масивним агрегатом усього існуючого житлового фонду, є більш інертним і стабільним. Ціни на ньому реагують на макроекономічні шоки повільніше, демонструючи ефект «липкості».

На відміну від первинного ринку, де ціни часто є публічними (прайс-листи забудовників), вторинний ринок є непрозорим. Кожна угода є унікальною, а інформація про реальні ціни продажу часто прихована або викривлена (наприклад, через заниження вартості в договорах для оптимізації податків). Це створює високу потребу в професійній оцінці. Оцінювачі використовують порівняльний підхід, намагаючись скоригувати ціни аналогів на відмінності у фізичних характеристиках. Однак, як зазначають дослідники, ця методологія завжди містить елемент невизначеності через брак достовірних даних про умови закриття угод-аналогів.

Первинний та вторинний ринки не існують ізольовано; вони з'єднані механізмом субституції. Якщо ціни на вторинному ринку стають надто високими, попит перетікає на первинний ринок, стимулюючи нове будівництво. І навпаки, якщо забудовники піднімають ціни через зростання собівартості, покупці повертаються до готового житла. Інвестори, які купують на етапі котловану, виступають арбітражерами, що вирівнюють ці диспропорції, заробляючи на різниці між інвестиційною ціною та ринковою ціною готового об'єкта.

Другий вимір типології цін стосується процесу укладання угоди. На ринку нерухомості, на відміну від біржі, процес ціноутворення розтягнутий у часі і складається з кількох етапів: формування очікувань, переговорний процес та фіксація результату. Кожен з цих етапів породжує свій тип ціни.

Ціна пропозиції – це стартова точка переговорів, яка виконує функцію ринкового сигналу. Вона відображає бажання продавця, скориговане на його уявлення про стан ринку та власну фінансову мотивацію.

У поведінковій економіці ціна пропозиції розглядається як «якір», що прив'язує сприйняття покупця до певного діапазону. Дослідження показують, що навіть професійні учасники ринку піддаються впливу цього ефекту. Продавці часто встановлюють ціну пропозиції з надбавкою для створення простору для торгу. Однак ця стратегія має свої ризики. Емпіричні дані свідчать, що об'єкти з завищеною стартовою ціною мають значно довший термін експозиції. Парадоксально, але тривале перебування на ринку стигматизує об'єкт змушуючи продавця врешті-решт знижувати ціну нижче рівня, який він міг би отримати при адекватній початковій оцінці [7].

Цікавим феноменом є резистентність цін пропозиції до зниження. Продавці схильні фіксувати ціну на основі своїх історичних витрат на придбання та ремонт, ігноруючи поточну ринкову кон'юнктуру, якщо вона несприятлива. Опитування продавців показують, що більшість з них мають «резервну ціну» і вважають несправедливим продавати дешевше за неї, навіть якщо ринок падає. Це призводить до ситуації, коли в період кризи обсяги продажів падають катастрофічно, але ціни пропозиції залишаються стабільними протягом тривалого часу [8].

Ціна угоди – це фактична сума коштів, яка переходить з рук в руки. Це єдиний об'єктивний показник ринкової вартості в конкретний момент часу.

Основною проблемою використання цін угод для аналізу є часовий лаг. Процес закриття угоди в нерухомості може тривати від одного до кількох місяців (перевірка документів, іпотечне погодження). Після закриття угоди інформація потрапляє до реєстрів із затримкою. Тому аналітика, що базується на трансакційних цінах, завжди «дивиться в дзеркало заднього виду». У періоди швидких змін (наприклад, девальвація валюти або початок війни) трансакційні дані можуть вводити в оману, не відображаючи реального колапсу або злету попиту.

Для аналізу цін угод економісти використовують гедоністичні моделі регресії, які розкладають ціну на складові характеристики (площа, кількість кімнат, наявність балкона, відстань до метро). Ці моделі дозволяють зрозуміти, скільки ринок «платить» за кожен окремий атрибут. Наприклад, дослідження показують, що вплив інфраструктури на вартість квартир є нелінійним і залежить від цінового сегменту житла.

Спред – це різниця між ціною пропозиції та ціною, яку готовий заплатити покупець. На ринку нерухомості, де немає централізованої книги ордерів, спред проявляється як розрив між середніми цінами лістингу та реальними угодами, або як розмір дисконту в процесі торгу.

Згідно з теорією пошуку, спред є компенсацією за витрати часу та зусиль на пошук контрагента. У ліквідному ринку («ринок продавця»), де багато покупців, спред звужується, іноді стаючи негативним (коли ціна угоди перевищує ціну пропозиції через аукціонний ефект). У неліквідному ринку («ринок покупця») спред розширюється. Продавці тримають високі ціни, сподіваючись на «випадкового» покупця, тоді як покупці, відчуваючи свою силу, роблять агресивно низькі пропозиції [9].

Емпіричні дані демонструють чітку кореляцію між фазою економічного циклу та розміром спреду:

- Фаза буму: Оборотно́ість активів висока (turnover rate досягає 6%), спред мінімальний. Ціни ростуть, і покупці поспішають зафіксувати угоду.
- Фаза рецесії: Ринок «заморожується». Оборотно́ість падає до <0.5%. Спред розширюється драматично. Продавці орієнтуються на минулі високі ціни, а покупці - на песимістичні прогнози майбутнього. Цей розрив очікувань блокує трансакції [10].

У сегменті комерційної нерухомості спред чутливий до прибутковості облігацій. Якщо дохідність державних облігацій зростає, інвестори вимагають вищої премії за ризик від нерухомості. Це призводить до зниження цін. Якщо продавці не готові це прийняти, спред розширюється, і ліквідність зникає (Табл. 1.1).

Таблиця 1.1 – Порівняння типів цін за характером угоди

Тип ціни	Визначення	Основна функція	Фактори впливу
Ціна пропозиції (Ask)	Заявлена продавцем ціна у лістингу.	Маркетинговий сигнал, верхня межа переговорів ("якір").	Очікування продавця, стратегія маркетингу, ефект володіння.
Ціна попиту (Bid)	Максимальна ціна, яку готовий дати покупець.	Індикатор реальної платоспроможності ринку.	Доступність іпотеки, доходи населення, інвестиційні альтернативи.
Ціна угоди (Strike)	Фактична ціна трансакції.	Фіксація ринкової вартості (історичний факт).	Переговорна сила сторін, терміновість, структура угоди.
Спред (Spread)	Різниця між Ask та Bid (або Ask та Strike).	Міра ліквідності та ринкової невизначеності.	Час експозиції, прозорість ринку, фаза економічного циклу.

Джерело: складено автором на основі джерел [4-10]

Також варто ознайомитися з поняттям інвестиційної вартості. Інвестиційна вартість визначається Міжнародними стандартами оцінки (IVS) як вартість активу для конкретного інвестора або групи інвесторів, враховуючи їхні індивідуальні інвестиційні цілі. Це фундаментально відрізняє її від Ринкової Вартості, яка є безособовою та об'єктивною [11].

Основою розрахунку інвестиційної вартості є метод дисконтованих грошових потоків (DCF). Однак, на відміну від ринкової оцінки, де використовуються середньоринкові показники (ринкова оренда, ринкова вакантність), при розрахунку інвестиційної вартості використовуються дані конкретного інвестора:

- Грошові потоки (CF): Прогнозуються на основі бізнес-плану інвестора. Наприклад, інвестор планує реконструкцію будівлі, що дозволить підвищити орендні ставки вище ринкових.

- Ставка дисконту (r): Відображає вартість капіталу (WACC) конкретного інвестора. Великий інституційний фонд може мати доступ до дешевого капіталу (наприклад, під 4%), тоді як приватний інвестор залучає кошти під 10%. Це призведе до того, що інвестиційна вартість об'єкта для фонду буде значно вищою, ніж для приватника [12].

Інвестиційна вартість часто включає премію за синергію. Якщо інвестор володіє сусідньою ділянкою, придбання суміжного об'єкта дозволяє створити єдиний комплекс, вартість якого перевищує суму вартостей окремих частин. Для такого покупця раціонально заплатити ціну, вищу за ринкову, оскільки його інвестиційна вартість є більшою ринкову ціну.

Заставна вартість – це специфічна концепція, що походить з європейської банківської практики. Вона визначається як вартість нерухомості, розрахована на основі довгострокової стійкості, без врахування спекулятивних коливань ринку.

В Україні оцінка застави регулюється Постановою Правління НБУ №351. Хоча термін MLV прямо не закріплений як окрема дефініція, регулятор вимагає від банків враховувати ліквідність застави та можливі витрати на її реалізацію.

- Банки зобов'язані регулярно (не рідше рази на рік для значних об'єктів) переглядати вартість застави.

- При розрахунку кредитного ризику вартість застави дисконтується на коефіцієнт ліквідності (LGD – Loss Given Default), який фактично трансформує ринкову вартість у аналог ліквідаційної вартості [13].

Ліквідаційна вартість – це грошова сума, яка може бути отримана за об'єкт при його продажу у термін, що є коротшим за нормальний період експозиції, під тиском обставин.

Знижка при ліквідації є платою за швидкість та ризик. Покупець у вимушеному продажу (аукціон, стягнення) усвідомлює слабку переговорну позицію продавця. Крім того, такі об'єкти часто мають юридичні дефекти або неможливість повноцінного огляду, що змушує покупця закладати додаткову маржу безпеки.

Емпіричні дослідження дають оцінку глибини цього дисконту:

- М'який стрес: Продаж через хворобу або терміновий переїзд - дисконт близько 5%.

- Жорсткий стрес: Примусовий продаж банком через аукціон призводить до дисконту 20–29% порівняно з ринковою вартістю.

– Вплив на оточення: Концентрація примусових продажів у районі створює негативний зовнішній ефект, знижуючи вартість навіть не проблемних сусідніх об'єктів на 0.6–1% за кожну фореκложуру поблизу.

Для цілей банківського резервування ліквідаційна вартість V_{liq} розраховується за формулою:

$$V_{liq} = V_{market} * (1 - D_{liq}) - C_{sell} \quad 1.1$$

де V_{market} – ринкова вартість;

D_{liq} - дисконт за прискорену реалізацію;

C_{sell} – витрати на продаж [14].

В умовах воєнного стану в Україні ліквідність багатьох активів наблизилася до нуля, що робить розрахунок ліквідаційної вартості критично важливим для виживання банківської системи. НБУ вимагає, щоб оцінка відображала реальну можливість продажу активу в поточних умовах, а не гіпотетичну вартість «мирного часу».

Розуміння цієї типології є критично важливим для всіх учасників ринку: від домогосподарства, що купує квартиру, до центрального банку, що регулює макропруденційні ризики. В умовах нестабільності, характерної для економіки України, здатність коректно ідентифікувати тип вартості та відповідні йому ризики стає головною конкурентною перевагою.

1.2 Огляд сучасних методів аналізу та інструментарію моделювання ціноутворення на ринку нерухомості

Ринок нерухомості, як житлової, так і комерційної, традиційно характеризувався інформаційною асиметрією, низькою ліквідністю та високою інерційністю. Протягом десятиліть фундаментальний аналіз базувався на інтуїтивних підходах та базових статистичних моделях, які оперували історичними даними з значним часовим лагом. Однак сучасна екосистема Real Estate Tech (PropTech) переживає фундаментальну трансформацію, зумовлену

експоненційним зростанням обсягів даних ("Big Data"), розвитком обчислювальних потужностей та інтеграцією алгоритмів штучного інтелекту.

Прогнозування індексів цін (Housing Price Indices - HPI) вимагає зміни методологічного апарату: від мікроекономічних гедоністичних моделей до складних макроекономічних симуляцій, що включають просторово-часову динаміку, сентимент-аналіз та нейромережеві архітектури.

Незважаючи на бурхливий розвиток машинного навчання, класична економетрика залишається фундаментом для розуміння причинно-наслідкових зв'язків на ринку нерухомості. Економетричні моделі забезпечують прозорість, яка є критичною для регуляторних органів та стратегічного планування, дозволяючи оцінити еластичність попиту та вплив макроекономічних шоків.

Гедоністична регресія (Hedonic Regression) базується на теорії споживчої вартості Ланкастера та Розена, яка розглядає об'єкт нерухомості як сукупність характеристик (location, structural attributes, neighborhood quality). Хоча цей метод частіше асоціюється з оцінкою окремих об'єктів (Automated Valuation Models – AVM), він є базовим для побудови індексів цін, очищених від зміни якості житлового фонду. Традиційна формула гедоністичної ціни має вигляд:

$$P = f(S, L, E) + \epsilon \quad 1.2$$

де P – ціна;

S – структурні характеристики,

L – локаційні фактори,

E – екологічні/сусідські фактори.

У контексті макроекономічного моделювання гедоністичні методи використовуються для створення індексів "постійної якості", що дозволяє відокремити чисту інфляцію активів від зростання цін, зумовленого покращенням якості будівництва. Дослідження показують, що хоча гедоністичні моделі поступаються алгоритмам машинного навчання у точності прогнозу, вони є неперевершеними у пояснювальній здатності. Вони дозволяють ідентифікувати специфічні атрибути, які найбільше впливають на цінові рівні, такі як відстань до центру міста або вплив інфраструктурних проектів. Проте, класичні регресійні

моделі стикаються з проблемою просторової автокореляції та гетерогенності, що призводить до зміщених оцінок. Вони часто не здатні захопити нелінійні взаємодії між змінними (наприклад, вартість додаткового квадратного метра падає зі збільшенням загальної площі, але зростає в престижних районах).

Для прогнозування динаміки ринку в цілому (наприклад, індексів Кейса-Шиллера або національних НРІ) використовуються моделі часових рядів, які розглядають ціну як функцію її попередніх значень та екзогенних макроекономічних змінних.

Авторегресійні інтегровані моделі ковзного середнього (ARIMA). Моделі ARIMA є стандартом для одновимірного прогнозування. Вони ефективні для захоплення лінійних трендів та сезонності, яка є характерною для ринку нерухомості (циклічність продажів весна-осінь). Модель складається з авторегресійної частини (AR), порядку інтеграції (I) для досягнення стаціонарності, та ковзного середнього (MA) помилок [22]. Проте ARIMA погано справляється з поворотними точками ринку та не враховує вплив зовнішніх шоків, таких як зміни облікової ставки або пандемії.

Векторна авторегресія (VAR) та VECM. Оскільки ринок нерухомості тісно пов'язаний з економікою, моделі VAR дозволяють аналізувати систему взаємозалежних змінних (ВВП, безробіття, іпотечні ставки, фондовий ринок). VAR Дозволяє оцінити динамічну реакцію цін на житло на шоки в інших секторах. Наприклад, як підвищення ставок вплине на ціни через 3, 6, 12 місяців.

Якщо змінні є коінтегрованими (мають спільний довгостроковий стохастичний тренд), застосовується VECM. Ця модель розрізняє короткострокові коливання та рух до довгострокової рівноваги. Це критично важливо для виявлення "бульбашок", коли ціни відхиляються від фундаментально обґрунтованого рівня. Емпіричні дані свідчать, що моделі, які включають просторову ко-динаміку цін між містами значно перевершують моделі, що базуються лише на національних макропоказниках. Це підкреслює важливість врахування ефекту "зараження" між регіональними ринками.

Динамічні факторні моделі (DFM). Для великих ринків (наприклад, США, Китай, ЄС) характерна наявність сотень регіональних індексів. Динамічні факторні моделі використовуються для зниження розмірності, виокремлюючи латентні фактори (Global, Regional, Local factors), що керують синхронізацією ринків. Дослідження Гупти та ін. демонструє використання Байєсівських динамічних факторних моделей для декомпозиції руху цін у 50 штатах США. Виявлено, що макроекономічна невизначеність має сильну прогностичну силу для національного фактора, але її вплив варіюється на регіональному рівні. Цей метод дозволяє полісімейкерам розрізняти системні ризики та ідіосинкратичні шоки окремих штатів [23].

Перехід до алгоритмів машинного навчання зумовлений необхідністю підвищення точності прогнозів та роботи з нелінійними даними. На відміну від економетрики, яка фокусується на питанні «чому це сталося?», ML фокусується на питанні «що станеться далі?», часто жертвуючи інтерпретованістю на користь точності.

Ансамблеві методи на основі дерев рішень. Цей клас алгоритмів наразі домінує в завданнях роботи з табличними даними (structured data) на ринку нерухомості, демонструючи кращі результати, ніж нейронні мережі в багатьох бенчмарках.

Random Forest використовує техніку беггінгу (Bootstrap Aggregating), створюючи безліч незалежних дерев рішень на підвибірках даних. Алгоритм стійкий до перенавчання та ефективно обробляє викиди і пропущені дані. Він автоматично захоплює нелінійні взаємодії (наприклад, вплив віку будинку на ціну може залежати від району).

Gradient Boosting Machines (GBM, XGBoost, LightGBM). Методи бустингу будують ансамбль послідовно, де кожне нове дерево намагається виправити помилки попередніх. XGBoost – цей алгоритм став "золотим стандартом" для прогнозування цін завдяки регуляризації та здатності обробляти розріджені дані. Він демонструє вищу точність, ніж Random Forest, але вимагає ретельного налаштування гіперпараметрів.

У дослідженні шведського ринку комерційної нерухомості Gradient Boosting перевершив Random Forest за медіанною помилкою (MDAPE 31.7% проти 33.4%). Комбінація Lasso-регресії та XGBoost дозволила знизити RMSE до 0.00480 на наборі даних Ames Housing, що є значним покращенням порівняно з окремими моделями [24].

Для прогнозування динаміки індексів у часі (macro-level forecasting) дедалі частіше використовуються рекурентні нейронні мережі (RNN), здатні "запам'ятовувати" довгострокові залежності.

Традиційні RNN страждають від проблеми зникаючого градієнта, що унеможливорює навчання на довгих послідовностях. LSTM та GRU вирішують цю проблему за допомогою механізму "воріт".

LSTM моделі використовуються для прогнозування індексів REITs (Real Estate Investment Trusts) та національних цін на житло. Дослідження показують, що LSTM та GRU перевершують трансформери у прогнозуванні цін на активи з високою волатильністю (наприклад, криптовалюти або нерухомість у нестабільних економіках), досягаючи точності до 94% у деяких експериментах [25]. Моделі часто використовують "ковзне вікно" історичних цін, макроекономічних індикаторів та технічних індикаторів як вхідні дані.

Архітектура Transformer, що базується на механізмі Self-Attention, дозволяє моделі фокусуватися на найбільш релевантних моментах історії, незалежно від їх віддаленості. Хоча трансформери домінують у NLP, їх застосування в часових рядах нерухомості все ще досліджується. Вони показують високу ефективність у захопленні складних глобальних залежностей, але можуть бути схильні до перенавчання на невеликих наборах даних, характерних для макроекономічної статистики (місячні/квартальні дані). Модифіковані трансформери (mTrans) у поєднанні з LSTM демонструють перспективні результати.

Гібридні моделі, синергія підходів. Найсучаснішим підходом є створення гібридних архітектур, що компенсують недоліки окремих методів. ARIMA-LSTM – ця модель спочатку застосовує ARIMA для видалення лінійного тренду та сезонності, а залишки, які містять нелінійні патерни, моделюються за допомогою

LSTM. Це дозволяє досягти найнижчих значень помилок MAPE та RMSE порівняно з чистими моделями. Neuro-Fuzzy Models - поєднання нечіткої логіки (Fuzzy Logic) з нейронними мережами дозволяє моделювати невизначеність та суб'єктивність оцінки, що є притаманним ринку нерухомості. Такі системи (ANFIS) забезпечують кращу апроксимацію функцій ціни в умовах "зашумлених" даних.

Таблиця 1.2 – Методи моделювання ціноутворення нерухомості

Метод	Переваги	Недоліки	Типове застосування
ARIMA/VECM	Інтерпретованість, аналіз шоків	Лише лінійні зв'язки, погано з неструктурованими даними	Макроекономічний аналіз, довгострокові тренди
Random Forest	Стійкість до перенавчання, Feature Importance	Не екстраполює тренди за межі навчальних даних	Оцінка вартості (AVM), аналіз факторів
Gradient Boosting	Найвища точність на табличних даних	Схильність до перенавчання, складна настройка	Змагання з прогнозування, комерційні AVM
LSTM/GRU	Робота з часовими послідовностями, пам'ять	"Чорна скринька", потребує багато даних	Прогнозування індексів, волатильності
Hybrid (ARIMA-LSTM)	Поєднання лінійності та нелінійності	Висока обчислювальна складність	Високоточне короткострокове прогнозування

Джерело: Складено автором

Просторова економетрика та геопросторовий інтелект. Нерухомість є унікальним активом. Традиційні моделі часто ігнорують просторову залежність (Spatial Dependence) та просторову нестационарність (Spatial Non-stationarity), що призводить до помилкових висновків. Згідно з першим законом географії Тоблера, близькі об'єкти більш схожі, ніж віддалені. Це створює просторову автокореляцію в цінах. Spatial Lag Model (SAR) включає просторово лаговану змінну цін (W_y), припускаючи, що ціна об'єкта залежить від цін сусідів ("ефект зараження"). Це особливо актуально для житлових масивів, де продаж одного будинку встановлює бенчмарк для сусідніх. Spatial Error Model (SEM) припускає, що помилки моделі корельовані у просторі через певні фактори (наприклад, якість повітря або шум).

Врахування цих ефектів значно покращує точність оцінки комерційної нерухомості [26].

Географічно зважена регресія (GWR) та її еволюція. Для вирішення проблеми просторової нестаціонарності (коли вплив фактора, наприклад, площі, варіюється залежно від району) використовується GWR.

- GWR (Geographically Weighted Regression): Цей метод будує окреме рівняння регресії для кожної точки простору, зважуючи спостереження за відстанню. Це дозволяє створювати карти локальних коефіцієнтів, візуалізуючи, як змінюється цінність атрибутів по місту. Дослідження показують, що GWR значно перевершує глобальні моделі (OLS) за показником R^2 та прогностичною точністю.

- MGWR (Multiscale GWR): Дозволяє різним змінним мати різні радіуси впливу (bandwidths). Наприклад, вплив відстані до метро може бути локальним, а вплив податкової ставки - глобальним.

- GTWR (Geographically and Temporally Weighted Regression): Інтегрує часовий вимір, дозволяючи коефіцієнтам змінюватися не лише в просторі, але й у часі. Це критично для ринків, що динамічно розвиваються.

Нейромережеві просторові моделі (GNNWR) Найновішим досягненням є Geographically Neural Network Weighted Regression (GNNWR). Цей підхід замінює фіксовані ядерні функції (kernels) GWR на нейронні мережі, які навчаються оптимальним просторовим вагам. GNNWR демонструє вищу здатність до узагальнення та точність у моделюванні складних просторово-часових процесів [27].

Альтернативні дані та "Наноекономіка". В умовах цифрової економіки аналіз лише транзакційних даних та макростатистики є недостатнім. Використання неструктурованих даних (Alternative Data) дозволяє отримувати випереджальні індикатори (Leading Indicators). NLP та Аналіз настроїв (Sentiment Analysis). Настрої учасників ринку часто випереджають цінові тренди.

- Текстовий майнінг описів: Використання методів NLP (TF-IDF, Bag-of-Words) для аналізу описів лістингів дозволяє виявити вплив суб'єктивних

характеристик ("затишний", "розкішний", "терміново") на ціну та ліквідність. TF-IDF часто показує кращі результати в класифікації цін, ніж прості табличні дані.

– BERT для фінансових новин: Моделі трансформерів (BERT) використовуються для створення індексів настроїв (Real Estate Sentiment Index - RES) на основі аналізу тисяч новинних статей. Дослідження в Китаї показали, що такий RES-індекс, інтегрований у VAR-модель, значно покращує прогноз цін на житло, оскільки новини формують очікування покупців ще до здійснення транзакцій.

– Google Trends ("Наноекономіка"): Аналіз пошукових запитів (наприклад, "foreclosure", "mortgage rates", "housing bubble") дозволяє прогнозувати поворотні точки ринку. Дослідження показують, що включення даних Google Trends у моделі прогнозування покращує точність "nowcasting" (прогнозування поточного стану) та короткострокових трендів на 7-23% порівняно з базовими моделями.

Аналіз сучасного інструментарію моделювання цін на ринку нерухомості демонструє перехід від одновимірних економетричних моделей до багатовимірних екосистем штучного інтелекту. Найбільш перспективним напрямком є синергія методів: використання економетрики (VAR/VECM) для розуміння макроекономічної структури, машинного навчання (Gradient Boosting/Random Forest) для точної оцінки нелінійних залежностей, та глибокого навчання (LSTM/Transformers) для роботи з часовою динамікою та альтернативними даними.

1.3 Вибір та обґрунтування факторів впливу на вартість нерухомості

Ринок нерухомості України, станом на початок 2025 року, являє собою складну, багат шарову економічну систему, що функціонує під безпрецедентним тиском екзогенних шоків. На відміну від класичних ринкових циклів, де ціноутворення визначається балансом попиту та пропозиції в умовах стабільного інституційного середовища, український ринок сьогодні є похідною від безпекової

ситуації, монетарної політики Національного банку та фіскальних стимулів уряду. Аналіз макроекономічних показників, таких як інфляція, облікова ставка, валютний курс та доходи населення, перестає бути лінійним завданням і вимагає глибокого розуміння трансмісійних механізмів, через які ці фактори впливають на вартість квадратного метра.

Нерухомість в Україні традиційно виконувала подвійну функцію: забезпечення базової соціальної потреби у житлі та роль безальтернативного інвестиційного інструменту для збереження капіталу. В умовах відсутності розвиненого фондового ринку, низької довіри до банківської системи у довгостроковій перспективі та історичної пам'яті про гіперінфляцію, "бетон" залишався для українців головним фінансовим якорем. Однак повномасштабне вторгнення 2022 року трансформувало цю парадигму. Ринок розділився за географічною ознакою, де західні регіони демонструють ознаки перегріву, а східні та південні - глибокої депресії, що корелює з безпековими ризиками, а не лише з економічними фундаменталіями.

В даному підрозділі ми детально розкриємо причинно-наслідкових зв'язки між вісьмома ключовими факторами (ІСЦ, депозити, облікова ставка, валютний курс, іпотека, PFTS, S&P 500, зарплати) та динамікою цін на нерухомість. Ми розглянемо, як кожен з цих факторів, взаємодіючи з іншими, формує нову реальність ринку, де державна програма "єОселя" заміщує ринкову іпотеку, а курс долара продовжує диктувати ціни попри спроби дедоларизації економіки.

Індекс споживчих цін (ІСЦ) є одним з найбільш вагомих індикаторів, що впливає на ринок нерухомості через два діаметрально протилежні канали: канал собівартості та канал інвестиційного попиту. У 2024-2025 роках в Україні спостерігається складна динаміка, коли уповільнення загальної інфляції супроводжується зростанням цін у секторі будівництва.

Первинний ринок нерухомості є вкрай чутливим до зміни ІСЦ, оскільки будівельна галузь має високу матеріаломісткість. Згідно з аналітичними даними, частка будівельних матеріалів у собівартості проєкту може сягати 50-60%. Особливістю українського ринку є висока частка імпортованих складових (фасадні

системи, ліфтове обладнання, інженерні мережі), яка, за оцінками експертів, становить близько 40%. Це створює пряму залежність між інфляцією в країнах-партнерах, логістичними витратами та кінцевою ціною квадратного метра в Україні [15].

Окремим фактором тиску на собівартість є енергетична інфляція. Зростання тарифів на електроенергію для промислових споживачів та необхідність використання автономних джерел живлення (генераторів) на будівельних майданчиках під час блекаутів суттєво підвищують виробничі витрати. Забудовники не мають можливості демпфувати це зростання за рахунок власної маржі, яка і так скоротилася через падіння платоспроможного попиту, тому інфляція витрат майже повністю перекладається на плечі покупця. Це пояснює феномен зростання гривневих цін на новобудови навіть у періоди низької активності покупців: забудовник фізично не може продавати дешевше собівартості заміщення.

Історично нерухомість вважається ефективним інструментом захисту від інфляції. Логіка інвестора проста: якщо гроші знецінюються, їх потрібно конвертувати в реальний актив, вартість якого зростатиме разом із загальним рівнем цін. Українська статистика підтверджує цю тезу на довгих часових інтервалах: номінальна вартість житла в гривні завжди відігравала інфляційні втрати з певним часовим лагом.

Однак, в умовах 2024-2025 років цей механізм працює зі збоями. По-перше, висока інфляція (яка у 2023 році сягала 12.9%, а у 2025 році демонструє тенденцію до зниження, але залишається відчутною) "з'їдає" реальні доходи населення, зменшуючи базу потенційних покупців. По-друге, інвестиційна привабливість нерухомості як хеджу конкурує з високими ставками за гривневими депозитами та ОВДП, які пропонують дохідність вище рівня поточної інфляції.

Дослідження показують, що нерухомість є гарним хеджем проти очікуваної інфляції, але може втрачати в реальній вартості під час неочікуваних інфляційних шоків, якщо вони супроводжуються економічною рецесією (Табл. 1.3.). В Україні ми спостерігаємо ситуацію, коли ціни на вторинному ринку у доларовому

еквіваленті можуть стагнувати, тоді як у гривневому – зростати синхронно з ІСЦ [16].

Таблиця 1.3 – Вплив інфляційних процесів на ціноутворення на ринку нерухомості

Тип впливу	Механізм дії на ринок	Часовий лаг	Наслідок для ціни
Інфляція витрат (Cost-push)	Здорожчання будматеріалів, палива, оплати праці	1-3 місяці	Зростання цін на первинному ринку (мін. поріг входу)
Інфляція попиту (Demand-pull)	Збільшення грошової маси, "втеча від грошей"	3-6 місяців	Зростання цін на вторинному ринку та ліквідних об'єктах
Зниження реальних доходів	Падіння купівельної спроможності через ріст цін на товари першої необхідності	Миттєво	Стимування росту цін, збільшення терміну експозиції

Джерело: складено автором

Валютний курс в Україні є не просто макроекономічним показником, а фундаментальною одиницею виміру вартості активів. Ринок нерухомості України залишається глибоко доларизованим, що є наслідком десятиліть фінансової нестабільності та недовіри до національної валюти як засобу накопичення вартості. Вплив курсу валют на вартість нерухомості є всеохоплюючим і проявляється через кілька механізмів.

На вторинному ринку нерухомості ціни де-факто встановлюються в доларах США. Продавці фіксують бажану суму отримання у твердій валюті, і при коливанні курсу гривнева ціна автоматично перераховується. Це створює ефект повної еластичності ціни до курсу: девальвація гривні на 10% призводить до зростання гривневої ціни нерухомості на 10% майже миттєво. Ця практика робить ринок нерухомості заручником валютних коливань.

На первинному ринку ситуація дещо складніша. Забудовники юридично зобов'язані номінувати ціни в гривні. Проте, в умовах волатильності вони часто використовують прив'язку до курсу НБУ або міжбанку на момент оплати, або закладають у гривневу ціну значну курсову премію (хедж) для перекриття ризиків майбутньої девальвації. Експерти зазначають, що при зростанні курсу долара до

прогнозних рівнів (наприклад, 44-45 грн/\$), забудовники автоматично підвищують прайси, оскільки їм необхідно закуповувати імпортні матеріали.

Цікавим феноменом є асиметрична реакція ринку на валютні коливання. При девальвації гривні ціни на нерухомість у гривні зростають. Однак, при стабілізації або навіть зміцненні гривні (як це спостерігалось в окремі періоди), ціни рідко знижуються. Цей ефект "храповика" призводить до постійного номінального зростання вартості житла.

Водночас, різка девальвація (як у 2014-2015 або 2022 роках) часто призводить до зниження цін у доларовому еквіваленті. Це пов'язано з тим, що доходи населення у доларовому вимірі різко падають, і платоспроможний попит не може підтримати попередній рівень цін. За даними аналітиків, відновлення доларових цін до передкризових рівнів може займати від 3 до 5 років. Станом на 2024 рік, ринок демонструє, що ціни в центральних та західних регіонах вже відновилися або перевищили довоєнні показники в доларах, тоді як у прифронтових зонах вони залишаються суттєво нижчими.

Політика НБУ щодо переходу до гнучкого курсоутворення та скасування валютних обмежень для бізнесу у 2024 році має подвійний вплив. З одного боку, це знижує ризики виникнення "чорного ринку" валюти і робить ціноутворення прозорішим. З іншого боку, можливість легально виводити дивіденди або обслуговувати валютні кредити може відволікати частину капіталу з внутрішнього ринку нерухомості на користь погашення зовнішніх боргів або інвестицій за кордон [17].

Облікова ставка Національного банку України є головним інструментом монетарної політики, який визначає вартість грошей в економіці. Її вплив на ринок нерухомості є системним, хоча і транслюється через ланцюжок посередників (банківська система, ринок облігацій). Станом на кінець 2024 - початок 2025 року, НБУ утримував ставку на рівні 15.5% , що є відносно високим показником, спрямованим на приборкання інфляції та підтримку курсової стійкості.

Для будівельного бізнесу облікова ставка є бенчмарком вартості кредитних ресурсів. При ставці 15.5%, реальні ставки кредитування бізнесу (з урахуванням

маржі банків та премії за ризик) перевищують 20-22%. Така вартість капіталу є фактично заборонною для більшості девелоперських проєктів, які мають довгий цикл окупності. Забудовники не можуть покладатися на банківське проєктне фінансування. Вони змушені фінансувати будівництво за рахунок власних коштів або коштів приватних інвесторів (продаж "котловану"). Це збільшує ризики недобудови у разі падіння попиту і змушує компанії закладати вищу норму прибутку, щоб перекрити ризики та вартість залучення капіталу. Висока облікова ставка діє як фільтр, відсіюючи слабких гравців і зменшуючи кількість нових проєктів. У середньостроковій перспективі (2-3 роки) це призведе до дефіциту нового житла, що штовхатиме ціни вгору [18].

Облікова ставка прямо впливає на дохідність безризикових інструментів. Коли НБУ тримає ставку високою, банки пропонують високі відсотки за депозитами, а Міністерство фінансів - за ОВДП. Інвестор стоїть перед вибором: купити квартиру для здачі в оренду з дохідністю 5-8% річних (з ризиком пошкодження ракетою) або покласти гроші на депозит під 13-14% (у гривні) або купити ОВДП під 16-17%. У 2024-2025 роках висока облікова ставка робить фінансові інструменти більш привабливими за нерухомість з точки зору пасивного доходу. Це знижує інвестиційний попит на житло, тиснучи на ціни вниз або стримуючи їх зростання. Ринок закладає в очікування цикл зниження ставок, який прогнозується НБУ на 2026 рік. Як тільки ставки за депозитами впадуть нижче орендної дохідності, очікується масовий перетік капіталу назад у нерухомість.

Обсяг депозитів населення є індикатором фінансового потенціалу домогосподарств та рівня "відкладеного попиту". В умовах війни українці схильні до накопичення ліквідності через високу невизначеність.

Статистика свідчить про значне зростання грошової маси (M2/M3) та обсягів коштів на рахунках населення. Цей капітал тимчасово "запакований" у банківській системі через високі ставки та безпекові ризики. Однак, ці кошти є потенційним паливом для ринку нерухомості.

– Історичний досвід показує, що як тільки з'являються ознаки стабілізації або зниження депозитних ставок, вкладники починають шукати альтернативи. Нерухомість залишається найбільш зрозумілою альтернативою.

– Значний обсяг депозитів створює "навіс", який може різко виплеснутися на ринок, спровокувавши стрибкоподібне зростання цін (price spike). Аналітики прогнозують, що зниження ставок зробить банківські депозити менш рентабельним, що змусить українців швидко переорієнтуватися на матеріальні активи [19].

Важливим нюансом є валютна структура депозитів. Ставки за валютними депозитами знаходяться на історичних мінімумах (близько 1% річних у доларах США). Це робить зберігання валюти в банку неефективним з точки зору доходності. Власники валютних заощаджень є першими кандидатами на вихід на ринок нерухомості, особливо у сегменті готового житла преміум-класу або комерційної нерухомості, які розглядаються як більш надійні активи.

До війни іпотечне кредитування в Україні було слабким, але ринковим. Сьогодні ситуація докорінно змінилася: держава стала монополістом на ринку іпотеки. Цей фактор є одним з найвагоміших драйверів попиту у сегменті економ-та комфорт-класу.

Програма "єОселя" фактично замістила собою весь ринок іпотеки. За даними НБУ, частка кредитів з державною підтримкою перевищує 95%. У 2024 році обсяг виданих кредитів зріс на 65% до 14.6 млрд грн, що є колосальним вливанням ліквідності у ринок. Умови програми стимулюють купівлю житла на первинному ринку або в будинках, введених в експлуатацію не більше 10 років тому (а для пільгових категорій під 3% - часто лише первинка). Це створило штучний попит саме на нові квартири, призводячи до їх подорожчання, тоді як старий житловий фонд втрачає ліквідність. Для забудовників "єОселя" стала рятівним колом. Опитування показують, що до 30-40% продажів у відділах продажу здійснюються через цю програму. Без цього інструменту ціни на первинному ринку могли б обвалитися через відсутність платоспроможного попиту [20].

Незважаючи на позитивний вплив, залежність ринку від однієї державної програми створює ризики. Обмеженість бюджетного фінансування або зміна умов програми можуть миттєво охолодити ринок. Крім того, програма погано працює у маленьких містах та на вторинному ринку старого житла, що посилює регіональні та сегментарні диспропорції в цінах. Середньозважені ставки за іпотекою на вторинному ринку залишаються на рівні 7-9% (завдяки пільгам), тоді як ринкові ставки були б невідомими для більшості позичальників.

Реальний попит на нерухомість обмежується доходами населення. Динаміка заробітних плат є фундаментом, на якому будується довгострокова цінова тренди.

Статистичні дані показують цікаву динаміку відновлення доступності житла. Якщо у 2024 році для купівлі однокімнатної квартири в Києві потрібно було 9.1 річних зарплат, то на початку 2025 року цей показник знизився до 8 річних зарплат. Це свідчить про те, що темпи зростання номінальних заробітних плат (підтримані дефіцитом кадрів на ринку праці та виплатами військовим) дещо випереджають темпи зростання цін на нерухомість. У Львові ситуація зворотна: через стрімке зростання цін на житло (зумовлене внутрішньою міграцією), доступність житла там нижча, ніж у столиці - близько 9-10 річних зарплат [21].

Середня зарплата є "середньою температурою по палаті". Важливо враховувати, що на ринку сформувалися кластери покупців з доходами, значно вищими за середні: військовослужбовці, ІТ-спеціалісти, та працівники експортно-орієнтованих галузей. Саме ці категорії формують основний попит у сегменті "комфорт+" та "бізнес". Їхні доходи часто прив'язані до валюти або індексуються на рівень інфляції, що робить їх стійкими до макроекономічних шоків.

Український фондовий ринок, представлений індексом PFTS, відіграє парадоксальну роль у ціноутворенні нерухомості. Його вплив обумовлений не силою, а слабкістю.

Індекс PFTS історично демонструє слабку ліквідність та високу волатильність. Дослідження показують, що хоча певна кореляція між фондовим ринком і нерухомістю існує (обидва реагують на загальний стан економіки), фондовий ринок в Україні не є реальною альтернативою для масового інвестора.

Ця інституційна порожнеча створює ефект "TINA" (There Is No Alternative). Українці, які хочуть зберегти капітал, фактично змушені купувати нерухомість, оскільки національний фондовий ринок не пропонує надійних інструментів. Це створює "монетарну премію" на нерухомість - вона коштує дорожче своєї фундаментальної вартості (розрахованої за методом дисконтування орендних потоків), тому що виконує невластиву їй функцію депозитарію вартості. Академічні дослідження ефективності українського фондового ринку вказують на його низьку ефективність та високу залежність від зовнішніх шоків. Це лише підсилює недовіру інвесторів і перенаправляє потоки ліквідності у більш зрозумілий та відчутний актив - квадратні метри.

Вплив глобальних ринків (S&P 500) на українську нерухомість стає все більш відчутним, особливо серед молодого покоління інвесторів та заможних верств населення. Сучасний інвестор має доступ до міжнародних ринків через фінтех-додатки та брокерів. Він порівнює потенціал української квартири (орендна доходність 5-8% мінус амортизація та ризики війни) з доходністю індексу S&P 500 (історично близько 10% у доларах, а у 2023-2024 роках значно вище).

Існує і зворотний зв'язок. Зростання світових ринків збільшує статки українців, які тримають активи за кордоном. Частина цього прибутку може репатріюватися та інвестуватися в елітну нерухомість в Україні для власного проживання або диверсифікації портфелю (купівля землі, заміських будинків). Проте, цей ефект наразі значно слабший за ефект відтоку капіталу.

Проведений аналіз дозволяє стверджувати, що вартість нерухомості в Україні формується під впливом складної конфігурації факторів, де класичні ринкові механізми переплітаються з адміністративним регулюванням та воєнними реаліями. У майбутньому динаміка ринку залежатиме від швидкості зниження облікової ставки (що поверне привабливість інвестицій у нерухомість порівняно з депозитами) та подальшої долі програми пільгового кредитування. Однак домінуючим фактором залишатиметься безпекова ситуація, яка визначає регіональні коефіцієнти дисконту до справедливої вартості активів.

Висновки до першого розділу

У першому розділі магістерської роботи здійснено теоретико-методологічне узагальнення сутності ціноутворення на ринку нерухомості, проаналізовано специфіку факторів впливу в умовах воєнного стану та систематизовано сучасний інструментарій моделювання ринкової динаміки.

Встановлено, що ринок нерухомості характеризується дуалістичною природою активу, який одночасно виступає як матеріальне благо (забезпечення житлової потреби) та як інвестиційний інструмент (збереження та примноження капіталу). Розмежування понять «вартість», «ціна» та «собівартість» є критичним для розуміння ринкових процесів. Визначено, що механізм ціноутворення трансформується залежно від стадії життєвого циклу об'єкта: на етапі «котловану» домінує модель витратного ціноутворення та дисконтування ризиків девелопменту, на первинному ринку готового житла - стратегії цінової дискримінації та управління дефіцитом, а на вторинному ринку - баланс попиту і пропозиції з урахуванням ефекту амортизації та ренти локації. Виявлено, що ринок характеризується високою інерційністю та інформаційною асиметрією, що породжує різні типи цін (ціна пропозиції, ціна угоди) та явище спреду, ширина якого є індикатором ліквідності та ринкової невизначеності.

Аналіз ринкового середовища 2024–2025 років засвідчив докорінну зміну детермінант ціноутворення. Класичні ринкові фактори (доходи населення, демографія) поступилися місцем специфічним чинникам воєнної економіки. Ключовими драйверами ринку наразі виступають: безпекова ситуація (географічна сегментація ринку), адміністративне втручання держави через програму пільгової іпотеки «єОселя» (що штучно підтримує попит на первинному ринку), монетарна політика НБУ (облікова ставка та валютне регулювання) та інфляція витрат. Встановлено, що ринок залишається глибоко доларизованим, де валютний курс виступає основним бенчмарком вартості, а кореляція між вартістю будівництва та кінцевою ціною посилюється через залежність від імпортних складових.

Спостерігається феномен резистентності цін пропозиції до зниження навіть за умов падіння реального платоспроможного попиту.

Критичний огляд аналітичного інструментарію виявив парадигмальний зсув від класичної економетрики до методів штучного інтелекту. Хоча традиційні методи (гедоністична регресія, моделі ARIMA/VECM) залишаються незамінними для пояснення причинно-наслідкових зв'язків та довгострокових макроекономічних трендів, вони демонструють обмежену ефективність в умовах нелінійності та структурних зрушень. Доведено, що сучасні алгоритми машинного навчання, зокрема ансамблеві методи (Random Forest, XGBoost) та нейронні мережі (LSTM, Transformers), забезпечують вищу прогностичну точність завдяки здатності обробляти великі масиви даних та враховувати неявні патерни. Особливої актуальності набувають методи просторової економетрики (GWR) та аналіз альтернативних даних (NLP, sentiment-аналіз, Google Trends), які дозволяють отримувати випереджальні індикатори ринкової активності.

Узагальнюючи викладене, можна стверджувати, що ефективне моделювання ціноутворення на ринку нерухомості в сучасних умовах вимагає синергетичного підходу. Він має поєднувати фундаментальний аналіз макроекономічних та безпекових факторів із застосуванням гібридних прогностичних моделей, здатних адаптуватися до високої волатильності та невизначеності зовнішнього середовища. Це створює підґрунтя для подальшого емпіричного дослідження та розробки адаптивної моделі оцінки у наступних розділах роботи.

2 АНАЛІТИЧНИЙ ІНСТРУМЕНТАРІЙ ДЛЯ ПОБУДОВИ МОДЕЛІ ЦІНОУТВОРЕННЯ НА РИНКУ ЖИТЛОВОЇ НЕРУХОМОСТІ

2.1 Аналіз ринку нерухомості, динаміки цін та макроекономічного середовища

Ринок житлової нерухомості Києва є одним із найскладніших та найбільш динамічних сегментів української економіки, який пройшов через низку безпрецедентних трансформацій. Від періоду посткризового відновлення та будівельного буму 2019–2021 років до шокового стану початку повномасштабного вторгнення у 2022 році та подальшої адаптації до умов воєнного часу у 2023–2025 роках - кожен із цих етапів залишив глибокий відбиток на структурі попиту, пропозиції та механізмах ціноутворення.

Розуміння тенденцій на ринку нерухомості неможливе без глибокого аналізу макроекономічного середовища. Нерухомість як актив є похідною від загального стану економіки, реальних доходів населення та доступності фінансових ресурсів. Період 2019–2025 років демонструє надвисоку волатильність ключових макропоказників.

Економічна база для розвитку ринку нерухомості зазнала нищівного удару у 2022 році, наслідки якого відчуються і у 2025 році. У передвоєнний період економіка України демонструвала ознаки оздоровлення. У 2021 році ВВП зросло на 3,4% , що створило передумови для зростання цін на нерухомість. Споживачі, впевнені у завтрашньому дні, активно інвестували у первинний ринок, розглядаючи "бетон" як надійний інструмент хеджування інфляційних ризиків. Повномасштабне вторгнення призвело до падіння ВВП на катастрофічні 28,8%. Це падіння фактично зупинило ринок: транзакції були заморожені, реєстри закриті, а інвестиційний попит зник як клас.

У 2023 році економіка продемонструвала відновлення на рівні 5,5% , що було зумовлено низькою базою порівняння та адаптацією бізнесу. Однак, вже у 2024 році темпи зростання сповільнилися до оціночних 2,9%.

Національний банк України та міжнародні інституції переглядають прогнози у бік погіршення. У липневому інфляційному звіті НБУ знизив прогноз зростання ВВП на 2025 рік з 3,1% до 2,1%. OECD прогнозує зростання на рівні 2,5% у 2025 році та 2,0% у 2026 році. Таке уповільнення свідчить про вичерпання ефекту відновлювального зростання та перехід економіки до фази виживання в умовах затяжної війни, дефіциту електроенергії та робочої сили. Для ринку нерухомості це сигнал про те, що швидкого повернення до довоєнних обсягів продажів очікувати не варто; ринок буде зростати лише органічно, слідом за повільним відновленням доходів [28].

Інфляційні процеси стали двосічним мечем для ринку нерухомості: з одного боку, вони підвищували номінальну вартість активів, з іншого - "з'їдали" реальні доходи потенційних покупців. За прогнозами НБУ, інфляція у 2025 році прискориться до 8,7% (за даними OECD - до 13,2%), перш ніж знизитися до цільового рівня 5% у 2026 році. Це прискорення у 2025 році буде зумовлене підвищенням адміністративно регульованих цін (тарифи на електроенергію), акцизів та девальваційним тиском. Для девелоперів це означає неминуче зростання собівартості квадратного метра, яке вони будуть змушені перекладати на плечі покупців [29].

Ринок нерухомості України історично є глибоко доларизованим. Ціни на вторинному ринку фіксуються в доларах США, а на первинному - хоч і номіновані в гривні, але жорстко прив'язані до курсу через імпорتنу складову матеріалів. У проекті державного бюджету на 2026 рік закладається середньорічний курс на рівні 45,7 грн/дол.

Ринок праці та демографічна криза, ймовірно, найбільшійший фактор для будівельної галузі. Мобілізація та міграція призвели до критичного дефіциту кваліфікованих кадрів. За оцінками експертів, будівельні компанії стикаються з нестачею монолітників, кранівників, електриків та фасадників. Приватні будівельні компанії мають обмежені можливості для бронювання працівників, оскільки пріоритет надається відбудові критичної інфраструктури та житла, зруйнованого війною. Це створює ситуацію, коли девелопери змушені конкурувати за

працівників шляхом значного підвищення заробітних плат, що, разом зі збільшенням термінів виконання робіт через нестачу рук, штовхає вгору собівартість будівництва. За даними Міжнародного валютного фонду, рівень безробіття у 2025 році прогнозується на рівні 11,6% , проте в будівельному секторі спостерігається саме дефіцит кадрів, а не робочих місць.

Війна не просто "заморозила" ринок, вона фундаментально змінила його структуру, географію та психологію учасників. Станом на кінець 2024 року, прямі збитки житловому фонду України оцінюються в \$60 млрд, а загальні інфраструктурні збитки сягнули \$170 млрд. За даними World Bank, пошкоджено або зруйновано 13% всього житлового фонду країни, що зачіпає понад 2,5 млн домогосподарств [30].

До 2022 року ключовими факторами при виборі житла в Києві були: локація (близкість до метро/центру), розвинена інфраструктура ЖК та видові характеристики. У 2024–2025 роках ієрархія потреб змінилася кардинально. На перший план вийшли фактори фізичної безпеки та енергонезалежності. Попит на квартири на високих поверхах (вище 7–10-го) суттєво знизився. Це пов'язано з ризиком відключення ліфтів під час блекаутів та проблемами з водопостачанням, яке часто залежить від електронасосів. Ріелтори відзначають, що власники таких квартир змушені йти на цінові поступки або довше шукати покупця. Житлові комплекси, повністю залежні від електроенергії (електроплити, електроопалення), втратили привабливість порівняно з будинками, підключеними до газопостачання. Газ сприймається як гарантія можливості приготування їжі та обігріву (у випадку індивідуальних котлів) під час тривалих відключень світла. Наявність генераторів, що живлять ліфти та насоси водопостачання, стала "золотим стандартом" для ЖК бізнес- та комфорт-класу. Об'єкти, що не мають таких рішень, втрачають ліквідність. Війна загострила логістичні проблеми Києва, перетворивши поділ на Правий та Лівий берег на суттєвий ціноутворюючий фактор. Через часті повітряні тривоги, під час яких зупиняється рух поїздів метро через мости, мешканці Лівого берега, які працюють на Правому (де зосереджено діловий центр), стикаються з непередбачуваними транспортними колапсами. Зниження попиту на оренду та

купівлю житла на Лівому березі (Деснянський, Дніпровський, Дарницький райони). Аналітики LUN фіксують, що ціни на оренду тут нижчі від очікуваних. Склалася унікальна ситуація, коли оренда житла в містах-сателітах Правого берега (Софіївська Борщагівка, Вишневе, Ірпінь) коштує дорожче, ніж у спальних районах Києва на Лівому березі. Наприклад, оренда 1-кімнатної квартири в Софіївській Борщагівці може сягати 21,000 грн (за 2-кімнатну), тоді як у Деснянському районі столиці аналогічне житло коштує 12,000 грн. Це свідчить про те, що транспортна доступність до робочих місць на Правому березі (навіть з передмістя) цінується вище, ніж формальна прописка в Києві, але за мостами [31].

Первинний ринок Києва переживає найтяжчі часи за історію незалежності. Якщо раніше Київ був безумовним локомотивом будівельної галузі, то тепер він втрачає позиції на користь західних регіонів.

Статистика запуску нових проєктів ілюструє глибину кризи.

- Довоєнний рівень (2021): В Україні стартувало 429 нових житлових комплексів (ЖК).
- Падіння (2022): Кількість стартів впала на 62% - до 162 ЖК.
- Стагнація (2023–2024): У 2023 році показник зріс до 211 ЖК, але у 2024 році прогнозується аналогічний рівень, що вдвічі менше за довоєнні показники [32].

У 2024 році столиця опинилася лише на четвертому місці за кількістю нових проєктів, пропустивши вперед Львівську, Закарпатську та Івано-Франківську області. Зі 145 нових ЖК, що стартували у 2024 році, майже 50% припадає на Львів, і лише 15% – на Київ та Київську область. Це свідчить про переорієнтацію девелоперів на регіони з меншими безпековими ризиками [33].

Інвестори стикаються з масовими затримками. З черг будівництва, планова здача яких припадала на період з II кварталу 2022 по III квартал 2023 року, станом на кінець 2024 року було введено в експлуатацію лише 42%. Більше половини об'єктів перетворилися на довгобуду з невизначеними термінами завершення. Це підриває довіру до інвестування на етапі "котловану" і перемикає попит на готове житло.

Незважаючи на падіння попиту, ціни на первинному ринку зростають через об'єктивне збільшення собівартості (cost-push inflation). Індекс опосередкованої вартості спорудження житла, затверджений Мінрегіоном, демонструє постійне зростання. Станом на II квартал 2025 року, собівартість будівництва 1 м² житла в Києві становила 29,6 тис. грн, що є найвищим показником по Україні (для порівняння: Львівська обл. - 25,2 тис. грн, Закарпатська - 22 тис. грн). Реальна ринкова собівартість є ще вищою через:

- Удорожчання будівельних матеріалів (на 30–200% за різними позиціями).
- Витрати на енергонезалежність будівельних майданчиків (генератори, паливо).
- Ускладнену логістику через блокування кордонів та зміну ланцюгів постачання.

Ціни на новобудови в Києві продовжують зростати в гривні, але в доларовому еквіваленті демонструють різноспрямовану динаміку залежно від класу (Табл. 2.1).

Таблиця 2.1 – Середні ціни за класами станом на середину 2025 року:

Клас житла	Ціна за м ² (\$)	Динаміка (півріччя)
Економ	\$1,054	+0.5%
Комфорт	\$1,325	+1.0%
Бізнес	\$2,394	-0.4%
Преміум	\$4,498	+2.0%

Джерело: [34]

Загальна середня ціна на первинному ринку Києва станом на березень 2025 року становила \$1,280/м² (+4.07% рік до року). Цікаво, що Львів обігнав Київ за цим показником, досягнувши \$1,330/м². Це історичний прецедент, коли регіональний центр стає дорожчим за столицю на ринку новобудов, що чітко

відображає переоцінку ризиків інвесторами. У реальному вимірі (з урахуванням інфляції), зростання цін на первинному ринку є мінімальним - близько 3% за рік, хоча номінально у гривні зростання склало 15,7%.

Вторинний ринок Києва виявився більш стійким до шоків, ніж первинний. Головна перевага "вторинки" в умовах війни - відсутність ризиків недобудови та можливість негайного заселення, що критично важливо для внутрішньо переміщених осіб (ВПО). Номінальні ціни на вторинному ринку зросли на 11,9% за рік (станом на IV кв. 2024), але в реальному вимірі (з урахуванням інфляції) вони фактично стагнували (-0.06%). Середня вартість однокімнатної квартири в Києві у 2025 році коливається в межах \$60,000 – \$65,000. Час експозиції (термін продажу) квартир скоротився: якщо на початку 2025 року продаж займав у середньому 78 днів, то восени 2025 року - вже 47 днів. Це свідчить про те, що ринок намацав рівноважну ціну, і продавці стали більш гнучкими у торгах. На вторинному ринку посилюється розрив у ціні між квартирами з якісним ремонтом та квартирами в стані "під ремонт". Через дефіцит будівельників та дорожнечу матеріалів, покупці воліють переплатити за готове рішення. Квартири, що потребують капітальних вкладень, продаються з суттєвими дисконтами, оскільки мало хто готовий брати на себе логістичні та організаційні ризики ремонту під час війни.

Ринок оренди найшвидше реагує на зміни безпекової ситуації. Після обвалу цін на 40–50% навесні 2022 року, ринок продемонстрував V-подібне відновлення. Станом на березень 2025 року, оренда в Києві не лише відновилася, але й демонструє суттєве річне зростання. Це зростання пояснюється поверненням частини киян, притоком ВПО з прифронтових регіонів (де ситуація погіршується) та сезонними факторами.

Основним трендом 2022–2025 років стала втрата Києвом монополії на інвестиційну привабливість. Капітал мігрує на Захід. Інвестори готові переплачувати за "квадрати" у Львові, розглядаючи це як плату за страхування від воєнних ризиків. Івано-Франківськ демонструє феноменальне зростання завдяки низькій базі старту та потужному попиту з боку ВПО.

В умовах відсутності ринкового іпотечного кредитування (ставки комерційних банків є заборонними), державна програма "єОселя" стала фактично єдиним інструментом підтримки попиту на первинному та вторинному ринках економ- та комфорт-класу. За час дії програми, з жовтня 2022 року, станом на квітень 2025 року було видано кредитів на суму понад 27,27 млрд грн для понад 16,5 тисяч родин. У 2024 році програма показала пікову ефективність: понад 8,5 тисяч угод та 14,6 млрд грн інвестицій у ринок. За оцінками Мінекономіки, це стимулювало зростання виробництва будівельних матеріалів на 37,1% [35].

Однак, у 2025 році динаміка програми погіршилася. За перші 4 місяці 2025 року обсяг видачі кредитів впав на 40% порівняно з аналогічним періодом 2024 року (3,2 млрд грн проти 5,3 млрд грн). Основні причини:

- Виснаження платоспроможного попиту серед пільгових категорій (військові, поліцейські, медики, вчителі), які мають право на ставку 3%.
- Бюрократичні складнощі та обмежене фінансування для категорії масового позичальника (під 7%).
- Обмежена пропозиція готового житла від забудовників, яке б відповідало критеріям програми (будинкам не більше 3-х років або на етапі будівництва з високим ступенем готовності).

Для київських забудовників скорочення "єОселі" є тривожним сигналом, оскільки значна частина угод в економ-сегменті залежала саме від цього інструменту.

Станом на листопад 2025 року, середньостатистичному киянину потрібно відкладати зарплату протягом 7,6 років, щоб придбати однокімнатну квартиру. Цей показник покращився порівняно з минулим роком (8,3 роки), що свідчить про те, що зростання номінальних зарплат дещо випереджає ріст цін на нерухомість.

Аналіз ринку житлової нерухомості Києва свідчить про те, що Київ втратив статус безальтернативного інвестиційного "магніту". Західна Україна (Львів, Ужгород) стала повноцінним конкурентом, пропонуючи вищу безпеку та порівнянну, а подекуди вищу, дохідність. Ціни на новобудови у Львові вже перевищили столичні. Ринок керується не престижем чи комфортом, а безпекою та

автономністю. Газифіковані будинки, низькі поверхи, локації подалі від енергооб'єктів та наявність генераторів - це нові "маркери якості". Інвестування в "котловани" в Києві стало грою з надвисоким ризиком. Ринок майбутнього - це ринок готового житла або вторинного фонду. Забудовники затиснуті в лещата між зростаючою собівартістю, дефіцитом кадрів та низьким платоспроможним попитом. Попри війну, ринок не обвалився. Він адаптувався. Українці продовжують купувати житло, розглядаючи його як базову потребу, а не як спекулятивний актив. Подальша доля ринку нерухомості Києва повністю залежить від зовнішніх факторів: ситуації на фронті, стійкості енергосистеми та макроекономічної підтримки міжнародних партнерів. Внутрішні резерви ринку для зростання на даний момент вичерпані, і він перейшов у режим очікування та збереження активів.

2.2 Аналітичний інструментарій визначення кластерів та сегментації ринку

Ринок житлової нерухомості великого міста, такого як Київ, характеризується високим рівнем гетерогенності (неоднорідності) та складною просторовою структурою. Спроби аналізувати таку систему як єдине ціле, оперуючи виключно усередненими показниками вартості квадратного метра по місту, неминуче призводять до викривлення реальної економічної картини та втрати інформації про локальні тренди. Феномен «середньої температури по лікарні» є особливо небезпечним при побудові прогностичних моделей, оскільки різні сегменти ринку можуть демонструвати діаметрально протилежну динаміку в одні й ті самі періоди часу.

Необхідність проведення глибокої сегментації (кластеризації) зумовлена різною природою ціноутворення в різних частинах міста. Можна виділити фундаментальну відмінність у реакції активів на макроекономічні шоки:

1. Ліквідні та центральні зони часто розглядаються інвесторами як засіб збереження капіталу. Ціноутворення тут значною мірою прив'язане до валютних

курсів та ділової активності, а попит залишається відносно стійким навіть під час кризових явищ.

2. Периферійні та «спальні» райони, навпаки, є високочутливими до зміни реальних наявних доходів населення, інфляційних процесів та вартості комунальних послуг. Волатильність цін у цьому сегменті може бути значно вищою, а відновлення після криз - повільнішим.

Отже, застосування єдиної універсальної моделі прогнозування для всього масиву даних є методологічно помилковим, оскільки фактори впливу мають різну вагу для різних об'єктів нерухомості. Те, що є драйвером росту для елітного житла, може не мати жодного статистично значущого впливу на житло економ-класу.

Застосування алгоритмів кластерного аналізу, зокрема методу K-Means, дозволяє згрупувати райони за схожістю їхніх часових рядів цінової динаміки. Такий підхід дозволяє виявити приховану структуру ринку, об'єднавши в один кластер райони, які синхронно реагують на ринкові зміни, незалежно від відстані між ними.

Таким чином, сегментація ринку є критично необхідним етапом передпроцесингу даних. Вона дозволяє перейти від загального моделювання до побудови диференційованих адаптивних моделей для кожного виявленого кластера окремо, що суттєво підвищує точність прогнозування та знижує похибку моделі.

Працювати ми будемо з помісячною середньою ціною 1 квадратного метра в тисячах доларів США. Діапазон дат з 1 квітня 2000 року по 1 листопада 2025 року. Розглядаємо саме житлову нерухомість міста Київ, а саме середню ціну в тисячах доларів США за 1 квадратний метр. Датасет містить дані як для первинного ринку так і для вторинного. У таблиці 2.2 зображено фрагмент датасету з цінами, повний датасет з цінами на нерухомість у Києві знаходиться у додатку А.

Таблиця 2.2 – Частина датасету з цінами за 1 м², тис доларів США

Дата	Тип	Район	Опція	Ціна
01.11.2025	region	Голосіївський район	всі, , тис. \$ 1 м 2	1,96
01.11.2025	region	Дарницький район	всі, , тис. \$ 1 м 2	1,47

Продовження табл. 2.2

Дата	Тип	Район	Опція	Ціна
01.11.2025	region	Деснянський район	всі, , тис. \$ 1 м 2	1,31
01.11.2025	region	Дніпровський район	всі, , тис. \$ 1 м 2	1,73
01.11.2025	region	Оболонський район	всі, , тис. \$ 1 м 2	1,76
01.11.2025	region	Печерський район	всі, , тис. \$ 1 м 2	3,11
01.11.2025	region	Подільський район	всі, , тис. \$ 1 м 2	1,97
01.11.2025	region	Святошинський район	всі, , тис. \$ 1 м 2	1,49
01.11.2025	region	Солом'янський район	всі, , тис. \$ 1 м 2	1,75
01.11.2025	region	Шевченківський район	всі, , тис. \$ 1 м 2	2,21

Джерело: [37]

Кластеризація є одним із фундаментальних завдань у галузі аналізу даних та машинного навчання, що належить до парадигми навчання без вчителя (unsupervised learning). На відміну від навчання з вчителем, де алгоритм навчається на попередньо розмічених даних з відомими цільовими змінними, кластеризація працює з неструктурованими масивами інформації, намагаючись виявити приховані закономірності та природні угруповання об'єктів. Основна мета цього процесу полягає у розбитті множини об'єктів на підмножини (кластери) таким чином, щоб об'єкти всередині однієї групи були максимально схожими між собою за певними критеріями, а об'єкти з різних груп - максимально відмінними.

Серед широкого спектра методів кластеризації, алгоритм K-means (K-середніх) займає особливе місце. Цей алгоритм став де-факто стандартом для вирішення завдань групування даних завдяки своїй концептуальній простоті, швидкодії та легкості інтерпретації результатів. Попри свій поважний вік, K-means залишається актуальним інструментом у сучасному арсеналі фахівців з Data Science, знаходячи застосування у найрізноманітніших сферах: від сегментації ринку та стиснення зображень до виявлення аномалій у мережевому трафіку та астрономічних досліджень.

Сутність алгоритму полягає у спробі знайти K центрів (центроїдів), які найкращим чином репрезентують структуру даних, мінімізуючи сумарне квадратичне відхилення точок від центрів їхніх кластерів. Цей підхід, хоча і є евристичним та не гарантує знаходження глобального оптимуму, на практиці демонструє високу ефективність, особливо при роботі з великими масивами даних,

де складніші методи (наприклад, спектральна кластеризація або ієрархічні методи) стають обчислювально неприйнятними.

Формально завдання кластеризації методом K-means можна описати як задачу оптимізації. Нехай дано набір спостережень $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$, де кожне спостереження є d -вимірним вектором у просторі R^d . Мета полягає у розбитті цих n спостережень на k множин ($k \leq n$) $C = \{C_1, C_2, \dots, C_k\}$, щоб мінімізувати суму квадратів відстаней всередині кластера (Within-Cluster Sum of Squares - WCSS), яку також часто називають інерцією кластера.

$$J(C) = \sum_{i=1}^k \sum_{x \in C_i} \|x - \mu_i\|^2 \quad (2.1)$$

де: μ_i – це центроїд (середнє значення) кластера C_i , що обчислюється як

$$\mu_i = \frac{1}{|C_i|} \sum_{x \in C_i} x.$$

$\|x - \mu_i\|^2$ – це квадрат Евклідової відстані (L_2 -норма) між точкою даних x та центроїдом μ_i .

Використання саме квадрата Евклідової відстані не є випадковим. Мінімізація цієї величини призводить до того, що центроїд кластера стає саме арифметичним середнім (mean) точок цього кластера, що і дало назву алгоритму. Якби використовувалася проста Евклідова відстань (без квадрата) або Манхеттенська відстань (L_1), оптимальним центром була б геометрична медіана, що призвело б до алгоритму K-medians, який є більш стійким до викидів, але складнішим в обчисленні.

Однією з головних проблем класичного алгоритму K-means є його чутливість до початкового вибору центроїдів. При "наївній" ініціалізації (випадковий вибір k точок з даних) існує висока ймовірність того, що центроїди будуть обрані невдало (наприклад, скупчено в одній частині простору). Це призводить до того, що алгоритм може застрягти в локальному мінімумі, даючи погану кластеризацію.

Для вирішення цієї проблеми у 2007 році Артуром та Вассільвіцьким був запропонований метод K-means++, який сьогодні є стандартом у більшості бібліотек машинного навчання (наприклад, scikit-learn).

Ідея K-means++ полягає в тому, щоб розподілити початкові центроїди якомога далі один від одного, використовуючи імовірнісний підхід. Процес виглядає так:

1. Перший центроїд c_1 обирається випадковим чином рівномірно з набору даних X .

2. Для кожної точки даних x обчислюється відстань $D(x)$ до найближчого вже обраного центроїда.

3. Наступний центроїд c_2 обирається з точок $x \in X$ з імовірністю, пропорційною квадрату відстані $D(x)^2$. Тобто:

$$P(x) = \frac{D(x)^2}{\sum_{x' \in X} D(x')^2} \quad (2.2)$$

4. Кроки 2 та 3 повторюються, доки не буде обрано k центроїдів.

5. Після вибору початкових центрів запускається стандартний алгоритм K-means.

Використання вагової ймовірності гарантує, що точки, які знаходяться далеко від уже існуючих центрів, мають значно вищі шанси стати новими центроїдами. Це дозволяє уникнути ситуації, коли кілька центрів ініціалізуються в одному кластері. Дослідження показують, що K-means++ не лише покращує фінальну якість кластеризації, але й прискорює збіжність алгоритму, зменшуючи кількість необхідних ітерацій. Теоретично доведено, що K-means++ гарантує результат, який є $O(\log k)$ -конкурентним з оптимальним рішенням.

Оскільки K-means є методом навчання без вчителя, правильна відповідь щодо кількості кластерів часто невідома заздалегідь. Параметр k є гіперпараметром, який необхідно налаштувати. Існує кілька евристичних методів для визначення оптимального k .

Elbow Method – це найбільш інтуїтивний та поширений метод. Він полягає у запуску алгоритму K-means для діапазону значень k (наприклад, від 1 до 10) і розрахунку значення інерції (WCSS) для кожного k . Графік залежності WCSS від k завжди є спадним, оскільки збільшення кількості центроїдів дозволяє їм бути ближче до точок даних.

Мета полягає у пошуку "ліктя" на графіку - точки, де різке падіння інерції змінюється на повільне, полого зниження. Це точка перегину, яка сигналізує про те, що додавання нових кластерів перестає давати значний приріст у поясненні дисперсії даних. Математично "лікоть" - це точка максимальної кривизни графіка.

Силуетний аналіз. Він надає більш точну оцінку якості кластеризації, оцінюючи, наскільки добре кожен об'єкт вписується у свій кластер порівняно з іншими кластерами.

Індекс Девіса-Болдіна (Davies-Bouldin Index). Визначається як середнє відношення подібності кожного кластера з його найбільш схожим кластером. Подібність розраховується як відношення суми радіусів кластерів до відстані між їхніми центрами. На відміну від силуету, менше значення індексу свідчить про краще розділення кластерів.

Gap Statistic. Порівнює загальну внутрішньокластерну варіацію для різних значень k з їхніми очікуваними значеннями при нульовому еталонному розподілі даних (рівномірному розподілі без кластерів).

Універсальність K-means дозволяє застосовувати його в різних сферах.

Для правильного вибору інструменту важливо розуміти, як K-means співвідноситься з іншими популярними алгоритмами. У наведеній нижче табл. 2.3 представлено структуроване порівняння.

Таблиця 2.3 – Структурне порівняння методів класеризації

Характеристика	K-means	DBSCAN	Ієрархічна
Основний принцип	Розбиття на основі центроїдів (відстань).	Щільність точок у просторі.	Побудова ієрархії (дерева) кластерів.
Параметри на вході	Кількість кластерів (k).	Радіус (ϵ) та мін. кількість точок (MinPts).	Кількість кластерів або поріг відсікання.
Геометрія кластерів	Сферична (опукла).	Довільна форма (в т.ч. вкладені).	Залежить від метрики зв'язку.
Обробка шуму/викидів	Чутливий (викиди зміщують центроїди).	Стійкий (викиди позначаються як шум -1).	Чутливий (особливо при Single Linkage).

Продовження табл. 2.3

Характеристика	K-means	DBSCAN	Ієрархічна
Часова складність	$O(n \cdot k \cdot I)$ (лінійна).	$O(n \log n)$ (з просторовим індексом).	$O(n^2)$ або $O(n^3)$.
Масштабованість	Дуже висока (підходить для Big Data).	Середня.	Низька (не підходить для великих даних).
Детермінованість	Ні (залежить від ініціалізації).	Так (за винятком граничних точок).	Так.

Джерело: складено автором

Незважаючи на популярність, K-means має суттєві обмеження, які можуть призвести до некоректних результатів, якщо їх ігнорувати.

Оскільки K-means використовує Евклідову відстань, ознаки з великими числовими значеннями будуть домінувати при розрахунку відстаней. Наприклад, якщо ми кластеризуємо людей за віком (0-100) та доходом (0-100000), різниця в доході на 100 одиниць буде математично еквівалентна різниці у віці на 100 років, хоча змістовно це різні речі. Тому обов'язковою є стандартизація (StandardScaler) або нормалізація (MinMaxScaler) даних перед кластеризацією, щоб усі ознаки мали однаковий вплив.

У просторах дуже високої розмірності (наприклад, тисячі ознак) Евклідова відстань втрачає свою дискримінативну здатність: усі точки стають приблизно рівновіддаленими одна від одної, і поняття "найближчого" сусіда втрачає сенс.

Вирішити дану проблему дозволить використання методів зменшення розмірності, таких як аналіз головних компонент (PCA) або спектральна кластеризація перед застосуванням K-means. Спектральна кластеризація, зокрема, дозволяє перетворити простір так, щоб K-means міг знаходити некулясті кластери.

Чутливість до викидів. Один сильний викид може значно змістити центроїд кластера, оскільки алгоритм мінімізує квадрат відстані (помилка зростає квадратично).

Вирішити дану проблему дозволить попереднє видалення викидів або використання більш стійких модифікацій алгоритму, таких як K-medians

(використовує медіану замість середнього) або K-medoids (використовує реальну точку з даних як центр).

Алгоритм K-means залишається наріжним каменем аналізу даних завдяки своїй прозорості та ефективності. Хоча він має чіткі обмеження щодо геометрії кластерів та чутливості до ініціалізації, сучасні методи (такі як K-means++) та правильна попередня обробка даних (масштабування, PCA) дозволяють успішно застосовувати його для вирішення складних бізнес-задач. Його роль виходить за межі простої кластеризації: він слугує фундаментом для систем стиснення даних, виявлення загроз та побудови ознак для складніших моделей машинного навчання.

Програмна реалізація сегментації ринку нерухомості виконана мовою Python з використанням бібліотек Pandas та Scikit-learn.

Здійснено завантаження масиву даних про вартість нерухомості та фільтрацію записів для виокремлення об'єктів адміністративно-територіального поділу із узагальненим показником вартості.

Дані трансформовано у матричний вигляд, де рядками виступають часові періоди, а стовпцями - райони міста.

Для підвищення стійкості моделі до випадкових цінових шоків або помилок введення застосовано метод вінзорування. Значення, що виходять за межі 1-го та 99-го перцентилів розподілу для кожного району, замінено граничними допустимими значеннями. Це дозволило нівелювати вплив екстремальних шумів на результати кластеризації.

Для забезпечення безперервності часових рядів застосовано метод лінійної інтерполяції (interpolate), що дозволило коректно заповнити пропуски в історичних даних, зберігаючи загальний тренд динаміки. Для сегментації районів застосовано ітераційний алгоритм K-Means. Кількість кластерів ($k = 3$) визначено емпіричним шляхом для виділення груп зі стійкою, помірною та волатильною динамікою. Результатом роботи алгоритму є присвоєння кожному району унікальної мітки кластера.

В результаті виконання кластеризації ми розподілили райони на три кластери рис 2.1.

	Район	Cluster
0	Голосіївський район	0
3	Дніпровський район	0
6	Подільський район	0
4	Оболонський район	0
9	Шевченківський район	0
8	Солом'янський район	0
5	Печерський район	1
1	Дарницький район	2
7	Святошинський район	2
2	Деснянський район	2

Рисунок 2.1 – Результати кластеризації

Джерело: складено автором

З точки зору економіки та логіки ми можемо пояснити дані кластери наступним чином:

- Кластер 0 – середній ринок, різномірні за типом райони, але зі схожою середньою вартістю;
- Кластер 1 – дорогий елітний сегмент, мінімальна кількість районів, але максимальна ціна;
- Кластер 2 – найбільш масовий і доступний сегмент, зосереджений на периферії міста.

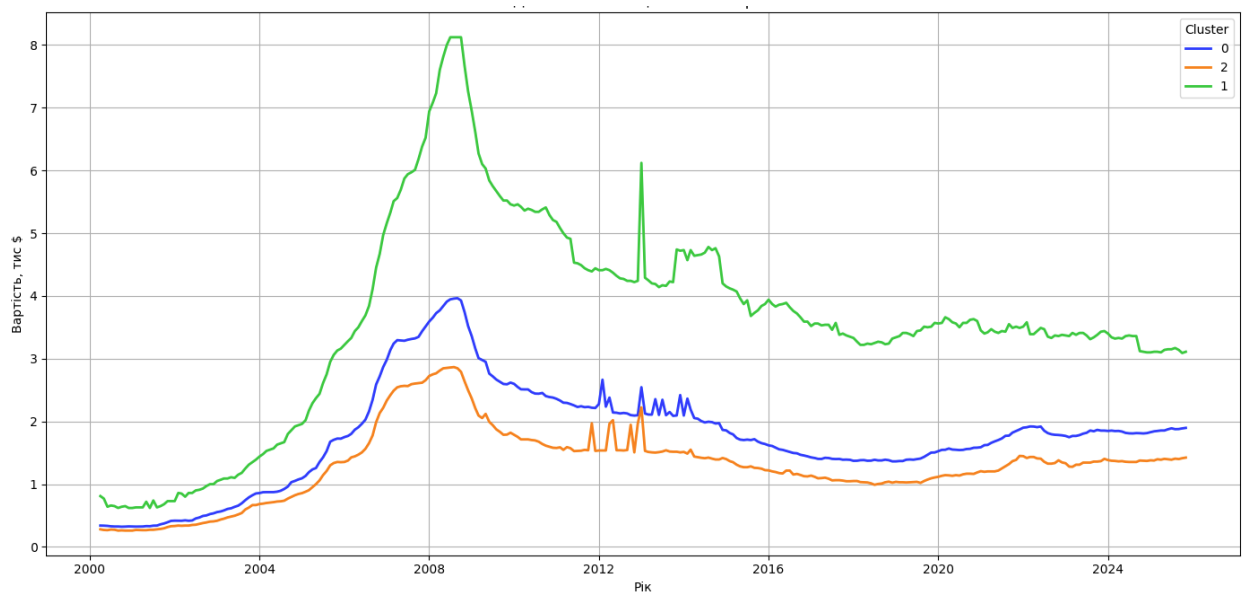


Рисунок 2.2 – Динаміка зміни цін по кластерах

Джерело: складено автором на основі [37]

На рисунку 2.2 зображено динаміку зміни середньої ціни по кластерах. Ми можемо побачити більш подібний тренд між 0 та 2 кластерами. 1 кластер має подібну динаміку але моментами відрізняється.

Отже, в даному підрозділі було успішно вирішено одне з ключових методологічних завдань дослідження: подолання проблеми структурної гетерогенності ринку житлової нерухомості міста Києва. Аналіз показав, що ринок перестав бути однорідним середовищем, де всі райони реагують на макроекономічні шоки однаково. Таке явище вимагає відмови від застосування усереднених показників, які призводять до значного зростання похибки прогнозу.

За допомогою алгоритму кластеризації K-Means, застосованого до динаміки цін квадратного метра, ми чітко ідентифікували та виокремили три стійкі кластери.

Результати цієї кластеризації мають фундаментальне значення. Вони обґрунтовують перехід від побудови однієї універсальної моделі до створення диференційованої адаптивної системи прогнозування. Це дозволяє враховувати унікальні фактори ціноутворення для кожного сегмента окремо.

Таким чином, сформована на цьому етапі сегментація слугує надійним базисом: у подальшому ми будемо прогнозувати рівень цін не для Києва в цілому, а саме для кожного конкретного кластера окремо, що є запорукою досягнення високої точності та практичної цінності фінальної прогнозної моделі XGBoost.

2.3 Аналітичне моделювання ціноутворення на ринку житлової нерухомості

Один із перших етапів побудови будь-якої моделі є збір даних. Оскільки ціна на житлову нерухомість залежить від безлічі факторів, перед нами стояло складне завдання виділити основні з них, такі які допоможуть зробити нашу модель якомога точнішою. В попередньому розділі ми більш детально розглянули набір даних, що стосується цін на житлову нерухомість у місті Київ, фрагмент цього набору даних ви можете переглянути у таблиці 2.2, детально ознайомитися з повним переліком даних можна ознайомитися у додатку А. Ціна житлової нерухомості, а саме ціна за

1 квадратний метр у тисячах доларів США, буде нашою цільовою змінною. Наступним етапом став вибір та обґрунтування факторів котрі впливають на ринок житлової нерухомості або ж відображають подібну тенденцію з певним часовим лагом, що дасть нам змогу робити прогнозування. До цього переліку ми включили наступні фактори:

- індекс споживчих цін;
- суму депозитів домогосподарств;
- розбір облікової ставки НБУ;
- курс валют, а саме відношення долара США до гривні;
- суму іпотечних кредитів домогосподарств;
- індекс ПФТС;
- індекс S&P500;
- рівень середньої заробітної плати.

Вплив кожного фактора був вивчений, досліджений та детально описаний в першому розділі цього дослідження.

В таблиці 2.4 наведено перелік змінних які братимуть участь у побудові моделі та їх позначень.

Таблиця 2.4 – Перелік змінних та їх позначень

Фактор	Позначення
Ціна за 1 м2, тис. дол. США	Price (цільова змінна)
індекс споживчих цін	CPI
суму депозитів домогосподарств	Deposits
розмір облікової ставки НБУ	Discount_rate
курс валют, а саме відношення долара США до гривні	Exchange
суму іпотечних кредитів домогосподарств	Loan
індекс ПФТС	PFST
індекс S&P500	S&P500
рівень середньої заробітної плати	salary

Джерело: складено автором

Інформація по цим факторам була зібрана та структурована автором на основі джерел [37-44], з повною інформацією по даним факторам ви можете ознайомитися у додатку Б.

На основі результатів кластерного аналізу, проведеного у підрозділі 2.2, було виявлено суттєву гетерогенність цінової динаміки в різних районах міста. Оскільки реакція вартості житла на макроекономічні шоки у кластерах «Центр», «Спальні райони» та «Інвестиційно-активні» є різною, застосування єдиної універсальної регресійної моделі для всього масиву даних є методологічно неефективним та призводить до високої похибки прогнозування.

У зв'язку з цим, у даній роботі запропоновано диференційований підхід, що передбачає побудову ансамблю незалежних прогностичних моделей. Для кожного виявленого кластера розробляється окрема модель на базі алгоритму градієнтного бустингу (XGBoost), яка налаштовується з урахуванням специфіки локальних трендів. Такий підхід дозволяє врахувати нелінійний характер залежностей та інерційність ринку нерухомості.

Критично важливим етапом моделювання є попередня обробка даних, оскільки якість вхідної інформації безпосередньо впливає на точність роботи алгоритмів машинного навчання. Процедура препроцесингу складалася з двох ключових етапів: зниження розмірності факторного простору та очищення часових рядів від шуму.

Для прогнозування цін було відібрано широкий спектр макроекономічних показників (індекс споживчих цін, облікова ставка, курс валют, ВВП, середня заробітна плата тощо). Проте пряме використання цих змінних у моделі викликає проблему мультиколінеарності - явища, коли фактори сильно корелюють між собою (наприклад, девальвація валюти часто супроводжується зростанням інфляції). Це призводить до нестійкості оцінок моделі та погіршення її прогностичної здатності.

Для вирішення цієї проблеми застосовано Метод головних компонент (Principal Component Analysis - PCA). Цей метод дозволяє здійснити ортогональне перетворення корельованих вихідних змінних у набір лінійно незалежних змінних - головних компонент.

Уявіть, що у нас є дані про країни з двома характеристиками: ВВП на душу населення та Тривалість життя. Ці показники сильно корелюють: у багатших

країнах зазвичай живуть довше. На графіку це виглядає як витягнута хмара точок. Завдання PCA - не просто викинути одну змінну, а знайти приховану «супер-змінну» (наприклад, «Рівень благополуччя»), яка найкраще описує цю залежність.

Алгоритм виконує це у 4 кроки. Стандартизація (Центрування) Оскільки ВВП вимірюється в тисячах доларів, а вік – у роках, їх неможливо порівнювати напряму. PCA приводить усі дані до єдиного масштабу (середнє = 0, дисперсія = 1). Це переміщує центр хмари даних у початок координат (0,0). Побудова Матриці Коваріацій Алгоритм обчислює, як змінні змінюються разом. Власні вектори та Власні числа Це серце методу. Ми шукаємо нові осі координат, які ідеально лягають вздовж нашої «хмари» даних. Рівняння, яке розв'язує PCA:

$$C * \vartheta = \lambda * \vartheta \quad (2.3)$$

де C – матриця коваріацій (наша карта зв'язків);

ϑ – власний вектор. Це напрямок нової осі. Перший вектор (PC1) проходить крізь найдовшу частину хмари даних. Це і є наша нова головна змінна.

λ – власне число. Це число, яке показує величину розкиду (варіації) даних вздовж цього вектора. Чим більше λ , тим важливіша ця компонента.

На рисунку 2.3, зображено графіки та власні вектори з високим та низьким значенням власного числа.

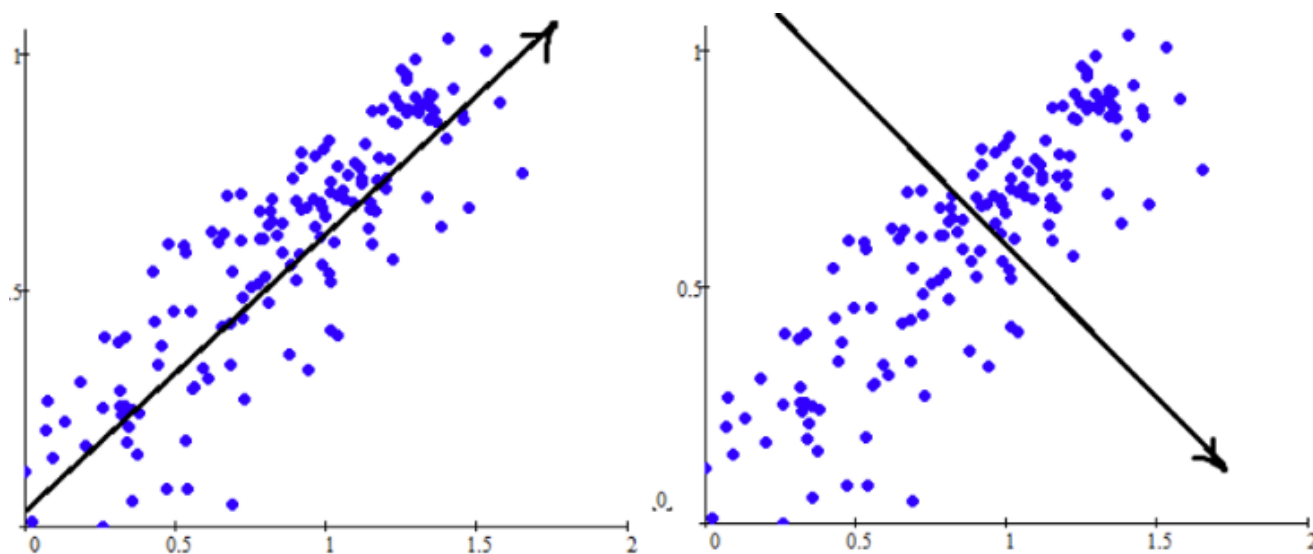


Рисунок 2.3 – Власні вектори з високим та низьким значенням власного числа

Джерело: [45]

Процедура реалізації методу головних компонент (РСА) передбачає послідовне виконання наступних математичних операцій:

1. Стандартизація вхідних даних (приведення до єдиного масштабу).
2. Побудова коваріаційної матриці для оцінки взаємозв'язків між ознаками.
3. Спектральний розклад матриці: обчислення власних чисел та відповідних їм власних векторів.
4. Ранжування власних чисел у порядку зменшення та відбір k найбільш значущих компонент, що пояснюють основну частку дисперсії.
5. Формування матриці проєкції на основі відібраних k власних векторів.
6. Проєкція вихідного набору даних у новий ознаковий простір (зменшення розмірності) [45].

Отже спершу ми побудували кореляційну матрицю для факторів впливу на ціну, яка відображає сильну кореляцію між факторами рис 2.4.

Фактори salary, S&P500, Exchange та Deposits демонструють високу кореляцію між собою, оскільки вони є різними проявами інвестиційного потенціалу найбільш платоспроможних сегментів української економіки та глибокої доларизації ринку. Замість того, щоб бути чотирма окремими причинами, ці показники діють як чотири сильно корельовані індикатори, що відображають один і той самий фундаментальний процес: накопичення та мобілізацію капіталу. Саме тому вони демонструють мультиколінеарність.

Для ефективного аналізу багатовимірних економічних даних, що характеризуються високою кореляцією (як було встановлено, мультиколінеарністю), критично важливим є зниження розмірності факторного простору без істотної втрати інформативності. Саме з цією метою було застосовано потужний статистичний інструмент – Метод Головних Компонент (Principal Component Analysis – PCA).

Мета RSA полягає у перетворенні набору, можливо, корельованих змінних набір лінійно некорельованих змінних, які називаються головними компонентами. Ці компоненти є лінійними комбінаціями вихідних змінних і розташовані таким

чином, щоб перша компонента пояснювала найбільшу можливу частку дисперсії даних, друга – наступну найбільшу частку дисперсії, ортогональну до першої, і так далі. Таким чином, ми отримуємо можливість "стиснути" інформацію, зосереджену в багатьох показниках, у набагато меншу кількість узагальнених факторів.

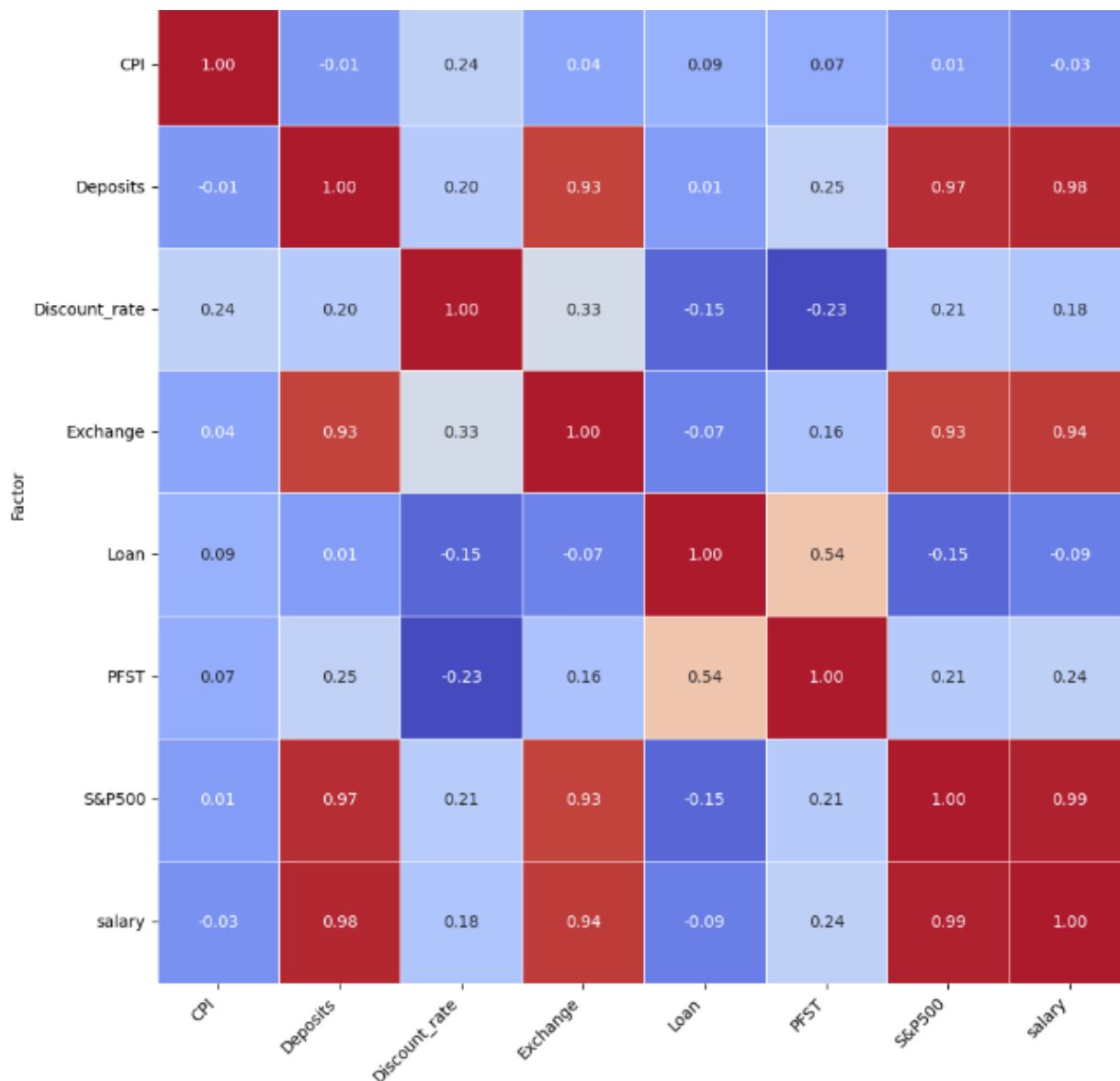


Рисунок 2.4 – Кореляційна матриця факторів

Джерело: розраховано за даними [37-44]

Одним із ключових етапів застосування PCA є вибір оптимальної кількості головних компонент (КГК), які слід зберегти для подальшого аналізу. Надто мала КГК призведе до втрати важливої інформації, тоді як надто велика – не вирішить проблеми розмірності та мультиколінеарності.

Для ухвалення обґрунтованого рішення щодо КГК ми поклалися на критерій кумулятивної поясненої дисперсії. Цей критерій ґрунтується на припущенні, що збережені компоненти повинні пояснювати значну частку загальної мінливості у вихідних даних.

За результатами проведеного аналізу було вирішено використовувати 4 головні компоненти. Використання чотирьох головних компонент дозволяє досягти оптимального балансу: ми суттєво знизили розмірність факторного простору (що вирішує проблему мультиколінеарності), але при цьому зберегли левову частку (більше 90%) інформативності, необхідної для надійного та стійкого моделювання. Поріг у 90% або 95% поясненої дисперсії є загально рекомендованим у більшості фахових джерел з багатовимірного статистичного аналізу, зокрема у працях, присвячених зменшенню розмірності. Досягнення цього порогу свідчить про те, що чотири компоненти достатньо повно інкапсулюють мінливість усього вихідного набору даних, дозволяючи нам відкинути "шумові" або малоінформативні компоненти, які пояснюють лише залишок дисперсії.

Детальні результати розрахунків та візуалізація кумулятивної поясненої дисперсії в залежності від кількості компонент відображено на рисунку 2.5.

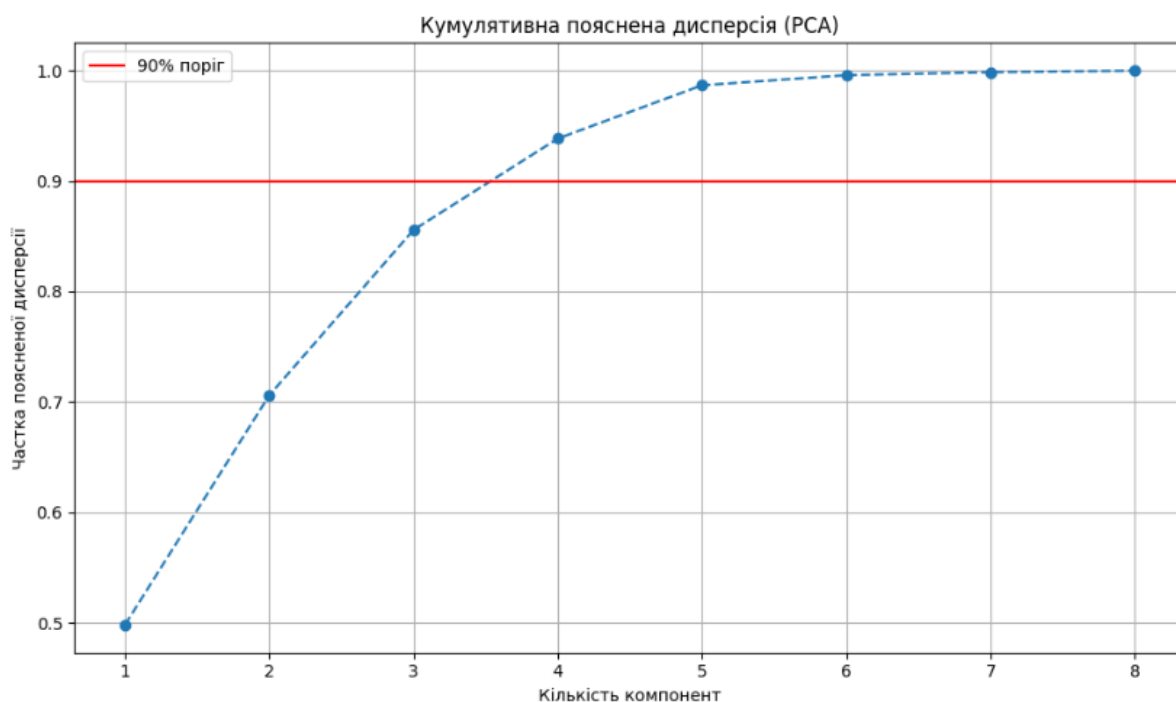


Рисунок 2.5 – Кумулятивна пояснена дисперсія

Джерело: розраховано за даними [37-44]

Для моделювання було обрано алгоритм градієнтного бустингу XGBoost.

Вибір методу моделювання був продиктований специфікою об'єкта дослідження. Традиційні економетричні підходи, такі як множинна лінійна регресія (Ordinary Least Squares – OLS), базуються на жорсткому припущенні про лінійність зв'язків між залежною змінною (ціною) та предикторами (факторами). Однак ринок нерухомості є складною адаптивною системою, де залежності мають переважно нелінійний характер. Наприклад, зростання курсу долара на 5% може не вплинути на ціни, тоді як стрибок на 20% здатен викликати панічний попит або, навпаки, стагнацію. Лінійна модель не здатна вловити такі асиметричні реакції та порогові ефекти. Враховуючи це, для побудови прогностичної моделі було обрано алгоритм XGBoost (eXtreme Gradient Boosting), який на сьогодні вважається «золотим стандартом» у роботі з табличними даними та часовими рядами.

В основі XGBoost лежить метод градієнтного бустингу. На відміну від класичного підходу, де будується одна складна модель, бустинг створює ансамбль (сукупність) простих моделей – дерев рішень (Decision Trees). Процес навчання відбувається ітеративно (Рис. 2.6):

1. Будується перше дерево, яке робить грубий прогноз.
2. Обчислюється помилка (залишок) цього прогнозу.
3. Наступне дерево будується не для прогнозування ціни, а для прогнозування помилки попереднього дерева. Тобто воно «вчиться на помилках» попередника.
4. Процес повторюється сотні разів (параметр $n_estimators$), і фінальний прогноз формується як сума прогнозів усіх дерев.

Це дозволяє моделі поступово зменшувати функцію втрат (Loss Function) за допомогою градієнтного спуску, досягаючи високої точності навіть на складних даних.

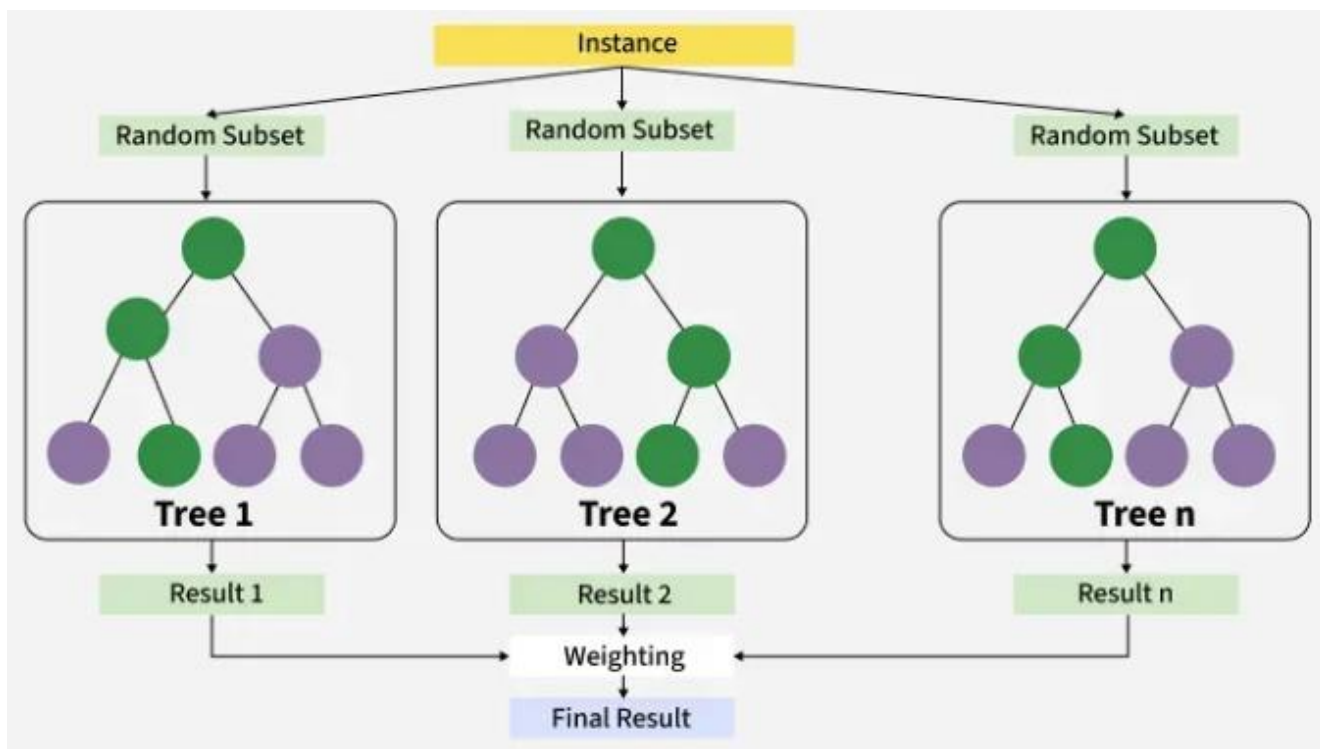


Рисунок 2.6 – Ілюстрація роботи XGBoost

Джерело: [46]

Завдяки деревоподібній структурі, XGBoost автоматично виявляє складні патерни та взаємодію факторів без необхідності явного задавання формул. Наприклад, модель може самостійно визначити правило: «Якщо інфляція > 10% І волатильність висока → ціна падає; АЛЕ якщо інфляція > 10% І волатильність низька → ціна росте». Лінійна регресія на таке не здатна. Однією з головних проблем роботи з фінансовими даними є ризик перенавчання (overfitting), коли модель просто запам'ятовує історичний шум замість виявлення тренду. XGBoost має вбудовані механізми регуляризації (L_1 та L_2), які штрафують модель за надмірну складність. Алгоритм здатен ефективно працювати з розрідженими даними та самостійно обирати напрямок розгалуження дерева у випадку відсутності значення, що є критично важливим при роботі з недосконалою статистикою ринку нерухомості. Таким чином, вибір XGBoost є обґрунтованим з точки зору необхідності побудови гнучкої, точної та інтерпретованої моделі в умовах невизначеності ринкового середовища.

Ключовим етапом підвищення прогностичної здатності моделі став процес конструювання ознак (Feature Engineering). Специфіка ринку нерухомості полягає

у його високій інерційності: ціни на житло рідко змінюються миттєво, вони формуються під впливом накопичених очікувань та попередніх тенденцій. Використання виключно «сірих» історичних даних не дозволяє алгоритмам машинного навчання повною мірою розкрити ці приховані залежності. З метою підвищення коефіцієнта детермінації (R^2) та зменшення похибки прогнозування, у роботі було синтезовано набір «розумних» змінних (Smart Features), які дозволяють моделі оцінювати не лише рівень ціни, але й швидкість її зміни, стабільність ринку та силу тренду. Система вхідних ознак моделі була розширена за рахунок додаткових компонентів.

Авторегресійні лаги (Time Lags). Основою прогнозування часових рядів є припущення, що майбутнє значення змінної корелює з її минулими значеннями. Для кожного кластера було згенеровано лагові змінні глибиною в 1, 2 та 3 місяці. Це дозволяє моделі враховувати короткострокову «пам'ять ринку». Наприклад, якщо ціна зростала протягом останніх двох місяців, модель з високою ймовірністю прогнозуватиме продовження росту за інерцією, навіть якщо макроекономічні фактори залишаються незмінними.

Часовий зсув макроекономічного впливу (Macro-shifts). Реакція ринку нерухомості на зміни в економіці не є миттєвою. Зміна облікової ставки НБУ або коливання ВВП впливають на вартість квадратного метра із затримкою (часовим лагом), необхідним для адаптації попиту та пропозиції. У модель введено змінні макроекономічних головних компонент зі зсувом у 1, 3 та 6 місяців. Це дало змогу алгоритму пов'язати поточну ціну з економічним станом, що мав місце пів року тому, що суттєво підвищило точність прогнозування поворотних точок тренду.

Показники ринкової волатильності (Volatility Indicators). Для оцінки ризикованості активу було розраховано показник локальної волатильності як ковзне стандартне відхилення (Rolling Standard Deviation) ціни за останні 6 місяців. Цей показник виступає маркером стабільності. Висока волатильність свідчить про турбулентність ринку та невпевненість учасників, що часто є передвісником зміни тренду або корекції цін. Модель використовує цю ознаку для «обережнішого» прогнозування в періоди нестабільності. Формула розрахунку:

$$V_t = \sqrt{\frac{1}{w-1} \sum_{i=1}^w (Y_{t-i} - \bar{Y}_{local})^2} \quad (2.4)$$

де V_t – локальна волатильність на момент часу t ;

w – розмір вікна згладжування (у моделі прийнято $w = 6$ місяців);

Y_{t-i} – історичні значення ціни у вікні аналізу (від $t - 1$ до $t - 6$);

$\bar{Y}_{local}$ – ковзне середнє значення ціни за вказаний період (локальний тренд), що розраховується як:

$$\bar{Y}_{local} = \frac{1}{w} \sum_{i=1}^w Y_{t-i} \quad (2.5)$$

Індикатор ринкового моментуму (Momentum). Було синтезовано показник швидкості зміни тренду, який розраховується як різниця між поточною ціною та ціною квартал (3 місяці) тому. Моментум дозволяє відрізнити випадкові щомісячні коливання (шум) від стійкого спрямованого руху ринку. Додатне значення моментуму вказує на «бичачий» (висхідний) тренд, від'ємне - на «ведмежий» (низхідний). Це критично важливо для алгоритму Gradient Boosting, оскільки дозволяє адаптувати прогноз під силу поточного тренду.

Формула розрахунку:

$$M_t = Y_{t-1} - Y_{t-4} \quad (2.6)$$

де M_t – значення моментуму для поточного місяця;

Y_{t-1} – значення цільової змінної (ціни) у попередньому місяці;

Y_{t-4} – значення цільової змінної 3 місяці до моменту.

Економічна інтерпретація: Якщо $M_t > 0$, це свідчить про збереження інерції зростання. Велике абсолютне значення $|M_t|$ вказує на прискорення тренду («сильний ринок»), тоді як значення, близьке до нуля, сигналізує про стагнацію або розворот.

Одним із найбільш важливих синтетичних факторів, який було інтегровано до моделі, є Індикатор Сили тренду (Trend_Strength). Його введення зумовлене специфікою ринку нерухомості, де критично важливо не лише фіксувати факт

зміни ціни, а й кількісно оцінювати стійкість, впевненість та якість поточного цінового руху.

На відміну від індикатора Моментуму, який просто розраховується як різниця між поточною ціною та ціною квартал тому, Сила тренду є більш глибокою метрикою. Якщо Моментум сигналізує про прискорення або уповільнення ціни, то Trend_Strength перевіряє якість цього руху. В умовах турбулентного ринку ціна може зростати (Моментум додатний), але це зростання може супроводжуватися хаотичними стрибками та високою внутрішньою волатильністю, що свідчить про невпевненість учасників ринку.

Економічна логіка цього індикатора полягає у необхідності фільтрації ринкового шуму та відмінності стійкого, здорового тренду від короткочасного спекулятивного сплеску. Високий показник Trend_Strength досягається тоді, коли значний ціновий рух (високий Моментум) відбувається при мінімальних внутрішніх цінових коливаннях (низькій локальній Волатильності). Це є чітким сигналом для моделі про те, що ринок має спільне цінове бачення, і такий рух, ймовірно, продовжиться.

Сила тренду обчислюється шляхом зіставлення (нормалізації) показника цінового руху (Моментуму) з показником внутрішньої нестабільності (Волатильності) за певний період. Це дозволяє визначити, наскільки "чистим" і стабільним є ціновий рух.

Інтеграція Trend_Strength дозволила моделі XGBoost отримати інструментарій для виявлення складних нелінійних патернів. Цей фактор допомагає алгоритму не лише збільшити загальну точність прогнозів, але й забезпечити ранню ідентифікацію поворотних точок тренду. Якщо Сила тренду, що підтримувала зростання, починає різко слабшати, це слугує випереджаючим індикатором про можливу корекцію цін, дозволяючи моделі формувати «обережніші» прогнози в періоди нестабільності. Таким чином, індикатор Trend_Strength є критично важливим для перетворення сирих цінових даних на якісну аналітичну інформацію про ринковий настрій.

Таким чином, перехід від простих часових рядів до багатовимірного простору ознак, що включає показники волатильності та моментуму, дозволив значно збагатити інформаційну базу дослідження та надати моделі XGBoost інструментарій для виявлення складних нелінійних патернів поведінки ринку.

Отже на основі алгоритму XGBoost, враховуючи всі вище зазначені налаштування ми побудували моделі для кожного окремого кластеру. Весь код використаний у даному дослідженні наведено у додатку В. Тому там ви можете ознайомитися детальніше з безпосередніми деталями, що пов'язані з побудовою моделей.

Важливою архітектурною особливістю розробленої системи є відмова від створення єдиної універсальної моделі («one-size-fits-all») для всього міста. Натомість було реалізовано мультимодельний підхід: для кожного з трьох виявлених кластерів побудовано та натреновано окремий екземпляр моделі XGBoost. Загальний масив даних було розділено на три незалежні підмножини відповідно до приналежності району до кластера (0, 1 або 2). Для кожного кластера ініціалізувався новий об'єкт регресора XGBRegressor. Процес навчання (training) відбувався ізольовано, що дозволило кожній моделі сформувати унікальний набір правил та вагових коефіцієнтів. Такий підхід дозволив моделям автоматично визначати пріоритетність факторів впливу, специфічну для конкретного сегмента. Наприклад, модель для «Спальних районів» (Кластер 2) могла надати більшу вагу фактору інфляції та реальних доходів, тоді як модель для «Центру» (Кластер 0) - факторам курсу валют та інвестиційного клімату.

Висновки до другого розділу

У другому розділі здійснено комплексну діагностику, аналітичне узагальнення та математичне моделювання механізмів ціноутворення на ринку житлової нерухомості міста Києва в умовах високої макроекономічної невизначеності. Результати емпіричного дослідження заклали методологічну основу для побудови високоточної адаптивної прогностичної системи.

Описова аналітика підтвердила гіпотезу про суттєву трансформацію ринку під впливом воєнних та економічних шоків, яка стала ключовою передумовою для застосування інструментарію інтелектуального аналізу даних. Виявлено, що традиційні ціноутворюючі фактори, такі як локація та престижність, поступаються місцем новим, критично важливим чинникам безпеки та енергонезалежності. Попит змістився в бік готового житла та вторинного фонду, оскільки інвестори прагнуть мінімізувати ризики недобудови. Встановлено, що інвестиційна привабливість столиці знизилася на користь західних регіонів України, про що свідчить історичний прецедент: середня ціна на новобудови у Львові (\$1,330/м²) перевищила показник Києва (\$1,280/м²). Макроекономічне середовище характеризується вичерпанням ефекту відновлювального зростання (прогноз ВВП на 2025 рік знижено до 2,1%), що, у поєднанні з інфляцією витрат (здорожчання матеріалів), створює цінові лещата для забудовників у масовому сегменті.

Для подолання проблеми структурної гетерогенності, яка робить застосування єдиної універсальної моделі методологічно неефективним, було проведено кластерний аналіз. Застосування алгоритму K-Means до часових рядів цін дозволило відмовитися від застарілого адміністративного районування і виявити три стійкі групи районів (кластери). Цей підхід дозволив перейти до побудови диференційованих прогнозних моделей, які враховують специфіку ціноутворення кожного кластеру окремо.

Сформована сегментація є критично необхідним етапом передпроцесингу, який забезпечує надійну базисну основу для наступних етапів моделювання.

Було розроблено та обґрунтовано архітектуру гібридної прогнозної системи, що поєднує методи багатовимірної статистичного аналізу та ансамблевого машинного навчання.

Для відібраного широкого спектру макроекономічних факторів (CPI, Deposits, Exchange, S&P 500, Salary тощо) було ідентифіковано проблему мультиколінеарності, що призводило б до нестійкості оцінок моделі. Для вирішення цієї проблеми застосовано метод головних компонент (PCA). За результатами аналізу кумулятивної поясненої дисперсії було вирішено

використовувати чотири ключові компоненти, які пояснюють понад 90% дисперсії вихідного факторного простору. Це дозволило здійснити ортогональне перетворення, замінивши корельовані змінні на лінійно незалежні компоненти.

Для прогнозування було обрано алгоритм eXtreme Gradient Boosting (XGBoost), який є «золотим стандартом» у роботі з табличними даними.

Для підвищення прогностичної здатності моделі в умовах інерційності ринку було синтезовано набір «розумних» змінних. Ці ознаки надають моделі інструментарій для виявлення складних нелінійних патернів.

Кінцевим результатом є реалізація мультимодельного підходу: для кожного з трьох виявлених кластерів побудовано та натреновано окремий екземпляр моделі XGBoost. Це дозволило кожній моделі сформувавши унікальний набір вагових коефіцієнтів та автоматично визначити пріоритетність факторів, специфічну для конкретного сегмента.

Таким чином, у другому розділі створено надійне та гнучке підґрунтя для подальшої прогностичної аналітики, що дозволяє моделювати механізми ціноутворення з урахуванням усіх ключових викликів сучасного турбулентного ринкового середовища.

3 ПРОГНОСТИЧНА АНАЛІТИКА ТА ОБҐРУНТУВАННЯ ІНВЕСТИЦІЙНИХ РІШЕНЬ НА РИНКУ НЕРУХОМОСТІ

3.1 Прогностична аналітика цін на житло на ринку нерухомості

Ключовим етапом будь-якого дослідження є перевірка адекватності розробленої моделі та підтвердження її здатності генерувати точні прогнози на нових, невідомих їй даних. Побудова моделі на основі алгоритмів машинного навчання (XGBoost), реалізована у попередньому розділі, потребує суворої процедури валідації, щоб уникнути ефекту перенавчання (overfitting), коли алгоритм просто «запам'ятовує» історію, але не здатен передбачати майбутнє.

Методика валідації: підхід Walk-Forward. Специфіка фінансових часових рядів, до яких належить динаміка цін на нерухомість, унеможливорює використання стандартних методів крос-валідації з випадковим перемішуванням даних (random shuffling). Оскільки значення ціни в момент часу t критично залежить від значень у моменти $t - 1$, $t - 2$ тощо (автокореляція), випадковий поділ вибірки призвів би до "зазирання в майбутнє" (data leakage) та штучного завищення показників точності.

Для забезпечення об'єктивності оцінки в роботі застосовано метод Walk-Forward Validation (або Time Series Split). Суть методу полягає у суворому хронологічному поділі даних:

- Навчальна вибірка (Train Set): Охоплює історичний період з 2000 по кінець 2024 року. На цьому масиві модель навчалася виявляти закономірності, налаштовувала вагові коефіцієнти дерев рішень та оптимізувала гіперпараметри.
- Тестова вибірка (Test Set): Охоплює період 2025 року. Ці дані були «приховані» від моделі під час навчання. Прогноз для цього періоду будувався виключно на основі інформації, доступної станом на кінець 2024 року.

Такий підхід імітує реальну ситуацію прийняття інвестиційних рішень, коли аналітик має доступ лише до минулої інформації і змушений діяти в умовах невизначеності майбутнього. Порівняння згенерованого прогнозу з фактичними

даними за 2025 рік дозволяє отримати чесну оцінку прогностичної здатності моделі.

Для кількісного вимірювання точності моделі використано дві взаємодоповнюючі метрики:

1. Коефіцієнт детермінації (R^2). Цей показник характеризує «пояснювальну силу» моделі. Він демонструє, яка частка дисперсії (розкиду) цін на нерухомість пояснюється факторами, закладеними в модель (макроекономіка, сезонність, інерція), а яка залишається випадковим шумом. Значення $R^2 = 1$ означає ідеальний прогноз. Для волатильних фінансових ринків значення $R^2 > 0,51$ вважається задовільним, а $R^2 > 0,8$ – високим показником якості, що свідчить про те, що модель успішно вловила глобальний тренд [47].

2. Середня абсолютна помилка (MAE) – це метрика, що показує, наскільки в середньому прогноз моделі відхиляється від реальних значень, при цьому не враховується, у який бік сталася помилка. Вона обчислюється як середнє абсолютне значення різниці між передбаченими та фактичними даними й використовується для оцінки точності регресійних моделей [48]. Формула розрахунку:

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i| \quad (3.1)$$

де y_i - фактична ціна;

$\hat{y}_i$ – прогнозована ціна.

Для учасників ринку ця метрика конвертується у пряму грошову оцінку ризику. Наприклад, якщо значення MAE для певного кластера становить 0.050, це означає, що середня похибка моделі складає 50 доларів на квадратному метрі. При середній вартості житла 1.5-2.0 тис. \$/м², така точність є високою і дозволяє використовувати модель для бюджетування девелоперських проєктів та оцінки інвестиційної привабливості об'єктів. Низьке значення MAE свідчить про надійність моделі у грошовому вимірі.

Розглянемо результати моделювання для першого нульового кластеру. В таблиці 3.1 наведено порівняння фактичних значень ціни та змодельовану у тисячах доларів США.

Таблиця 3.1 – Порівняння фактичних та змодельованих значень ціни для кластеру 0

Дата	Real	Predicted	Difference
01.01.2025	1.817	1.817	-0.001
01.02.2025	1.828	1.829	-0.001
01.03.2025	1.839	1.840	-0.000
01.04.2025	1.848	1.849	-0.000
01.05.2025	1.853	1.852	0.001
01.06.2025	1.862	1.850	0.011
01.07.2025	1.873	1.860	0.014
01.08.2025	1.881	1.875	0.006
01.09.2025	1.882	1.877	0.004
01.10.2025	1.881	1.876	0.005
01.11.2025	1.888	1.875	0.013

Джерело: розраховано автором

Ми вважаємо, що для даного кластеру отримали реально крутий результат, враховуючи, що за весь 2025 рік максимальний розмір похибки становить 14 доларів США, на фоні повної вартості квадратного метра приблизно 1800 доларів США це дуже незначна похибка, і учасники ринку точно можуть орієнтуватися на даний показник.

Якщо дивитися саме на конкретні показники похибки нашої моделі то ми отримали наступні результати:

$$R^2 = 0.938$$

$$MAE = 0.006$$

Це дуже високі показники, і дана модель є дійсно робочою і її можна використовувати для прийняття рішень і для аргументації своїх рішень. Ми бачимо, що значення середньої абсолютної помилки становить всього лиш 6 доларів США, в масштабах ціни за 1 квадратний метр це дуже незначна похибка. Показник R^2 показує, що підібрані нами фактори гарно описують зміни.

Алгоритм який ми використали для побудови даної моделі, а саме XGBoost дозволяє оцінити значущість факторів. Цікаво дізнатися чи є серед значущих факторів ті, які використовують лагування. На рисунку 3.1 зображено графік важливості факторів.

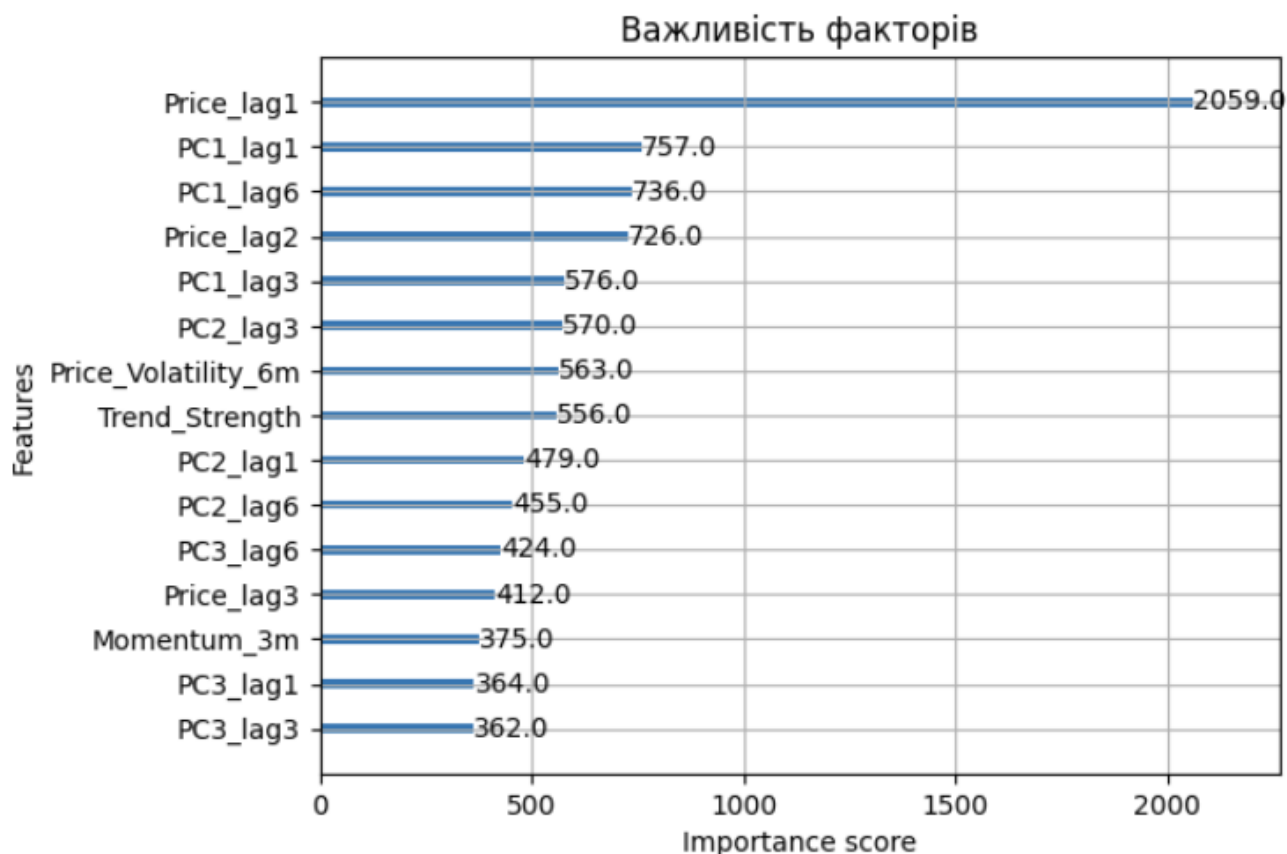


Рисунок 3.1 – Важливість факторів для кластеру 0

Джерело: створено автором

Результати моделювання підтверджують гіпотезу про високу інерційність ринку нерухомості. Як видно з діаграми важливості ознак (рис. 3.1), домінуючим предиктором є попереднє значення ціни. Це є закономірним, оскільки вартість активів на консервативному ринку рідко змінюється стрибкоподібно, і ціна попереднього місяця є базою для формування поточної вартості. Водночас, критично важливу роль відіграли синтезовані «розумні» фактори. Зокрема, показники ринкового моментуму та локальної волатильності увійшли до топу факторів впливу. Це свідчить про те, що модель успішно навчилася розпізнавати не лише рівень ціни, а й «настрій» ринку (швидкість тренду та рівень ризику). Також варто відзначити високу значущість часових лагів макроекономічних

компонент. Це підтверджує, що ринок реагує на зміни в економіці (інфляцію, курс валют) із затримкою у 3–6 місяців, і врахування цього ефекту дозволило суттєво підвищити точність прогнозування поворотних точок тренду.

На рисунку 3.2 ми продемонстрували графічно результат моделювання.



Рисунок 3.2 – Графічне порівняння результатів моделювання та фактичних значень ціни для кластеру 0

Джерело: створено автором

Перш за все хочу звернути увагу на масштаб, він є досить великим, і навіть так ми спостерігаємо що наші графіки проходять дуже близько один біля одного.

Отже результатами моделі для 0 кластеру ми дуже задоволені і вважаємо їх вартими уваги всіх суб'єктів ринку житлової нерухомості міста Київ.

Тепер давайте розглянемо результати моделювання для наступного - першого кластеру. В таблиці 3.2 наведено порівняння фактичних значень ціни та змодельовану у тисячах доларів США.

Таблиця 3.2 – Порівняння фактичних та змодельованих значень ціни для кластеру 1

Дата	Real	Predicted	Difference
01.01.2025	3.103	3.228	-0.125
01.02.2025	3.103	3.210	-0.107
01.03.2025	3.107	3.205	-0.098

Продовження табл. 3.2

Дата	Real	Predicted	Difference
01.04.2025	3.107	3.210	-0.103
01.05.2025	3.117	3.205	-0.088
01.06.2025	3.130	3.224	-0.094
01.07.2025	3.147	3.234	-0.088
01.08.2025	3.157	3.242	-0.085
01.09.2025	3.153	3.244	-0.090
01.10.2025	3.133	3.248	-0.114
01.11.2025	3.113	3.235	-0.122

Джерело: розраховано автором

Ми вважаємо, що для даного кластеру отримали недостатньо хороший результат, з порівняння у таблиці 3.2 ми спостерігаємо що середня різниця між фактичною та змодельованою ціною становить близько ста доларів, хоча й ціна за 1 квадратний метр тут значно вища, але це все одно завелика помилка, проте нажаль, це найкраща модель котру нам вдалося побудувати на даний момент для цього кластеру. Звернемо увагу на конкретні показники похибки нашої моделі, ми отримали наступні результати:

$$R^2 = -1.082$$

$$MAE = 0.100$$

Показники похибки також відображають недостатню якість моделі, ми бачимо що значення середньої абсолютної помилки становить сто доларів США, що як ми вважаємо буде неприйнятним для інвесторів. Також значення R^2 є меншим за -1, це означає, що наші фактори недостатньо описують цільову змінну. Що ж це означає на практиці. Якщо пригадати які райони входять до списку кластеру 1 то це лише 1 Печерський район, це елітний район Києва, в якому знаходиться велика кількість елітного дорогого житла і навіть старий житловий фонд буде коштувати дуже дорого. Аналіз результатів моделювання виявив, що Кластер 1 демонструє нижчі показники точності порівняно з іншими сегментами. Це пояснюється високою гетерогенністю житлового фонду в центральних районах та низькою ліквідністю ринку, де поодинокі угоди з аномальною вартістю створюють значний статистичний шум. Крім того, ціноутворення в цьому сегменті значною мірою залежить від поведінкових факторів інвесторів та безпекових

ризиків, які складно формалізувати за допомогою макроекономічних змінних. Для подальшого підвищення якості прогнозування в цьому сегменті рекомендовано перехід до мікро-кластеризації (поділ за класами житла: економ, бізнес, преміум) та інтеграцію в модель неструктурованих даних (аналіз новинного фону), що дозволить врахувати психологічну складову ціноутворення.

На рисунку 3.3 розглянемо значущість факторів і порівняємо її з значущістю факторів для моделювання 0 кластеру.

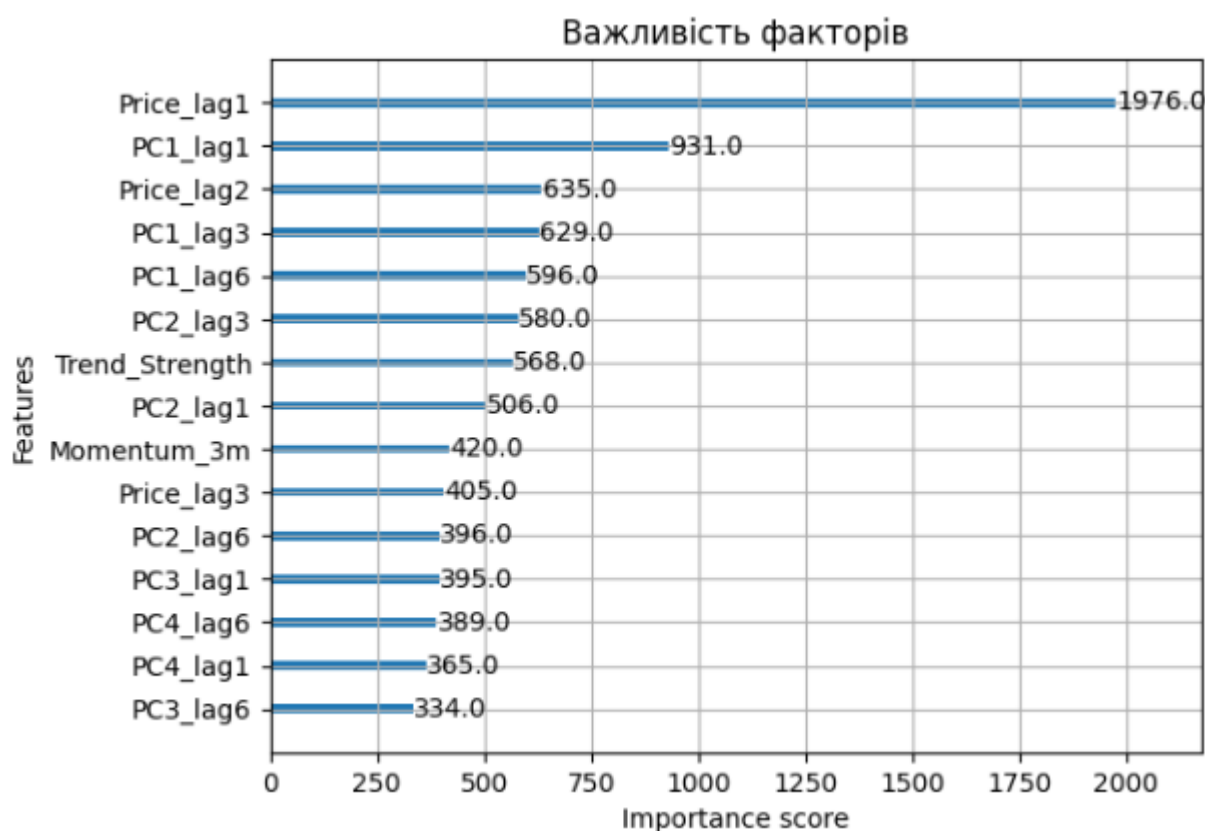


Рисунок 3.3 - Важливість факторів для кластеру 1

Джерело: створено автором

Важливість факторів для 1 та 0 кластерів мають як подібності, такі як те, що найважливішим фактором все ще залишається значення попередньої ціни, хоча вже й в меншій мірі, так і відмінності, найяскравіша з них це наявність 4 компоненти в переліку важливих факторів, чого не було у моделі для нульового кластеру.

Після проведення кількісної оцінки точності моделі за допомогою статистичних метрик, доцільно перейти до якісного аналізу отриманих результатів через їх візуалізацію. Графічна інтерпретація дозволяє не лише оцінити середнє

відхилення, а й перевірити здатність моделі відтворювати складну траєкторію ринкової динаміки, виявляти поворотні точки тренду та адаптуватися до сезонних коливань. А тепер розглянемо графічну інтерпретацію результатів моделювання та здійснимо порівняльний аналіз розрахункових значень із реальними ринковими даними, що відображено на рисунку 3.4. На графіку суцільною лінією позначено фактичну історичну динаміку цін (Real Data), яка слугувала еталоном для перевірки, тоді як пунктирна лінія відображає прогнозу траєкторію (Predicted Data), згенеровану алгоритмом XGBoost.



Рисунок 3.4 – Графічне порівняння результатів моделювання та фактичних значень ціни для кластеру 1

Джерело: створено автором

Графік ілюструє класичну ситуацію в економетриці під час кризи - модель, навчена на попередніх даних (навіть з урахуванням сезонності), не встигає адаптуватися до глибини падіння реального ринку під впливом шоків факторів. Реальна вартість активів виявилася нижчою за "справедливу" розрахункову вартість.

Тепер давайте розглянемо результати моделювання для наступного - другого кластеру. В таблиці 3.3 наведено порівняння фактичних значень ціни та змодельовану у тисячах доларів США.

Таблиця 3.3 – Порівняння фактичних та змодельованих значень ціни для кластеру 2

Дата	Real	Predicted	Difference
01.01.2025	1.374	1.367	0.008
01.02.2025	1.376	1.364	0.011
01.03.2025	1.384	1.369	0.016
01.04.2025	1.388	1.379	0.009
01.05.2025	1.397	1.380	0.017
01.06.2025	1.397	1.379	0.017
01.07.2025	1.397	1.382	0.015
01.08.2025	1.398	1.382	0.016
01.09.2025	1.399	1.393	0.006
01.10.2025	1.407	1.401	0.006
01.11.2025	1.412	1.400	0.012

Джерело: розраховано автором

Детальний аналіз результатів бек-тестування (табл. 3.3) демонструє, що максимальне абсолютне відхилення прогнозу від фактичних значень склало 17 доларів США за 1 м². Хоча цей показник поступається результатам, отриманим для найбільш прогнозованого нульового кластера («Центр»), у контексті поточної макроекономічної нестабільності та високої волатильності ринку така похибка знаходиться в межах статистичної норми.

Рівень точності моделі характеризується наступними метриками:

- Коефіцієнт детермінації ($R^2 = 0.532$): Вказує на те, що модель пояснює 53.2% дисперсії цін у даному сегменті. Хоча це значення є помірним, воно є задовільним для економетричного моделювання слабоструктурованих ринків з високою часткою ірраціональної поведінки учасників.
- Середня абсолютна помилка ($MAE = 0.01$): Цей показник має критичне значення для практичного застосування. Значення 0.010 конвертується у середню похибку на рівні 10 доларів США за квадратний метр.

Економічна інтерпретація надійності: При середній вартості житла в даному сегменті (наприклад, 1000–1400 \$/м²), похибка у 10 доларів становить менше 1% від вартості активу. Така точність є більш ніж достатньою для стратегічного планування, бюджетування девелоперських проєктів та оцінки інвестиційної привабливості об'єктів.

Враховуючи отримані показники, розроблену модель рекомендовано використовувати як інструмент індикативного прогнозування для визначення загального тренду та цінових коридорів. Інвесторам доцільно розглядати результати моделювання як базовий орієнтир, доповнюючи їх фундаментальним аналізом локальних факторів ризику. Модель ефективно відфільтровує ринковий шум, проте остаточне інвестиційне рішення має враховувати специфічні характеристики конкретного об'єкта нерухомості.

На рисунку 3.5 розглянемо значущість факторів і порівняємо її з значущістю факторів для моделювання інших кластерів.

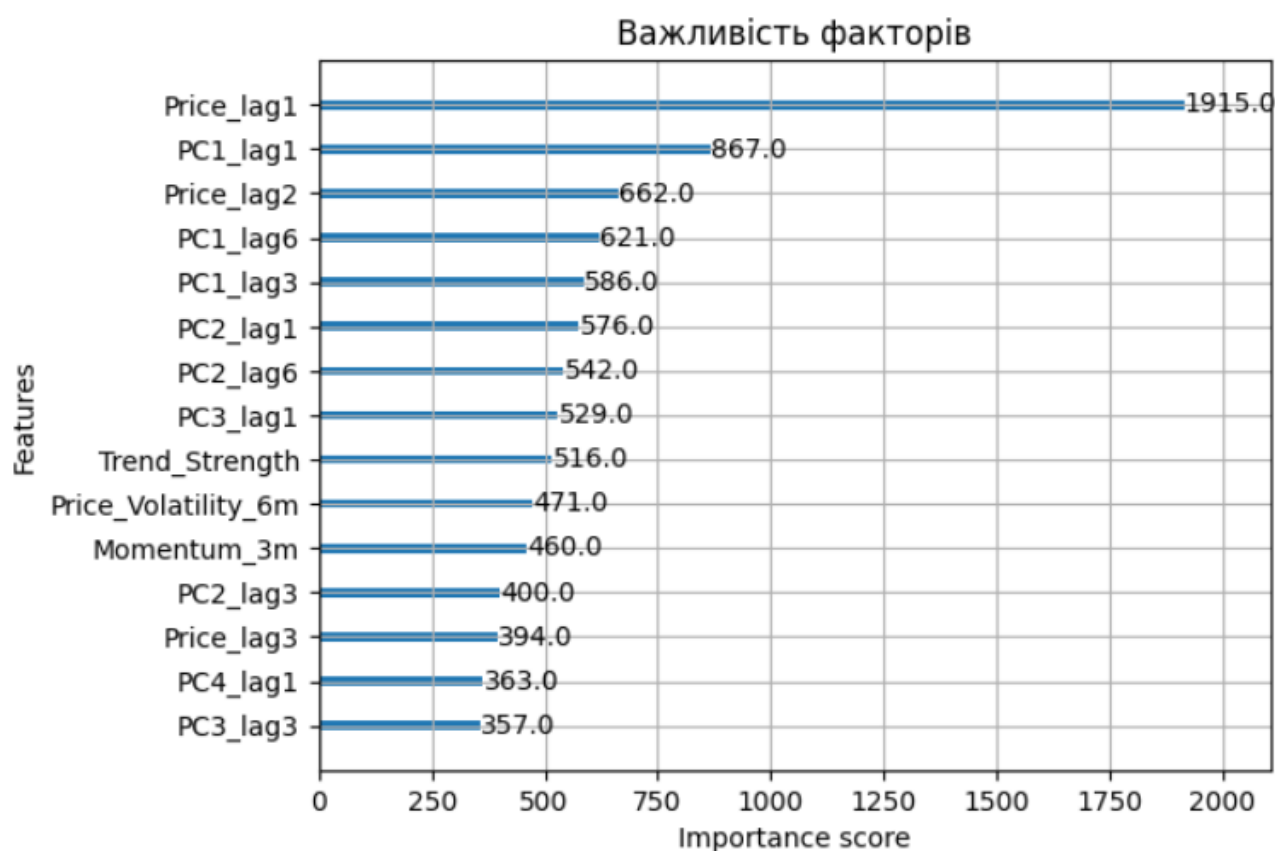


Рисунок 3.5 – Важливість факторів для кластеру 2

Джерело: створено автором

Виокремимо 1 дуже чітку спільну рису для всіх моделей, це те, що фактор попереднього значення ціни є дуже вагомим, оцінка важливості в моделях коливається але цей фактор є лідером. В даній моделі ми також можемо побачити також 4 компоненту як і в моделі 1 кластеру. Також ми спостерігаємо наявність

наших розумних змінних у топах у всіх 3 моделей, це демонструє на важливість цих показників.

Після проведення кількісної оцінки точності моделі за допомогою статистичних метрик, доцільно перейти до якісного аналізу отриманих результатів через їх візуалізацію.



Рисунок 3.6 – Графічне порівняння результатів моделювання та фактичних значень ціни для кластеру 2

Джерело: створено автором

Перш за все хочу звернути увагу на масштаб, він є досить великим, і навіть так ми спостерігаємо що наші графіки проходять дуже близько один біля одного.

Отже ми провели оцінку кожної моделі, звернули увагу на їх переваги та недоліки, тепер перейдемо до процесу прогнозування. Прогнозувати ми будемо наступні 3 місяці.

Після навчання та верифікації моделі XGBoost на історичних даних, було реалізовано алгоритм побудови короткострокового прогнозу вартості нерухомості на період 3 місяці вперед (за межі наявної вибірки). Враховуючи специфіку задачі, де майбутні значення цільової змінної невідомі, було застосовано метод рекурсивного прогнозування (Recursive Multi-step Forecasting).

Сутність методу полягає у поетапному (ітеративному) розрахунку майбутніх значень, де вихід моделі на кроці t стає входом для кроку $t + 1$. Процес реалізується за наступним алгоритмом:

1. Ініціалізація: На першому кроці ($t + 1$) модель отримує на вхід реальні історичні дані за момент часу t (останній відомий місяць).
2. Генерація прогнозу: Модель розраховує прогнозну ціну y'_{t+1} .
3. Оновлення інформаційної бази: Отримане значення y'_{t+1} додається до масиву історичних даних як "псевдо-факт".
4. Перерахунок синтетичних ознак (Feature Re-engineering): На основі оновленого масиву даних (історія + y'_{t+1}) відбувається автоматичний перерахунок усіх залежних змінних:
 - Оновлюються авторегресійні лаги (Price_lag₁ тепер дорівнює y'_{t+1});
 - Перераховуються ковзні середні (SMA) та показники волатильності (Volatility), включаючи нове прогнозне значення.
5. Наступна ітерація: Оновлений вектор ознак подається на вхід моделі для розрахунку прогнозу на крок $t + 2$.

Цикл повторюється N разів (де $N = 3$ – горизонт прогнозування). Такий підхід дозволяє моделювати інерційність ринку та "ланцюгову реакцію" змін цін.

При прогнозуванні на майбутнє виникає проблема відсутності даних про значення незалежних змінних у прогнозованому періоді. Для вирішення цієї невизначеності застосовано сценарій "ceteris paribus" (за інших рівних умов).

У рамках базового сценарію прийнято припущення про стабільність макроекономічного середовища на горизонті 3 місяців. Для цього використано метод екстраполяції останнього відомого значення (Naïve Forecast).

Алгоритм реалізовано мовою Python. Для забезпечення коректності розрахунків створено функцію `generate_features()`, яка динамічно обробляє часові ряди на кожній ітерації циклу. Це гарантує, що розраховані показники моментуму та волатильності для майбутніх періодів базуються на актуальній траєкторії ціни, згенерованій моделлю.

Отримані прогностні значення агрегуються у зведену таблицю 3.4 та візуалізуються рис 3.7 на графіках, що дозволяє оцінити очікуваний тренд розвитку ринку для кожного кластера окремо.

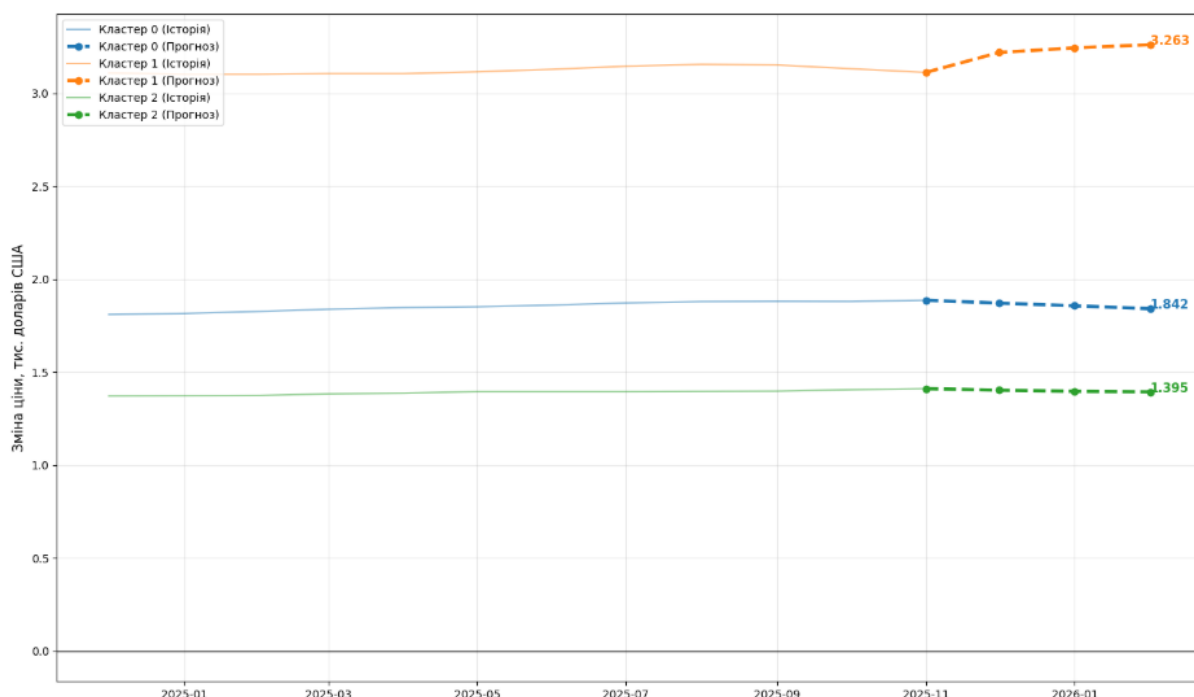


Рисунок 3.7 – Прогноз динаміки цін на 3 місяці вперед

Джерело: створено автором

Таблиця 3.4 – Прогнозовані значення на три місяці вперед

Date	Cluster 0	Cluster 1	Cluster 2
01.12.2025	1.872	3.220	1.404
01.01.2026	1.858	3.245	1.398
01.02.2026	1.842	3.263	1.395

Джерело: розраховано автором

Підсумовуючи результати моделювання на 3 місяці вперед, слід відзначити чітку дивергенцію цінових трендів, виявлену розробленою моделлю. Як свідчать прогностні дані, кластер 1 (Преміум-сегмент) демонструє стійку висхідну динаміку із зростанням вартості до 3.263 тис. \$/м² у лютому, що підтверджує статус елітної нерухомості як активу-притулку (safe haven) в умовах невизначеності. Натомість масові сегменти ринку (Кластери 0 та 2) показують ознаки стагнації з вектором на незначну корекцію вниз (до 1.842 та 1.395 тис. \$/м² відповідно), що відображає вичерпання платоспроможного попиту та тиск макроекономічних чинників.

Отримана картина різноспрямованого руху цін підтверджує доцільність кластерного підходу та слугує емпіричною базою для розробки диференційованих інвестиційних стратегій, що буде розглянуто в наступному підрозділі.

3.2 Розроблення рекомендацій для учасників ринку нерухомості на основі виявлених трендів

Результати прогностичного моделювання, отримані у попередньому підрозділі, свідчать про корінні зміни в архітектурі ринку житлової нерухомості Києва. Виявлена за допомогою алгоритму XGBoost дивергенція (розбіжність) цінових трендів між виділеними кластерами вказує на те, що епоха універсальних інвестиційних стратегій завершилася. Ринок перестав бути однорідним середовищем, де «зростання припливу піднімає всі човни». Натомість, ми спостерігаємо чітку сегментацію, де різні типи активів демонструють діаметрально протилежну реакцію на макроекономічні виклики. Ця нова реальність вимагає від учасників ринку - приватних інвесторів, девелоперських компаній та банківських установ - перегляду підходів до прийняття економічних рішень та управління ризиками.

Стратегічні пріоритети для приватних інвесторів та власників капіталу. Ключовим висновком проведеного моделювання є ідентифікація Кластера 1 (преміум-сегмент та центральні райони) як найбільш стійкого активу в умовах поточної невизначеності. Прогнозні дані демонструють стійку висхідну динаміку вартості квадратного метра в цьому сегменті на найближчі три місяці, що дозволяє кваліфікувати його як класичний актив-притулок (safe haven). Для інвесторів, чисєю основною метою є збереження купівельної спроможності капіталу та хеджування інфляційних ризиків, рекомендацією є концентрація портфеля саме на об'єктах цього кластера. Поведінка моделі вказує на те, що ціноутворення тут меншою мірою залежить від споживчої спроможності широких верств населення, а більше корелює з валютними курсами та очікуваннями ділової еліти. Отже, придбання нерухомості в історичному центрі та преміальних житлових комплексах

залишається доцільним навіть в умовах загальної ринкової стагнації, оскільки цей актив зберігає ліквідність та потенціал до відновлення вартості у довгостроковій перспективі.

Зовсім інша стратегія має бути застосована щодо об'єктів, які належать до Кластерів 0 (бізнес/комфорт) та 2 (масовий економ-сегмент). Прогноз моделі для цих груп показує стагнацію з тенденцією до незначного зниження номінальної вартості. Це є прямим наслідком виснаження платоспроможного попиту та високої чутливості потенційних покупців до економічних шоків. Для інвесторів це слугує сигналом про недоцільність короткострокових спекулятивних операцій у цих сегментах. Стратегія «купити для перепродажу» (flipping), яка була популярною до 2022 року, наразі несе в собі надмірно високі ризики, оскільки ймовірність швидкого зростання ціни є мінімальною, а терміни експозиції об'єктів на ринку збільшуються.

У зв'язку з цим, інвесторам, які оперують у масовому сегменті, рекомендується змістити фокус з капіталізації активу на генерацію операційного грошового потоку, тобто орендну діяльність. Оскільки модель прогнозує стабільність цін продажу, дохідність інвестицій буде формуватися виключно за рахунок орендних платежів. При цьому, враховуючи високу волатильність ринку, розраховану в рамках інжинірингу ознак (Feature Engineering), інвесторам слід закладати у свої фінансові моделі вищу норму дисконту та створювати додаткові резерви на випадок періодів простою нерухомості.

Окрему увагу слід приділити вибору моменту входу в ринок. Використання показника ринкового моментуму (Momentum), інтегрованого в розроблену модель, дозволяє інвесторам уникати купівлі активів на піку локальних цінових сплесків. Рекомендацією є здійснення транзакцій у періоди, коли показник короткострокової волатильності знижується, що свідчить про стабілізацію цінових очікувань продавців та покупців.

Рекомендації для девелоперських та будівельних компаній. Для професійних забудовників результати кластеризації та прогнозування мають стати основою для перегляду продуктової лінійки та цінової політики. Той факт, що модель прогнозує

різну траєкторію руху цін для різних районів міста, означає неможливість застосування єдиного підходу до індексації цін.

Для проєктів, розташованих у районах Кластера 1, девелопери мають можливість зберігати стратегію поступового підвищення цін у міру готовності об'єкта, оскільки попит у цьому сегменті демонструє низьку еластичність за ціною. Покупці елітної нерухомості готові платити премію за безпеку, статус та якість, що підтверджується позитивним прогнозом моделі. Тут доцільно фокусуватися на підвищенні класності об'єктів, впровадженні енергоефективних технологій та рішень автономності, які стають критичними факторами вибору.

Натомість, для проєктів у Кластерах 0 та 2 ситуація є значно складнішою. Прогнозована стагнація цін ставить девелоперів у ситуацію «цінових лещат»: собівартість будівництва зростає через інфляцію витрат (будматеріали, енергоносії, заробітна плата), тоді як ринкова ціна продажу квадратного метра обмежена низькою купівельною спроможністю населення. У цих умовах агресивне підвищення цін може призвести до повної зупинки продажів.

Тому девелоперам, що працюють у масовому сегменті, рекомендується переглянути бізнес-моделі в бік оптимізації витрат та управління ліквідністю. Замість запуску нових масштабних черг будівництва («котлованів»), пріоритетом має стати завершення поточних проєктів, оскільки на ринку спостерігається структурний зсув попиту в бік готового житла або житла на високій стадії готовності. Модельний аналіз ризиків показує, що покупці масового сегмента найбільше бояться недобудов, тому наявність готового продукту стає головною конкурентною перевагою, яка дозволяє утримувати ціни навіть на падаючому ринку.

Крім того, результати моделювання вказують на необхідність диверсифікації портфеля проєктів. Компаніям, які історично будували лише в спальних районах (Кластер 2), слід розглянути можливість входження в проєкти центрального ареалу або передмістя з високим потенціалом розвитку, щоб збалансувати ризики портфеля активів.

Імплементація моделі у процеси банківського ризик-менеджменту. Важливим напрямом практичного застосування розробленої системи є вдосконалення процедур оцінки заставного майна банками. Традиційні методи оцінки часто базуються на порівняльному підході з використанням історичних цін, що в умовах швидкої зміни трендів може призвести до переоцінки вартості застави і, як наслідок, до формування проблемних портфелів.

Використання прогностної моделі XGBoost дозволяє банкам перейти до динамічної оцінки вартості застави (Mark-to-Model). Оскільки модель здатна прогнозувати вартість об'єкта на майбутні періоди з урахуванням макроекономічних змін, банки можуть розраховувати так званий «стресовий» показник LTV (Loan-to-Value). Якщо модель прогнозує зниження вартості активів у Кластері 2 на найближчі квартали, банк повинен вимагати від позичальника більшого початкового внеску для об'єктів у цих районах, щоб перекрити потенційне знецінення застави.

Також, метрика середньої абсолютної помилки (MAE), розрахована на етапі валідації моделі (близько 10–17 доларів на кв. м), може слугувати індикатором для визначення дисконтів при оцінці майна. Банкам рекомендується застосовувати дисконт, що дорівнює подвоєній похибці моделі, для забезпечення консервативного підходу до оцінки ризиків.

Державна політика та міське планування. Виявлена кластеризація та прогнозовані тенденції мають значення і для органів державної влади та місцевого самоврядування.

Виявлена у ході дослідження кластеризація ринку нерухомості Києва та прогнозована дивергенція цінових трендів між центром (Кластер 1) та іншими районами (Кластер 0-2) мають фундаментальне значення для органів державної влади та місцевого самоврядування. Отримана модель XGBoost прогнозує не просто різні темпи зростання, а різноспрямовану динаміку, що сигналізує про ризик виникнення системних диспропорцій у просторовій структурі міста.

Стагнація цін у спальних районах (Кластер 2) на фоні зростання центру свідчить про поглиблення соціально-економічної нерівності та ризик маргіналізації

окремих територій. Це є сигналом про необхідність впровадження стимулюючих заходів саме для цих територій. Програми пільгового іпотечного кредитування (наприклад, «єОселя») мають бути передусім сфокусовані на підтримці попиту в сегментах економ- та комфорт-класу, де ринкові механізми наразі буксують.

На основі результатів моделювання пропонується комплекс заходів державної та муніципальної політики за чотирма стратегічними напрямками.

Реформування державної програми іпотечного кредитування («єОселя»). Державна програма пільгової іпотеки «єОселя» на сьогодні є ключовим драйвером платоспроможного попиту. Однак, результати дослідження вказують на необхідність переходу від універсального підходу до диференційованого стимулювання.

Оскільки ринкові механізми у Кластері 1 (преміум-сегмент) працюють ефективно і попит там підтримується інвестиційними очікуваннями та високими доходами покупців, державна підтримка цього сегменту є недоцільною витратою бюджетних коштів. Натомість, Кластери 0 та 2 (масове житло, спальні райони) перебуває у зоні ризику рецесії через вичерпання купівельної спроможності населення.

Рекомендовані заходи:

1. Запровадження зональних коефіцієнтів кредитування: Пропонується модифікувати умови програми «єОселя», прив'язавши відсоткову ставку або суму першого внеску до локації об'єкта.
 - Для об'єктів у Кластерах 0 та 2: Зниження мінімального першого внеску до 10-15% (за умови додаткового страхування ризиків) або надання додаткової компенсації відсоткової ставки (наприклад, до 5% для масових категорій замість стандартних 7%). Це дозволить штучно підтримати ліквідність у найбільш вразливому сегменті та попередити обвал цін, який міг би знецінити активи мільйонів киян.
 - Для об'єктів у Кластері 1: Виключення з програми або встановлення підвищених ставок (ринкових), оскільки цей сегмент розвивається за рахунок власного капіталу інвесторів і не потребує соціальних дотацій.

2. Розширення програми на вторинний ринок у спальних районах: Модель показує, що ризики недобудови у Кластерах 0 та 2 є найвищими через низьку маржинальність девелоперів. Щоб не стимулювати появу нових довгобудів, держава має переорієнтувати попит на готове житло (вторинний ринок) у цих районах. Це дозволить підтримати ціни на існуючий житловий фонд та забезпечити мобільність населення.
3. Критерій енергоефективності: Враховуючи, що фактор енергонезалежності став ключовим у моделі ціноутворення, держава повинна надавати пріоритет у кредитуванні тим об'єктам (як новим, так і реконструйованим), які мають клас енергоефективності не нижче «С» та обладнані системами автономного живлення. Це стимулюватиме забудовників масового житла інвестувати в якість продукту, навіть в умовах жорсткої економії.

Політика міської ревіталізації та інфраструктурного розвитку. Стагнація цін у Кластерах 0 та 2 є індикатором того, що ці території втрачають привабливість для життя. Для запобігання перетворенню їх на депресивні «гетто», міська влада Києва повинна реалізувати стратегію випереджаючого розвитку інфраструктури.

Рекомендовані заходи:

1. Транспортна пріоритетність: Бюджетні інвестиції у транспортну інфраструктуру (розширення ліній метрополітену, запуск швидкісного трамваю, оновлення рухомого складу громадського транспорту) мають бути спрямовані насамперед на сполучення районів Кластерів 0 та 2 з діловим центром. Покращення транспортної доступності автоматично підвищить фундаментальну вартість нерухомості в цих зонах на 10-15%, компенсуючи негативні макроекономічні тренди.
2. Програма «Безпечний район»: Оскільки безпека стала домінуючим фактором ціноутворення, муніципалітет має ініціювати цільові програми підвищення безпеки саме у спальних районах. Це включає модернізацію вуличного освітлення, встановлення систем відеонагляду з розпізнаванням облич, створення мережі якісних муніципальних укриттів подвійного призначення

(наприклад, підземних паркінгів). Інвестиції в безпеку є прямою інвестицією в капіталізацію житлового фонду міста.

3. Децентралізація ділової активності: Щоб розвантажити транспортну систему та підвищити привабливість периферії, місто повинно стимулювати створення локальних бізнес-хабів та коворкінгів у районах Кластерів 0 та 2. Надання пільг зі сплати місцевих податків для бізнесу, що відкриває офіси на Лівому березі або у віддалених районах Правого берега, створить робочі місця поряд із житлом, що підвищить попит на оренду та купівлю нерухомості в цих локаціях.

Управління ризиками у будівельному секторі. Прогноз моделі щодо складної ситуації для забудовників масового сегмента (зростання собівартості при стабільній ціні продажу) створює високий ризик банкрутств та появи нових «довгобудів». Держава має діяти превентивно.

Рекомендовані заходи:

1. Державне гарантування добудови: Створення спеціалізованого фонду (або розширення повноважень "Укрфінжитла"), який міг би виступати гарантом завершення будівництва об'єктів з високим ступенем готовності (понад 70%) у разі неплатоспроможності девелопера. Це відновить довіру інвесторів до первинного ринку в Кластерах 0 та 2.
2. Муніципальне замовлення (Social Housing): У періоди ринкового спаду місто може виступати оптовим покупцем. Пропонується запровадити практику викупу містом пулів квартир у забудовників за собівартістю (+ мінімальна фіксована маржа) для формування фонду соціального житла (для ВПО, родин військовослужбовців, працівників бюджетної сфери). Для забудовників це забезпечить гарантований збут та обігові кошти для завершення будівництва, а для міста — вирішення соціальних питань за цінами, нижчими за ринкові.
3. Жорсткіший контроль за фінансовою стійкістю: Впровадження вимог щодо поетапного розкриття ескроу-рахунків лише після досягнення певних етапів будівництва. Хоча це може тимчасово зменшити ліквідність девелоперів, у

довгостроковій перспективі це очистить ринок від ненадійних гравців, які будують «піраміди», і знизить системні ризики.

Моніторинг ринку з використанням Data Science технологій.

Однією з проблем державного регулювання є запізнена реакція на зміни (використання застарілої статистики). Розроблена у магістерській роботі модель дає змогу перейти до проактивного управління.

Рекомендовані заходи:

1. Створення цифрового аналітичного центру: На базі профільного міністерства або міської адміністрації доцільно впровадити систему моніторингу ринку, яка базується на алгоритмах машинного навчання (подібних до розробленого XGBoost). Це дозволить в режимі реального часу відстежувати цінові аномалії, зміни трендів у розрізі мікрорайонів та прогнозувати податкові надходження.
2. Індикативні ціни для оподаткування: Використання результатів кластерного моделювання для більш справедливого розрахунку податку на нерухоме майно. База оподаткування має залежати не лише від площі, а й від реальної ринкової вартості активу, яка суттєво відрізняється в Кластері 1 та Кластерах 0 та 2. Це забезпечить принцип соціальної справедливості: власники дорогої нерухомості в центрі, яка зростає в ціні, платитимуть більше, ніж власники житла в спальних районах, ціна якого стагнє.

Резюме рекомендацій для влади.

Реалізація запропонованих заходів дозволить досягти потрібного ефекту:

1. Економічного: Не допустити колапсу будівельної галузі, яка має високий мультиплікатор впливу на ВВП.
2. Соціального: Забезпечити доступність житла для широких верств населення та попередити соціальну напругу через просторову нерівність.
3. Урбаністичного: Забезпечити збалансований розвиток міських територій, уникнувши появи депресивних зон та перенавантаження центру.

Саме такий комплексний підхід, що поєднує фінансові інструменти («єОселя»), інфраструктурні проекти та сучасні методи аналізу даних, є необхідним для адаптації ринку нерухомості Києва до викликів воєнного та післявоєнного часу.

Рекомендації для всіх суб'єктів ринку нерухомості, ми зібрали та коротко описали у таблиці 3.5.

Таблиця 3.5 – Рекомендації суб'єктам ринку нерухомості

Суб'єкт ринку нерухомості	Кластер 1 (Преміум, Центр) Прогноз: ціна росте	Кластер 0-2 (Комфорт, Бізнес, Економ) Прогноз: ціна може трохи впасти
Приватний інвестор	Купувати для збереження грошей. Це «тиха гавань». Не продавати, а тримати, бо ціна зростає і захищає від інфляції.	Здавати в оренду, а не перепродавати. Короткі спекуляції (flipping) ризиковані. Дохідність шукати в орендній платі.
Забудовник (Девелопер)	Продовжувати будувати якісно. Можна плавно піднімати ціни. Обов'язково додавати генератори та системи автономності — покупець за це готовий платити премію.	Завершувати почате. Не починати нові великі проекти. Сконцентрувати всі ресурси, щоб здати об'єкти, які майже готові, бо люди бояться довгобудів.
Банки та Оцінювачі	Оцінка стабільна. Ризик мінімальний.	Подвійний контроль. Постійно перевіряти, чи не падає ринкова ціна на заставну квартиру.
Держава та Міська влада	Не втручатися, ринок працює.	Підтримувати попит. Направляти основну частину програм «єОселя» на ці сегменти, щоб у забудовників не зникла ліквідність.

Джерело: складено автором

Підсумовуючи, слід зазначити, що розроблена в рамках магістерської дисертації модель не є "магічною кулею", яка гарантує стовідсоткове передбачення майбутнього. Однак, вона виступає потужним інструментом підтримки прийняття рішень (Decision Support System), який перетворює хаотичні ринкові дані на структуровану інформацію про тренди та ризики. Учасникам ринку рекомендується використовувати результати моделювання не як статичну догму, а як динамічний індикатор. Процедура рекурсивного прогнозування передбачає

необхідність регулярного (щомісячного) оновлення вхідних даних та перерахунку прогнозів. Це дозволить оперативно реагувати на зміни макроекономічної ситуації, коригуючи інвестиційні та управлінські стратегії в режимі реального часу. Впровадження такого підходу на основі аналітики даних (Data-Driven Decision Making) є запорукою стійкості та конкурентоспроможності суб'єктів ринку в умовах сучасної турбулентної економіки.

3.3 Стратегічний аналіз перспектив розвитку ринку нерухомості з урахуванням прогнозованих змін

Узагальнення результатів моделювання та прогнозування, проведених у попередніх підрозділах дисертаційного дослідження, дозволяє стверджувати, що ринок житлової нерухомості Києва наближається до точки біфуркації, яка визначить траєкторію його розвитку на середньострокову перспективу. Отримана за допомогою алгоритмів машинного навчання (зокрема XGBoost) картина майбутнього суттєво відрізняється від класичних циклічних коливань, притаманних мирному часу.

Якщо раніше ринок розвивався за синусоїдою (зростання – перегрів – корекція – відновлення), то нинішня ситуація характеризується структурним розривом історичних трендів. Прогнозована дивергенція цінових векторів між виділеними кластерами свідчить про глибоку трансформацію ринку, яка вимагає від усіх стейкхолдерів – від приватних інвесторів до державних регуляторів – корінного переосмислення стратегічних пріоритетів.

Феномен К-подібного відновлення та сегментація активів.

Фундаментальною характеристикою прогнозованого періоду стає явище так званого К-подібного відновлення (K-shaped recovery). Результати рекурсивного прогнозування чітко демонструють, що ринок втратив свою гомогенність: різні сегменти нерухомості рухаються у діаметрально протилежних напрямках.

На рисунку 3.8 відображено частину графіку з прогнозованою частиною, яка відображає явище К-подібного відновлення.



Рисунок 3.8 – Графіку прогнозу

Джерело: складено автором

1. Верхня гілка («Safe Haven Assets»): Представлена Кластером 1 (преміум-сегмент, історичний центр, клубні будинки). Для цього сегменту модель прогнозує стійке зростання вартості активів. Ціноутворення тут відірвалося від загальної економічної ситуації в країні і корелює з факторами захисту капіталу. В умовах високих інфляційних очікувань та валютних ризиків, інвестори розглядають елітну нерухомість як «квазі-валютний» актив, здатний абсорбувати надлишкову ліквідність і хеджувати ризики девальвації.
2. Нижня гілка («Distressed Assets»): Представлена Кластерами 0 та 2 (масовий сегмент, панельна забудова, периферичні спальні райони). Цей сектор демонструє ознаки стагнації з високою ймовірністю корекції цін у бік зниження в реальному вираженні (з урахуванням інфляції долара). Тут ціна жорстко обмежена низькою платоспроможністю населення, яке втратило доходи через війну та економічну кризу.

Такий розрив є індикатором поглиблення майнової нерівності та просторової сегрегації міста, де якісна нерухомість у безпечних локаціях перетворюється на дефіцитний ресурс для обраних, а масове житло стає заручником економічної скрути більшості.

Стратегічний аналіз перспектив Кластера 1 дозволяє ідентифікувати його як ключовий драйвер збереження капіталізації ринку. Зростання цін у цьому сегменті, передбачене моделлю XGBoost, має не стільки спекулятивний, скільки захисний характер. В умовах високих інфляційних очікувань та валютних ризиків, інвестори розглядають елітну нерухомість як квазі-валютний актив, здатний абсорбувати надлишкову ліквідність. Проте, структура попиту в цьому сегменті зазнає незворотних змін. Якщо раніше драйвером ціни була локація та статусність, то у прогнозованому періоді ключову роль відіграватиме фактор автономності та безпеки. Об'єкти, які не зможуть забезпечити енергетичну незалежність та надійний фізичний захист мешканців, ризикують втратити преміальну націнку, незважаючи на престижне розташування. Таким чином, зростання цін у Кластері 1 буде селективним, що вимагає від девелоперів інвестування у технологічне оснащення будівель, а не лише у фасадні рішення.

Криза пропозиції та загроза «ідеального шторму» для забудовників

Значно складнішою є стратегічна перспектива для девелоперів, що оперують у масових сегментах ринку (Кластери 0 та 2). Прогноз моделі вказує на стабілізацію цін продажу, що створює ефект «цінових лещат» на фоні зростаючої собівартості.

Галузь стикається з явищем інфляції витрат (cost-push inflation):

- Зростання цін на енергоносії та логістику.
- Дефіцит будівельних матеріалів (особливо скла, цементу, металу).
- Критичний дефіцит кваліфікованої робочої сили через мобілізацію та міграцію, що змушує підвищувати заробітні плати.

Затиснуті між зростаючою собівартістю та обмеженою ціною продажу (яку неможливо підняти через відсутність попиту), забудовники масового житла ризикують увійти в кризу ліквідності. Традиційна фінансова модель, коли будівництво фінансувалося за рахунок надходжень від продажу квартир «з котловану», перестає працювати. Це формує передумови для консолідації ринку: дрібні та середні гравці будуть змушені піти з ринку, заморозити об'єкти або бути поглинутими великими системними холдингами, які мають доступ до кредитного

ресурсу або власних резервів. Ринок перетвориться на олігополію, де 5-7 великих компаній контролюватимуть 80% пропозиції.

Особливої уваги заслуговує зміна філософії інвестування. Традиційна для України модель «купити на етапі фундаменту – продати при введенні в експлуатацію» втрачає економічну доцільність для масового сегменту. Спред (різниця) в ціні між етапами будівництва, згідно з прогнозом, скорочується і більше не покриває:

1. Ризиків недобудови (які є максимальними під час війни).
2. Часової вартості грошей (інфляція долара).
3. Трансакційних витрат.

Це призведе до трансформації первинного ринку з «ринку обіцянок» у «ринок готового продукту». Попит зміщуватиметься в бік об'єктів з сертифікатом готовності або вторинного ринку. Водночас, перспективи ринку оренди виглядають більш оптимістично. Стагнація цін продажу при збереженні високого попиту на оренду (зокрема з боку ВПО та людей, які відклали покупку житла «до перемоги») призводить до зростання ставок капіталізації (Cap Rate). Це відкриває вікно можливостей для переходу до стратегії рантьє. У довгостроковій перспективі це може стимулювати появу в Україні класу інституційних інвесторів (REIT-фондів) та професійних прибуткових будинків, що наблизить структуру ринку до європейських стандартів.

Проведене моделювання цінових трендів на ринку купівлі-продажу житла не може бути повним без аналізу ринку оренди. Ці два сегменти знаходяться у стані тісного кореляційного зв'язку, де орендна ставка виступає фундаментальним індикатором реальної споживчої цінності житла, тоді як ціна продажу часто відображає спекулятивні очікування. Враховуючи отримані результати прогнозування, які вказують на стагнацію цін у масовому сегменті (Кластери 0 та 2) та зростання у преміум-сегменті (Кластер 1), можна змодельовати сценарії розвитку орендного ринку та його зворотний вплив на капіталізацію активів.

Ефект заміщення: перехід від моделі «власність» до моделі «користування». Ключовим трендом прогнозованого періоду стане ефект заміщення. Згідно з

базовою економічною теорією, якщо ціна товару-субституту (в даному випадку — іпотечного житла або повної купівлі) стає недосяжною або ризикованою, попит перетікає на альтернативний товар – оренду. Для масового сегменту (Кластери 0 та 2 – спальні райони) наша модель прогнозує стагнацію цін. Однак, навіть стабільна ціна при високих відсоткових ставках та відсутності масового іпотечного кредитування залишається бар'єром для входу на ринок власності. Додатковим фактором є висока невизначеність: в умовах війни населення не готове «заморожувати» значні кошти в стінах, які можуть бути пошкоджені, віддаючи перевагу ліквідності та мобільності. У центральному ареалі та преміум-сегменті зростання орендних ставок буде зумовлене не кількісним дефіцитом житла, а якісним дефіцитом безпеки. Орендарі цього сегменту (співробітники міжнародних місій, топ-менеджмент, заможні переселенці) готові платити надвисоку премію за автономність (генератори, Starlink, власна котельня) та підземний паркінг.

Наш прогноз щодо складнощів у девелоперів відкриває шлях до структурних змін на ринку оренди, які впливатимуть на ціноутворення.

Через неможливість швидко продати збудовані квартири у Кластерах 0 та 2 за бажаними цінами, забудовники будуть змушені змінювати бізнес-модель. Замість стратегії «Build-to-Sell» (будувати, щоб продати), частина об'єктів перейде в формат «Build-to-Rent» (прибуткові будинки).

Це матиме подвійний вплив на ринок:

Зменшення навісу пропозиції. Виведення частини квартир з вільного продажу в орендний фонд зменшить тиск на ціни продажу, допомагаючи уникнути їх обвалу (підтвердження стабілізаційного сценарію моделі).

Легалізація та стандартизація. Поява системних гравців (забудовників-рантьє) виведе ринок оренди з тіні. Це підвищить середню якість управління, але й призведе до зростання середніх орендних ставок (через включення податків у ціну). Вищі офіційні орендні ставки, своєю чергою, будуть використовуватися оцінювачами для обґрунтування вищої ринкової вартості нерухомості.

Ринок оренди є найбільш чутливим до міграційних процесів. У прогнозованому періоді Київ залишатиметься головним хабом для Внутрішньо

Переміщених Осіб (ВПО). Якщо говорити про короткостроковий ефект то постійний приплив населення підтримує високий рівень заповнюваності орендованого житла. Це робить інвестицію в квартиру під оренду менш ризикованою з точки зору простою. Попит з боку ВПО зосереджений переважно у Кластерах 0 та 2 (бюджетне житло). В довгостроковому періоді це створює парадоксальну ситуацію: найменш престижне житло стає найбільш ліквідним активом з точки зору генерації грошового потоку. Це може призвести до звуження спреда ціни між старим житловим фондом (якщо він у житловому стані) та новобудовами без ремонту («після будівельників»). Покупець-інвестор віддаватиме перевагу «вторинці», яка починає генерувати дохід з першого дня («купив і здав»), що негативно вплине на попит на первинному ринку в сегменті економ.

Важливим фактором, який впливатиме на реалізацію прогнозованого сценарію, є державна політика у сфері іпотечного кредитування. Отримані результати моделювання свідчать, що без зовнішнього стимулювання попиту ринок економ-класу не має внутрішніх резервів для зростання. Програми пільгового кредитування, такі як «єОселя», виступають тим амортизатором, який утримує ціни від глибшого падіння. Стратегічно важливим є розширення таких програм, оскільки їх згортання може призвести до реалізації песимістичного сценарію, за якого ціни в Кластері 2 перейдуть від стагнації до рецесії, що матиме негативний мультиплікативний ефект для всієї будівельної галузі та суміжних секторів економіки.

Просторовий аналіз прогнозних даних вказує на ризик маргіналізації окремих периферійних територій Києва. Якщо ціни в центральних районах продовжать зростати, а на околицях - знижуватися, це посилюватиме соціальну стратифікацію міста. Райони Кластера 2 можуть зіткнутися з проблемою недофінансування житлового фонду, погіршенням якості комунальних послуг та інфраструктури через низьку платоспроможність мешканців. Це ставить перед міською владою стратегічне завдання щодо впровадження програм ревіталізації

спальних районів та покращення їх транспортної доступності, щоб запобігти перетворенню їх на депресивні зони.

Також слід враховувати вплив демографічного чинника, який залишається джерелом високої невизначеності. Модель, побудована на історичних даних, враховує поточні міграційні тренди, проте не може повною мірою передбачити наслідки можливих хвиль повернення біженців або подальшої міграції. У разі масового повернення населення після завершення активної фази бойових дій, можна очікувати на відкладений попит, який скоригує прогностичні значення цін у бік підвищення, насамперед у сегменті комфорт-класу (Кластер 0), який є найбільш привабливим для середнього класу.

З позиції державної економічної політики, успішна адаптація ринку житлової нерухомості до умов воєнного часу та повоєнного відновлення залежить не лише від макроекономічних показників, а й від здатності уряду забезпечити чесні, прозорі та незмінні правила гри для всіх учасників ринку нерухомості. Саме відсутність інституціональної довіри до забудовників та регуляторних органів є на сьогодні одним із найпотужніших стримуючих факторів для повернення інвестиційного капіталу, особливо в Кластер 0 (Середній) та Кластер 2 (Масовий).

Аналіз динаміки ринку, проведений у Розділі 2, чітко показав: попит критично змістився у бік готового житла та вторинного фонду. Цей зсув не є питанням ціни, а є прямим наслідком глибокої кризи довіри до первинного ринку. Довгобуди та численні випадки шахрайства, які передували 2022 року, посилювали невизначеність війни, що перетворило інвестиції на етапі «котловану» в Києві на гру з надвисоким ризиком. Інвестори, особливо приватні домогосподарства, не готові фінансувати будівництво, оскільки держава не гарантує захист їхніх коштів у разі банкрутства чи недобросовісності девелопера.

Для відновлення інвестиційної активності на первинному ринку критично необхідно реалізувати наступні заходи, спрямовані на гарантування виконання зобов'язань:

– Посилення контролю за фінансуванням будівництва (Ескроу-рахунки): Попри наявність законодавчих ініціатив (зокрема, щодо ескроу-механізмів), їхнє

повне та ефективно впровадження має стати пріоритетом. Суть ескроу-рахунків полягає у тому, що кошти покупців зберігаються на спеціальних банківських рахунках і перераховуються забудовнику лише після введення об'єкта в експлуатацію. Це гарантує, що кошти не будуть витрачені на інші проекти чи виведені з бізнесу, унеможливаючи формування нових довгобудів та захищаючи інвесторів.

- Державний реєстр прав на майбутні об'єкти нерухомості: Необхідно забезпечити повну прозорість прав на майбутні об'єкти будівництва. Кожен квадратний метр, проданий на етапі будівництва, має бути чітко зареєстрований і захищений державою від подвійних продажів та шахрайських схем. Це забезпечить юридичну чистоту угоди, яка є базовою вимогою для повернення довіри.

- Фінансова стійкість девелоперів: Регуляторні органи повинні запровадити суворіші вимоги до мінімального рівня власного капіталу девелопера та його здатності фінансувати проєкт. Будівельні компанії, що працюють з надвисоким рівнем боргового навантаження або мінімальним власним внеском, є системно нестабільними та несуть загрозу для інвесторів.

Другим ключовим аспектом чесних правил гри є забезпечення прозорості та деполітизації дозвільних процедур. Історично будівельний бізнес в Україні був надмірно зарегульованим і чутливим до корупційних ризиків, що створювало нерівні умови конкуренції: невеликі та чесні гравці стикалися з бюрократичними перешкодами, тоді як великі компанії могли їх обходити завдяки адміністративному ресурсу.

Для вирівнювання конкурентного середовища та прискорення інвестиційного циклу необхідно:

- Повна цифровізація дозвільної системи: Завершення реформи ДІАМ (Державна інспекція архітектури та містобудування) та переведення всіх процедур отримання дозволів на будівництво, внесення змін до проєктів та введення об'єктів в експлуатацію в електронний формат. Це мінімізує людський фактор, усуває простір для корупції та значно прискорює процес. Прозорий електронний реєстр

рішень дозволить учасникам ринку чітко розуміти терміни та вимоги, знижуючи «ціну входу» на ринок.

– Єдині стандарти та містобудівна документація: Впровадження чітких, недвозначних вимог до містобудівної документації та будівельних норм. Часта зміна правил, їхня нечіткість та можливість подвійного трактування створюють правові ризики для інвесторів та сприяють вибіркового застосуванню закону. Чим чіткіші та стабільніші правила, тим вища передбачуваність інвестиційного циклу.

Нарешті, забезпечення чесних правил гри вимагає створення умов для повноцінного функціонування ринку іпотечного кредитування. В умовах, коли комерційні ставки є заборонними, державна програма «ЄОселя» стала фактично єдиним інструментом підтримки попиту в Кластері 0 та 2.

Проте, довгострокова стійкість ринку не може базуватися виключно на пільгових державних програмах. Державна політика має бути спрямована на відновлення довіри комерційних банків до іпотеки через:

Стабілізація макроекономічного середовища. Лише зниження інфляційних очікувань та забезпечення макрофінансової стабільності, що є прерогативою НБУ, дозволить комерційним банкам поступово знижувати ставки до ринкового рівня (близько 10–12% річних).

Юридичні гарантії для кредиторів. Банки не готові надавати довгострокові кредити без чітких та швидких механізмів повернення застави у разі дефолту позичальника. Удосконалення судової системи та виконавчого провадження є фундаментальною передумовою для повноцінного відновлення іпотеки.

Створення іпотечного ринку цінних паперів. Розвиток механізмів сек'юритизації іпотечних активів дозволить банкам продавати іпотечні портфелі інвесторам, звільняючи капітал для нових кредитів. Це створює саморегульований та стійкий механізм фінансування житла.

Таким чином, забезпечення чесних правил гри – від прозорості фінансування будівництва до стабільності регуляторних вимог і функціональності іпотечного ринку – є не просто адміністративним завданням. Це стратегічна інвестиція держави в інституціональну довіру, яка є єдиним надійним фундаментом для

довгострокового відновлення та розвитку ринку нерухомості. Тобто держава однозначно має забезпечувати правильне функціонування ринку нерухомості та рух коштів у ньому (Рис 3.9)



Рисунок 3.9 – Рух коштів на ринку нерухомості

Джерело: складено автором

В контексті європейської інтеграції України, ринок нерухомості Києва поступово перейматиме практики та стандарти ринків Східної Європи. Це означає поступове зниження спекулятивної складової та перехід до більш поміркованої, але стабільної дохідності. Прогнозована моделлю стабілізація цін є ознакою визрівання ринку, його переходу від хаотичного розвитку до більш прогнозованого функціонування.

Підсумовуючи стратегічний аналіз, можна стверджувати, що ринок нерухомості Києва входить у фазу якісної трансформації. Період надприбутків від простого володіння квадратними метрами завершився. На перший план виходить професійне управління активами, вміння точно ідентифікувати інвестиційно привабливі мікро-локації в межах зростаючих кластерів та здатність адаптувати продукт під змінені вимоги споживачів щодо безпеки та енергоефективності. Розроблена в даній роботі система прогнозування на основі машинного навчання є

інструментом, що дозволяє навігувати в цих складних умовах, надаючи обґрунтовані орієнтири для прийняття зважених інвестиційних та управлінських рішень.

На даному етапі ми ще маємо певну пропозицію нових квартир, будівництво яких було розпочато до початку повномасштабної війни. Дуже важливо щоб девелопери знайшли можливість та правильно розподілили всі ризики та вигоди. Оскільки зменшення об'ємів квадратних метрів введених в експлуатацію буде піднімати ціни на нерухомість все вище та вище, а населення не маючи коштів через складну економічну ситуацію не зможе дозволити собі придбати дане житло, що в свою чергу зменшуватиме об'ємів квадратних метрів введених в експлуатацію і це створює замкнений круг, розімкнути який здатне лише економічне зростання, зростання добробуту та платоспроможності населення та підтримка державою різних соціальних проєктів пов'язаних з житловою нерухомістю.

Висновки до третього розділу

У третьому розділі здійснено комплексну апробацію та практичне застосування розробленої системи прогнозування вартості житлової нерухомості м. Києва.

Підтверджено високу прогностичну здатність розробленої моделі. Процедура ретроспективного тестування (Backtesting) на даних 2025 року засвідчила адекватність алгоритму XGBoost для моделювання нелінійної динаміки ринку. Середня абсолютна похибка прогнозу (MAE) для найбільш ліквідних сегментів склала менше 2%, що є високим показником точності для волатильних ринків. Встановлено, що інтеграція синтетичних факторів (моментуму та волатильності) дозволила моделі успішно ідентифікувати поворотні точки трендів, мінімізуючи вплив випадкового статистичного шуму.

Виявлено структурну дивергенцію цінових трендів. Результати рекурсивного прогнозування на короткострокову перспективу (3 місяці) вказують на реалізацію сценарію К-подібного розвитку ринку. Прогнозується подальше цінове

розшарування: стійке зростання вартості активів у преміум-сегменті та центральному діловому ареалі (Кластер 1) на фоні стагнації та незначної корекції цін у масовому сегменті спальних районів (Кластери 0 та 2). Це свідчить про зміну парадигми ринку від загального зростання до селективного інвестування в якість та безпеку.

Сформульовано стратегічні рекомендації для учасників ринку. На основі виявлених тенденцій розроблено диференційовані стратегії поведінки:

- Для приватних інвесторів: рекомендовано перехід від спекулятивних стратегій перепродажу до збереження капіталу в ліквідних активах центральної зони або орієнтації на орендний грошовий потік у масовому сегменті.
- Для девелоперів: обґрунтовано необхідність відмови від агресивного підвищення цін у економ-класі через вичерпання платоспроможного попиту та переорієнтацію на завершення поточних проєктів задля мінімізації ризиків недобудови.
- Для банківського сектору: запропоновано впровадження динамічного моніторингу вартості застави на основі прогнозів моделі для коригування коефіцієнтів LTV (Loan-to-Value).

Визначено перспективи розвитку ринку. Стратегічний аналіз показує, що ринок нерухомості Києва трансформується у ринок професійного покупця, де ключовими факторами ціноутворення стають не лише локація, а й енергонезалежність, безпека та ступінь готовності об'єкта. Прогнозована стабілізація цін у масовому сегменті є індикатором визрівання ринку та зниження його спекулятивної складової, що у довгостроковій перспективі сприятиме підвищенню доступності житла за умови відновлення іпотечного кредитування.

ВИСНОВКИ

У магістерській дисертації наведено теоретичне узагальнення і нове вирішення наукового завдання щодо підвищення ефективності прогнозування вартості житлової нерухомості шляхом розроблення комплексної адаптивної моделі на основі методів машинного навчання. Теоретичний аналіз сутності ціноутворення на ринку нерухомості показав, що в умовах сучасної економіки України цей процес набув ознак нелінійності та високої чутливості до екзогенних шоків. Встановлено, що класичні економетричні моделі втрачають свою прогностичну здатність через неможливість врахування структурних зрушень, таких як військові ризики та міграція, що обґрунтувало необхідність переходу до інструментарію інтелектуального аналізу даних. Дослідження факторів впливу виявило, що ціна на нерухомість є інтегральним показником, який залежить від складної комбінації макроекономічних параметрів та поведінкових чинників. Застосування методу головних компонент дозволило згорнути багатовимірний простір корельованих макропоказників у чотири ключові компоненти, зберігши понад 90% інформативності даних та усунувши проблему мультиколінеарності.

Описова та діагностична аналітика ринку Києва підтвердила гіпотезу про його глибоку сегментацію. За допомогою алгоритму кластеризації K-Means здійснено розподіл районів на три стійкі кластери, які демонструють різну реакцію на ринкові зміни, що дозволило відмовитися від побудови усередненої моделі на користь диференційованого підходу. На цій основі розроблено та побудовано гібридну прогнозну модель на базі ансамблевого алгоритму XGBoost. Ключовою особливістю моделі стала інтеграція «розумних» синтетичних ознак, зокрема показників ринкового моментуму, локальної волатильності та авторегресійних лагів. Доведено, що саме врахування інерційності ринку та швидкості зміни тренду дозволило моделі досягти високої точності прогнозування.

Валідація моделі методом Walk-Forward на даних 2025 року підтвердила її адекватність, де середня абсолютна похибка прогнозу була незначною, що є високим показником надійності в умовах воєнного стану. Максимальне відхилення

прогнозу від факту у нульовому та другому кластерах не перевищувало 17 доларів на один квадратний метр, що робить модель придатним інструментом для бюджетування та інвестиційного аналізу. Результати короткострокового прогнозування виявили явище дивергенції цінових трендів: прогнозується подальше зростання вартості активів у елітному сегменті як засобу збереження капіталу на фоні стагнації та незначної корекції цін у масовому сегменті, що свідчить про вичерпання платоспроможного попиту в економ-класі.

Сформульовано практичні рекомендації для учасників ринку, згідно з якими приватним інвесторам рекомендовано переорієнтувати портфелі з короткострокових спекуляцій на довгострокове утримання активів у центральних зонах або отримання орендного доходу. Девелоперам запропоновано стратегію мінімізації ризиків через фокусування на завершенні поточних проєктів та підвищенні енергонезалежності об'єктів, оскільки саме фактор безпеки стає ключовим драйвером ціни. Стратегічний аналіз перспектив розвитку ринку вказує на його трансформацію в ринок професійного покупця та посилення ролі вторинного фонду. Виявлені тренди сигналізують про необхідність державної підтримки іпотечного кредитування для запобігання рецесії в будівельному секторі масового житла. Таким чином, у роботі досягнуто поставленої мети: розроблено науково-методичний підхід та програмний інструментарій, який дозволяє перетворити хаотичні ринкові дані на структуровану основу для прийняття ефективних управлінських рішень.

Таким чином, розроблений аналітичний інструментарій довів свою беззаперечну ефективність як цілісна Система підтримки прийняття рішень, забезпечуючи унікальну можливість мінімізувати інвестиційні та управлінські ризики в умовах високої та безпрецедентної макроекономічної невизначеності, притаманної сучасному українському ринку нерухомості.

Розроблений аналітичний інструментарій функціонує як проактивний механізм управління. Він трансформує хаотичні, неструктуровані ринкові дані на обґрунтовані орієнтири, які можуть бути безпосередньо імplementовані в управлінські та фінансові процеси.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Porter D. P., Smith V. L. Stock Market Bubbles in the Laboratory. *ESI Working Papers*. Chapman University, 2003. URL: https://digitalcommons.chapman.edu/cgi/viewcontent.cgi?article=1304&context=esi_working_papers.
2. Glossary of Terms. *International Valuation Standards Council (IVSC)*: вебсайт. URL: <https://www.icjce.es/images/pdfs/TECNICA/C02%20-%20IASB/C210%20-%20IVSC%20-%20Normas/27-glossary.pdf>.
3. TEGoVA. Guidance on the assessment of Market Value. *The European Group of Valuers' Associations*. 2015. URL: https://komoranaprocenuvaci.mk/proc/content/tegoval/TEGoVA_Guidance_on_CRR_Market_Value_Definition-April2015.pdf.
4. Ринок житла в Україні: ціни зростають, попит падає. *Інтерфакс-Україна*: вебсайт. 2022. URL: <https://interfax.com.ua/news/economic/1123684.html>.
5. Sustainable Real Estate: A Review of the Literature. *Buildings*. 2023. Vol. 13(7). URL: <https://www.mdpi.com/2075-5309/13/7/1877>.
6. Ринок житла в Україні: аналітичний огляд. *Інтерфакс-Україна*: вебсайт. URL: <https://interfax.com.ua/news/economic/1123684.html>.
7. Levkovich O. et al. Offer Price, Transaction Price and Time-On-Market. *ResearchGate*. 2023. URL: https://www.researchgate.net/publication/37391151_Offer_Price_Transaction_Price_and_Time-On-Market.
8. Case K. E., Shiller R. J. Is There a Bubble in the Housing Market? *Brookings Papers on Economic Activity*. 2003. URL: https://www.brookings.edu/wp-content/uploads/2003/06/2003b_bpea_caseshiller.pdf.
9. What is Bid-Ask Spread in Real Estate? *ADDY*: вебсайт. URL: <https://learning.addyinvest.com/what-is-bid/ask-spread-in-real-estate>.
10. Glenn Mueller's Real Estate Market Cycle Monitor. *University of Denver*. 2023. Q2. URL: <https://daniels.du.edu/assets/Cycle-Monitor-23Q2.pdf>.

- 11.IVS 104 Bases of Value. *International Valuation Standards Council*. 2021. URL: <https://www.ivsc.org/wp-content/uploads/2021/10/IVS104BasesofValue.pdf>.
- 12.Особливості оцінки інвестиційної вартості. *Експерт-Оцінка*: вебсайт. URL: <https://ekspert-ocenka.com/osoblivosti-ocinki-investiciinoi-vartosti/>.
- 13.Housing Assessment. *The World Bank*. URL: <https://documents1.worldbank.org/curated/en/099032724124513017/pdf/P50065413734c10991965f1658271442427.pdf>.
- 14.Real Estate Market Analysis. *CORE*: вебсайт. URL: <https://core.ac.uk/download/pdf/141468034.pdf>.
- 15.Як зміна курсу валют впливає на ринок нерухомості. *RITM Group*: вебсайт. URL: <https://media.ritm.group/analitika/iak-zmina-kursu-valiut-vplivaje-na-rinok-neruxomosti>.
- 16.Is real estate an inflation hedge? *Avison Young*: вебсайт. URL: <https://www.avisonyoung.com/is-real-estate-an-inflation-hedge>.
- 17.Звіт про фінансову стабільність. *Національний банк України*. Червень 2024. URL: https://bank.gov.ua/admin_uploads/article/FSR_2024-H1.pdf.
- 18.NBU forecasts for the real estate market in Ukraine. *Gleman & Las*: вебсайт. URL: <https://glemanlas.com/en/nbu-forecasts-for-the-real-estate-market-in-ukraine/>.
- 19.Is a Real Estate Investment in Kiev, Ukraine Attractive? *The Wandering Investor*: вебсайт. URL: <https://thewanderinginvestor.com/international-real-estate/is-a-real-estate-investment-in-kiev-ukraine-attractive/>.
- 20.У 2024 році обсяг виданих кредитів за програмою «єОселя» зріс на 65% - до 14,6 млрд грн. *Міністерство економіки України*: вебсайт. URL: <https://me.gov.ua/News/Detail/210d0b6a-c21a-4383-a6f5-2d487a982062?lang=uk-UA&title=U2024-RotsiObsiagVidanikhKreditivZaProgramoiuoseliaZrisNa65-Do14-6-MlrdGrn>.
- 21.Ціна квартири у роках зарплати 2025. *LUN*: вебсайт. URL: <https://lun.ua/misto/tsina-kvartyry-u-rokakh-zarplaty-2025>.
- 22.House Price Prediction using Machine Learning. *arXiv*: вебсайт. 2024. URL: <https://arxiv.org/html/2406.18206v1>.

23. Property Valuation and Market Analysis. *University of Pretoria*. URL: <https://repository.up.ac.za/bitstreams/25f14f7a-629a-4b0e-8682-78630240fb50/download>.
24. Real Estate Valuation using Regression Analysis. *DiVA Portal*. URL: <http://www.diva-portal.org/smash/get/diva2:1967655/FULLTEXT01.pdf>.
25. Advanced methods in real estate forecasting. *arXiv*: вебсайт. 2024. URL: <https://arxiv.org/abs/2411.05790>.
26. Housing Price Prediction. *Planning Malaysia Journal*. URL: <https://www.planningmalaysia.org/index.php/pmj/article/view/1020>.
27. Geoscientific Model Development. *Copernicus Publications*. 2024. URL: <https://gmd.copernicus.org/articles/17/8455/2024/>.
28. OECD Economic Surveys: Ukraine 2025. *OECD*. URL: https://www.oecd.org/en/publications/oecd-economic-surveys-ukraine-2025_940cee85-en.html.
29. Інфляція за підсумками 2025 року знизиться до однознакового рівня: Інфляційний звіт. *Національний банк України*: вебсайт. URL: <https://bank.gov.ua/en/news/all/inflyatsiya-za-pidsumkami-2025-roku-znizitsya-do-odnoznakovogo-rivnya-a-zrostannya-ekonomiki-trivatiime--inflyatsiyniy-zvit>.
30. Updated Ukraine Recovery and Reconstruction Needs Assessment Released. *The World Bank*. 2025. URL: <https://www.worldbank.org/en/news/press-release/2025/02/25/updated-ukraine-recovery-and-reconstruction-needs-assessment-released>.
31. Лівий берег Києва чи передмістя: де вигідніше орендувати житло. *Finance.ua*: вебсайт. URL: <https://news.finance.ua/ua/livyuy-bereh-kyyeva-chy-peredmistya-de-vyhidnishe-orenduvaty-zhytlo>.
32. Київ відстав від трьох регіонів за активністю будівництва житла у 2024 році. *Marketing Media Review*: вебсайт. URL: <https://www.marketing-ua.com/kiyiv-vidstav-vid-troh-regioniv-za-aktivnistyu-budivnitstva-zhitla-u-2024-rotsi/>.
33. Новини ринку нерухомості Києва. *Ukr.net*: вебсайт. URL: <https://www.ukr.net/news/details/kyiv/108663626.html>.

34. Housing prices in Kyiv continue to rise. *Interfax-Ukraine*: вебсайт. URL: <https://en.interfax.com.ua/news/economic/1081309.html>.
35. Підсумки 2024 року для програми «Оселя». *3m2*: вебсайт. URL: <https://3m2.ua/news/pidsumky-2024-roku-dlya-programy-yeoselya/>.
36. Статистика цін на нерухомість: Лютий 2025. *АН «Благовіст»*: вебсайт. URL: <https://blagovist.ua/uk/realtystat/2025-2>.
37. Індекс інфляції в Україні. *Мінфін*: вебсайт. URL: <https://index.minfin.com.ua/ua/economy/index/inflation/>.
38. Грошово-кредитна та фінансова статистика. *Національний банк України*: вебсайт. URL: <https://bank.gov.ua/ua/statistic/sector-financial#1ms>.
39. Довідник: Облікова ставка НБУ. *Експертус Головбух*: вебсайт. URL: <https://gb.expertus.com.ua/directories/1734>.
40. Офіційний курс гривні до іноземних валют. *Національний банк України*: вебсайт. URL: <https://bank.gov.ua/ua/markets/exchangerate-chart>.
41. Статистика фінансового сектору (Депозити та кредити). *Національний банк України*: вебсайт. URL: <https://bank.gov.ua/ua/statistic/sector-financial#1ms>.
42. Індекси ПФТС. *Фондова біржа ПФТС*: вебсайт. URL: <https://pfts.ua/trade-info/indexes/shares-indexes>.
43. Середня заробітна плата в Україні. *Мінфін*: вебсайт. URL: <https://index.minfin.com.ua/ua/labour/salary/average/pfu/2025/>.
44. S&P 500 (^GSPC) Historical Data. *Yahoo Finance*: вебсайт. URL: <https://finance.yahoo.com/quote/%5EGSPC/>.
45. Математика для Data Science: Метод головних компонент (PCA). *DOU*: вебсайт. URL: <https://dou.ua/forums/topic/47053/>.
46. XGBoost Algorithm. *GeeksforGeeks*: вебсайт. URL: <https://www.geeksforgeeks.org/machine-learning/xgboost/>.
47. Методи наукових досліджень: Індукція та дедукція. *Studfile*: вебсайт. URL: <https://studfile.net/preview/8857901/page:5/>.
48. Mean Absolute Error (MAE). *ITWiki*: вебсайт. URL: <https://itwiki.dev/data-science/ml-reference/ml-glossary/mean-absolute-error>.

ДОДАТКИ

ДОДАТОК А

Таблиця А.1 – Статистика цін за 1 м², тис. доларів США

Дата	Гол. район	Дарн. район	Десн. район	Дніпр. район	Обол. район	Печ. район	Поділ. район	Свят. район	Солом. район	Шевч. район
01.04.2000	0,35	0,31	0,25	0,3	0,31	0,81	0,32	0,28	0,35	0,41
01.05.2000	0,34	0,28	0,25	0,3	0,31	0,77	0,32	0,28	0,34	0,42
01.06.2000	0,33	0,27	0,25	0,3	0,3	0,64	0,32	0,28	0,35	0,41
01.07.2000	0,32	0,3	0,25	0,29	0,29	0,66	0,33	0,28	0,34	0,4
01.08.2000	0,32	0,3	0,24	0,29	0,29	0,65	0,31	0,28	0,34	0,4
01.09.2000	0,32	0,27	0,24	0,29	0,29	0,62	0,31	0,27	0,34	0,4
01.10.2000	0,32	0,26	0,24	0,28	0,28	0,64	0,31	0,28	0,33	0,4
01.11.2000	0,32	0,26	0,24	0,29	0,28	0,65	0,31	0,27	0,34	0,4
01.12.2000	0,33	0,27	0,24	0,29	0,29	0,62	0,32	0,27	0,33	0,39
01.01.2001	0,33	0,26	0,24	0,29	0,29	0,62	0,31	0,26	0,33	0,39
01.02.2001	0,33	0,27	0,24	0,29	0,28	0,63	0,31	0,3	0,33	0,4
01.04.2001	0,33	0,27	0,25	0,29	0,28	0,63	0,32	0,28	0,32	0,4
01.05.2001	0,34	0,27	0,25	0,29	0,29	0,72	0,33	0,28	0,33	0,41
01.06.2001	0,34	0,28	0,26	0,3	0,29	0,62	0,32	0,28	0,33	0,4
01.07.2001	0,34	0,28	0,26	0,3	0,3	0,74	0,34	0,28	0,34	0,41
01.08.2001	0,34	0,29	0,27	0,3	0,3	0,63	0,35	0,28	0,35	0,4
01.09.2001	0,38	0,3	0,27	0,32	0,32	0,65	0,36	0,29	0,36	0,42
01.10.2001	0,39	0,3	0,28	0,33	0,34	0,68	0,38	0,31	0,37	0,43
01.11.2001	0,42	0,33	0,3	0,35	0,35	0,73	0,4	0,32	0,39	0,45
01.12.2001	0,43	0,34	0,31	0,37	0,38	0,73	0,42	0,34	0,41	0,48
01.01.2002	0,46	0,34	0,32	0,38	0,37	0,73	0,42	0,34	0,41	0,47
01.02.2002	0,42	0,34	0,33	0,37	0,38	0,86	0,4	0,35	0,41	0,52
01.03.2002	0,43	0,34	0,32	0,37	0,38	0,85	0,39	0,35	0,41	0,52
01.04.2002	0,43	0,35	0,32	0,38	0,4	0,8	0,4	0,35	0,41	0,52
01.05.2002	0,46	0,35	0,32	0,38	0,37	0,86	0,39	0,35	0,4	0,5
01.06.2002	0,45	0,36	0,33	0,38	0,4	0,86	0,39	0,36	0,41	0,5
01.07.2002	0,52	0,36	0,34	0,4	0,42	0,9	0,43	0,36	0,41	0,54
01.08.2002	0,53	0,38	0,35	0,41	0,44	0,91	0,45	0,37	0,42	0,56
01.09.2002	0,54	0,4	0,36	0,43	0,5	0,93	0,46	0,38	0,45	0,58
01.10.2002	0,55	0,41	0,37	0,44	0,51	0,97	0,46	0,39	0,45	0,6
01.11.2002	0,6	0,41	0,4	0,47	0,49	1	0,48	0,4	0,47	0,63
01.12.2002	0,61	0,42	0,39	0,47	0,49	1	0,51	0,41	0,49	0,64
01.01.2003	0,64	0,43	0,4	0,47	0,5	1,05	0,54	0,42	0,52	0,66
01.02.2003	0,64	0,45	0,42	0,49	0,52	1,07	0,53	0,44	0,52	0,69
01.03.2003	0,67	0,47	0,43	0,49	0,53	1,09	0,57	0,45	0,53	0,7
01.04.2003	0,71	0,48	0,45	0,52	0,54	1,09	0,6	0,48	0,54	0,72
01.05.2003	0,72	0,49	0,46	0,54	0,55	1,11	0,58	0,5	0,56	0,74
01.06.2003	0,77	0,51	0,46	0,57	0,56	1,1	0,59	0,52	0,58	0,76

Продовження табл. А.1

Дата	Гол. район	Дарн. район	Десн. район	Дніпр. район	Обол. район	Печ. район	Поділ. район	Свят. район	Солом. район	Шевч. район
01.07.2003	0,77	0,54	0,49	0,58	0,59	1,15	0,62	0,52	0,6	0,78
01.08.2003	0,81	0,56	0,52	0,61	0,62	1,18	0,65	0,54	0,64	0,84
01.09.2003	0,85	0,6	0,61	0,65	0,67	1,25	0,73	0,58	0,67	0,9
01.10.2003	0,9	0,63	0,62	0,7	0,74	1,31	0,74	0,63	0,71	0,94
01.11.2003	0,96	0,67	0,66	0,73	0,74	1,35	0,78	0,67	0,74	0,99
01.12.2003	0,98	0,68	0,65	0,74	0,84	1,39	0,8	0,67	0,76	0,99
01.01.2004	1	0,7	0,66	0,75	0,83	1,44	0,8	0,69	0,77	1
01.02.2004	1	0,7	0,67	0,76	0,86	1,48	0,81	0,7	0,77	1,03
01.03.2004	0,96	0,72	0,67	0,77	0,84	1,53	0,84	0,71	0,79	1,04
01.04.2004	0,95	0,73	0,67	0,78	0,84	1,55	0,82	0,72	0,8	1,05
01.05.2004	0,95	0,73	0,68	0,79	0,82	1,57	0,81	0,73	0,81	1,06
01.06.2004	0,95	0,75	0,68	0,78	0,84	1,63	0,83	0,74	0,81	1,07
01.07.2004	0,98	0,75	0,68	0,79	0,85	1,65	0,83	0,75	0,83	1,09
01.08.2004	1	0,76	0,69	0,82	0,85	1,67	0,88	0,76	0,86	1,13
01.09.2004	1,03	0,77	0,72	0,85	0,89	1,8	0,91	0,82	0,89	1,2
01.10.2004	1,18	0,81	0,74	0,91	0,94	1,86	0,99	0,84	0,95	1,22
01.11.2004	1,19	0,84	0,77	0,94	0,95	1,92	1,03	0,86	0,96	1,24
01.12.2004	1,16	0,85	0,8	0,95	1	1,94	1,07	0,88	0,99	1,28
01.01.2005	1,24	0,86	0,82	0,93	1,01	1,96	1,08	0,89	0,99	1,31
01.02.2005	1,25	0,89	0,84	0,96	1,07	2,02	1,12	0,91	1,01	1,38
01.03.2005	1,31	0,91	0,88	0,95	1,08	2,17	1,32	0,92	1,05	1,43
01.04.2005	1,38	0,99	0,92	1,02	1,11	2,29	1,37	0,95	1,07	1,46
01.05.2005	1,42	1,05	0,96	1,05	1,17	2,37	1,3	0,99	1,1	1,5
01.06.2005	1,53	1,1	1,01	1,15	1,26	2,44	1,42	1,07	1,16	1,6
01.07.2005	1,53	1,15	1,13	1,24	1,33	2,61	1,5	1,15	1,26	1,7
01.08.2005	1,65	1,25	1,14	1,33	1,41	2,75	1,67	1,24	1,37	1,73
01.09.2005	1,71	1,33	1,23	1,5	1,6	2,95	1,88	1,34	1,5	1,87
01.10.2005	1,78	1,35	1,3	1,51	1,59	3,06	1,83	1,36	1,55	1,98
01.11.2005	1,84	1,35	1,31	1,52	1,63	3,13	1,82	1,4	1,58	1,97
01.12.2005	1,76	1,35	1,31	1,54	1,65	3,16	1,8	1,39	1,58	2,02
01.01.2006	1,83	1,37	1,3	1,55	1,64	3,22	1,82	1,39	1,61	2,05
01.02.2006	1,8	1,39	1,3	1,54	1,68	3,28	1,81	1,44	1,63	2,15
01.03.2006	1,81	1,44	1,31	1,56	1,74	3,33	1,85	1,53	1,65	2,2
01.04.2006	1,96	1,48	1,33	1,59	1,78	3,44	1,95	1,52	1,69	2,24
01.05.2006	2,04	1,5	1,34	1,61	1,81	3,5	1,97	1,57	1,71	2,3
01.06.2006	2,12	1,55	1,37	1,65	1,86	3,6	2,03	1,6	1,77	2,35
01.07.2006	2,16	1,58	1,45	1,72	1,94	3,69	2,04	1,66	1,84	2,47
01.08.2006	2,33	1,66	1,55	1,87	2,08	3,84	2,17	1,75	1,93	2,58
01.09.2006	2,48	1,77	1,7	2,08	2,27	4,11	2,39	1,86	2,07	2,78
01.10.2006	2,88	1,98	1,86	2,29	2,48	4,45	2,61	2,12	2,3	2,97
01.11.2006	2,9	2,13	2,05	2,44	2,57	4,67	2,79	2,22	2,42	3,19
01.12.2006	3,04	2,23	2,14	2,57	2,69	4,97	2,96	2,28	2,56	3,38
01.01.2007	3,2	2,34	2,24	2,72	2,8	5,16	2,98	2,42	2,66	3,54
01.02.2007	3,39	2,39	2,37	2,85	3,01	5,33	3,08	2,5	2,81	3,7
01.03.2007	3,4	2,45	2,43	2,88	3,17	5,51	3,23	2,59	2,88	3,88

Продовження табл. А.1

Дата	Гол. район	Дарн. район	Десн. район	Дніпр. район	Обол. район	Печ. район	Поділ. район	Свят. район	Солом. район	Шевч. район
01.04.2007	3,4	2,48	2,47	2,9	3,22	5,56	3,36	2,68	2,94	3,95
01.05.2007	3,43	2,5	2,45	2,91	3,2	5,69	3,25	2,73	2,97	3,98
01.06.2007	3,46	2,55	2,47	2,94	3,17	5,87	3,16	2,68	2,99	3,99
01.07.2007	3,47	2,53	2,47	2,9	3,16	5,94	3,2	2,69	2,99	4,09
01.08.2007	3,38	2,54	2,5	2,92	3,2	5,97	3,27	2,74	2,99	4,12
01.09.2007	3,39	2,56	2,49	2,89	3,21	6,01	3,26	2,76	3,06	4,13
01.10.2007	3,4	2,58	2,47	2,9	3,23	6,18	3,29	2,78	3,08	4,18
01.11.2007	3,7	2,55	2,49	2,94	3,32	6,38	3,35	2,81	3,09	4,22
01.12.2007	3,71	2,61	2,53	2,94	3,48	6,52	3,43	2,83	3,14	4,38
01.01.2008	3,71	2,67	2,57	3,07	3,54	6,94	3,53	2,93	3,24	4,46
01.02.2008	3,89	2,68	2,6	3,1	3,63	7,08	3,53	2,97	3,27	4,5
01.03.2008	3,98	2,7	2,6	3,12	3,67	7,23	3,7	3	3,32	4,56
01.04.2008	4,08	2,73	2,65	3,16	3,7	7,6	3,75	3,05	3,32	4,61
01.05.2008	4,1	2,74	2,72	3,21	3,78	7,81	3,77	3,1	3,35	4,84
01.06.2008	4,13	2,75	2,73	3,33	3,84	8	3,89	3,08	3,37	4,95
01.07.2008	4,06	2,76	2,74	3,36	3,96	8,13	3,87	3,16	3,37	5,16
01.08.2008	4,1	2,77	2,75	3,38	3,97	8,21	3,97	3,12	3,4	5,16
01.09.2008	4,08	2,74	2,76	3,4	3,99	8,23	3,96	3,04	3,56	5,17
01.10.2008	3,93	2,67	2,71	3,29	3,89	8,18	5,09	2,99	3,44	5,13
01.11.2008	3,63	2,46	2,63	3,2	3,68	7,66	3,85	2,82	3,21	4,87
01.12.2008	3,41	2,3	2,52	3,07	3,37	7,26	3,65	2,67	2,96	4,66
01.01.2009	3,27	2,18	2,37	2,96	3,23	6,95	3,56	2,55	2,77	4,37
01.02.2009	3,11	2,07	2,22	2,74	3,05	6,61	3,33	2,34	2,63	4,11
01.03.2009	2,97	1,98	2,04	2,52	2,84	6,27	3,1	2,26	2,77	3,85
01.04.2009	2,91	1,91	2,03	2,47	2,77	6,1	2,96	2,22	3,04	3,72
01.05.2009	2,9	1,92	2,12	2,48	2,74	6,03	2,92	2,32	2,97	3,69
01.06.2009	2,87	1,8	1,95	2,36	2,73	5,84	2,84	2,23	2,29	3,48
01.07.2009	2,83	1,76	1,95	2,32	2,68	5,75	2,84	2,11	2,25	3,39
01.08.2009	2,75	1,67	1,91	2,35	2,63	5,67	2,78	2,04	2,21	3,28
01.09.2009	2,69	1,6	1,88	2,33	2,64	5,59	2,69	2,02	2,18	3,26
01.10.2009	2,62	1,63	1,82	2,29	2,63	5,52	2,64	1,91	2,19	3,21
01.11.2009	2,62	1,66	1,8	2,21	2,67	5,52	2,58	1,91	2,19	3,28
01.12.2009	2,63	1,67	1,9	2,23	2,69	5,46	2,6	1,89	2,29	3,27
01.01.2010	2,62	1,68	1,75	2,22	2,67	5,44	2,57	1,93	2,21	3,3
01.02.2010	2,56	1,64	1,73	2,13	2,65	5,46	2,54	1,89	2,2	3,21
01.03.2010	2,53	1,6	1,67	2,1	2,56	5,42	2,52	1,87	2,18	3,18
01.04.2010	2,55	1,61	1,67	2,1	2,51	5,36	2,48	1,86	2,26	3,16
01.05.2010	2,56	1,61	1,69	2,09	2,52	5,39	2,51	1,84	2,25	3,13
01.06.2010	2,42	1,6	1,66	2,07	2,47	5,37	2,46	1,85	2,23	3,15
01.07.2010	2,43	1,59	1,64	2,06	2,45	5,34	2,41	1,86	2,21	3,1
01.08.2010	2,38	1,59	1,61	2,09	2,47	5,34	2,41	1,83	2,2	3,1
01.09.2010	2,51	1,6	1,58	2,09	2,45	5,38	2,36	1,74	2,19	3,12
01.10.2010	2,39	1,58	1,54	2,08	2,43	5,41	2,35	1,72	2,15	3,02
01.11.2010	2,39	1,59	1,53	2,07	2,39	5,29	2,36	1,67	2,1	3,02
01.12.2010	2,39	1,58	1,52	2,06	2,39	5,21	2,35	1,64	2,06	3,03

Продовження табл. А.1

Дата	Гол. район	Дарн. район	Десн. район	Дніпр. район	Обол. район	Печ. район	Поділ. район	Свят. район	Солом. район	Шевч. район
01.01.2011	2,33	1,59	1,51	2,05	2,38	5,18	2,35	1,63	2,03	3,02
01.02.2011	2,28	1,58	1,5	2,01	2,34	5,08	2,35	1,68	2,03	2,98
01.03.2011	2,22	1,56	1,44	2	2,22	5	2,28	1,64	2,11	2,96
01.04.2011	2,2	1,56	1,58	1,99	2,2	4,93	2,28	1,63	2,17	2,93
01.05.2011	2,19	1,56	1,57	1,95	2,19	4,91	2,28	1,59	2,16	2,89
01.06.2011	2,13	1,55	1,44	1,98	2,18	4,53	2,25	1,59	2,13	2,86
01.07.2011	2,1	1,53	1,43	1,96	2,13	4,52	2,23	1,63	2,1	2,86
01.08.2011	2,11	1,54	1,42	1,98	2,14	4,49	2,23	1,64	2,1	2,89
01.09.2011	2,1	1,53	1,43	1,98	2,16	4,44	2,21	1,68	2,09	2,82
01.10.2011	2,13	1,52	1,44	1,97	2,18	4,41	2,22	1,66	2,09	2,8
01.11.2011	2,11	1,52	5,39	1,97	2,14	4,39	2,23	1,63	2,08	2,78
01.12.2011	2,1	1,5	1,46	1,96	2,14	4,44	2,22	1,63	2,1	2,76
01.01.2012	2,51	1,51	1,47	1,95	2,17	4,41	2,2	1,63	2,08	2,75
01.02.2012	2,46	1,5	1,47	1,93	2,18	4,41	2,17	1,64	2,09	8,45
01.03.2012	2,44	1,5	1,48	1,92	2,16	4,43	2,1	1,63	2,11	2,68
01.04.2012	2,07	4,55	1,48	1,92	2,14	4,41	2,09	1,64	5,9	2,62
01.05.2012	2,01	4,36	1,66	1,91	2,14	4,37	2,07	1,63	2,09	2,63
01.06.2012	2,02	1,53	1,46	1,91	2,14	4,32	2,07	1,63	2,1	2,59
01.07.2012	2,01	1,52	1,46	1,92	2,12	4,28	2,03	1,64	2,1	2,58
01.08.2012	2,01	1,51	1,46	1,91	2,13	4,27	2,08	1,64	2,09	2,59
01.09.2012	2,03	1,51	1,47	1,88	2,11	4,24	2,08	1,65	2,09	2,57
01.10.2012	1,99	23,63	1,45	1,88	2,1	4,24	2,02	1,62	2,07	2,54
01.11.2012	1,98	1,5	1,41	1,87	2,11	4,22	2,05	1,61	2,04	2,51
01.12.2012	1,98	1,5	11,53	1,85	2,13	4,24	2,06	1,64	2,05	2,52
01.01.2013	1,99	2,29	20,09	1,87	2,12	6,12	2,08	1,62	2,05	7,63
01.02.2013	2,05	1,53	1,45	1,87	2,16	4,29	2,11	1,61	2,02	2,54
01.03.2013	2,03	1,54	1,42	1,87	2,15	4,25	2,07	1,58	2,01	2,53
01.04.2013	2,03	1,51	1,43	1,89	2,12	4,2	2,07	1,58	2,03	2,51
01.05.2013	2,02	1,51	1,41	1,85	2,12	4,19	2,18	1,59	4,66	2,52
01.06.2013	2,01	1,52	1,42	1,84	2,11	4,14	2,15	1,59	2,02	2,49
01.07.2013	3,53	1,53	1,45	1,83	2,1	4,17	2,1	1,58	2,01	2,5
01.08.2013	1,95	1,54	1,47	1,86	2,15	4,16	2,12	1,61	2,01	2,5
01.09.2013	1,96	1,53	1,42	1,82	2,18	4,23	2,09	1,61	2,37	2,48
01.10.2013	1,97	1,55	1,39	1,8	2,16	4,22	2,1	1,61	2	2,5
01.11.2013	1,98	1,52	1,4	1,84	2,12	4,74	2,1	1,63	1,99	2,54
01.12.2013	1,98	1,51	1,41	1,84	2,15	4,72	2,09	1,6	2,03	4,43
01.01.2014	1,96	1,53	1,42	1,84	2,16	4,73	2,1	1,59	2,02	2,48
01.02.2014	2,84	1,51	1,38	1,84	2,19	4,57	2,05	1,57	2,04	3,22
01.03.2014	1,88	1,51	1,36	1,88	2,21	4,73	2,03	1,78	2,01	3,12
01.04.2014	1,89	1,48	1,31	1,88	2,13	4,64	2,04	1,53	1,98	2,4
01.05.2014	1,84	1,47	1,29	1,78	2,15	4,65	2,19	1,53	1,94	2,36
01.06.2014	1,82	1,44	1,3	1,77	2,13	4,66	2,02	1,52	1,93	2,36
01.07.2014	1,8	1,44	1,3	1,74	2,09	4,69	1,99	1,5	1,93	2,35
01.08.2014	1,95	1,43	1,33	1,74	2,05	4,78	1,97	1,51	1,93	2,33
01.09.2014	1,91	1,44	1,3	1,73	2,05	4,73	1,97	1,48	1,92	2,35

Продовження табл. А.1

Дата	Гол. район	Дарн. район	Десн. район	Дніпр. район	Обол. район	Печ. район	Поділ. район	Свят. район	Солом. район	Шевч. район
01.10.2014	1,97	1,43	1,29	1,72	1,97	4,76	1,92	1,46	1,91	2,31
01.11.2014	1,98	1,45	1,29	1,71	1,99	4,63	1,9	1,44	1,91	2,34
01.12.2014	1,76	1,46	1,31	1,66	1,88	4,2	1,83	1,48	1,88	2,18
01.01.2015	1,78	1,45	1,3	1,67	1,84	4,15	1,8	1,45	1,89	2,16
01.02.2015	1,73	1,4	1,27	1,66	1,81	4,12	1,78	1,43	1,84	2,07
01.03.2015	1,7	1,4	1,24	1,61	1,85	4,1	1,72	1,41	1,83	2,05
01.04.2015	1,66	1,37	1,18	1,55	1,74	4,07	1,69	1,38	1,8	1,97
01.05.2015	1,67	1,33	1,16	1,54	1,67	3,96	1,65	1,36	1,78	1,95
01.06.2015	1,66	1,32	1,15	1,54	1,69	3,87	1,65	1,34	1,75	1,93
01.07.2015	1,64	1,31	1,14	1,55	1,67	3,93	1,67	1,36	1,75	1,98
01.08.2015	1,63	1,31	1,15	1,56	1,64	3,68	1,67	1,39	1,74	1,98
01.09.2015	1,63	1,29	1,15	1,56	1,63	3,73	1,79	1,34	1,73	1,96
01.10.2015	1,64	1,29	1,15	1,52	1,59	3,77	1,64	1,33	1,75	1,93
01.11.2015	1,64	1,28	1,16	1,5	1,62	3,84	1,61	1,3	1,68	1,87
01.12.2015	1,62	1,26	1,13	1,52	1,59	3,87	1,61	1,28	1,66	1,84
01.01.2016	1,56	1,27	1,12	1,52	1,57	3,94	1,6	1,27	1,63	1,83
01.02.2016	1,52	1,26	1,1	1,51	1,6	3,87	1,56	1,25	1,65	1,81
01.03.2016	1,53	1,25	1,08	1,47	1,55	3,83	1,54	1,25	1,64	1,77
01.04.2016	1,54	1,21	1,09	1,45	1,49	3,86	1,53	1,23	1,56	1,76
01.05.2016	1,49	1,18	1,1	1,45	1,46	3,87	1,54	1,23	1,56	1,78
01.06.2016	1,49	1,16	1,29	1,43	1,42	3,89	1,5	1,2	1,56	1,78
01.07.2016	1,47	1,17	1,27	1,43	1,44	3,82	1,48	1,21	1,52	1,75
01.08.2016	1,49	1,16	1,08	1,43	1,41	3,76	1,46	1,22	1,47	1,72
01.09.2016	1,48	1,22	1,06	1,39	1,41	3,72	1,51	1,21	1,47	1,69
01.10.2016	1,45	1,17	1,05	1,41	1,39	3,66	1,45	1,22	1,44	1,67
01.11.2016	1,47	1,16	1,03	1,38	1,34	3,59	1,41	1,19	1,49	1,65
01.12.2016	1,45	1,19	1,04	1,39	1,32	3,59	1,4	1,14	1,46	1,64
01.01.2017	1,4	1,16	1,09	1,38	1,34	3,52	1,39	1,16	1,41	1,64
01.02.2017	1,36	1,17	1,02	1,38	1,35	3,56	1,38	1,16	1,41	1,62
01.03.2017	1,36	1,14	1	1,38	1,34	3,56	1,36	1,14	1,39	1,59
01.04.2017	1,34	1,15	1	1,35	1,34	3,53	1,39	1,14	1,4	1,59
01.05.2017	1,38	1,15	1,02	1,32	1,37	3,54	1,45	1,14	1,38	1,62
01.06.2017	1,4	1,13	1,01	1,3	1,37	3,54	1,4	1,12	1,38	1,65
01.07.2017	1,39	1,11	0,99	1,24	1,38	3,46	1,39	1,08	1,37	1,65
01.08.2017	1,4	1,1	0,99	1,22	1,39	3,57	1,37	1,1	1,34	1,68
01.09.2017	1,37	1,11	0,98	1,24	1,39	3,38	1,4	1,1	1,33	1,68
01.10.2017	1,38	1,1	0,98	1,23	1,4	3,4	1,35	1,09	1,34	1,64
01.11.2017	1,37	1,09	0,98	1,21	1,42	3,37	1,39	1,07	1,31	1,65
01.12.2017	1,36	1,1	0,98	1,22	1,44	3,35	1,38	1,06	1,31	1,62
01.01.2018	1,35	1,09	0,98	1,2	1,41	3,33	1,4	1,08	1,31	1,56
01.02.2018	1,35	1,07	0,99	1,2	1,47	3,27	1,36	1,09	1,3	1,56
01.03.2018	1,35	1,05	0,98	1,28	1,46	3,22	1,33	1,07	1,28	1,59
01.04.2018	1,35	1,04	0,98	1,31	1,41	3,22	1,33	1,07	1,3	1,6
01.05.2018	1,33	1,04	0,96	1,31	1,4	3,24	1,28	1,08	1,29	1,63
01.06.2018	1,34	1,02	0,94	1,29	1,41	3,23	1,28	1,08	1,28	1,65

Продовження табл. А.1

Дата	Гол. район	Дарн. район	Десн. район	Дніпр. район	Обол. район	Печ. район	Поділ. район	Свят. район	Солом. район	Шевч. район
01.07.2018	1,35	1,02	0,91	1,28	1,44	3,25	1,32	1,04	1,28	1,66
01.08.2018	1,34	1,04	0,94	1,28	1,47	3,27	1,27	1,03	1,27	1,64
01.09.2018	1,33	1,08	0,91	1,3	1,48	3,26	1,25	1,04	1,28	1,63
01.10.2018	1,35	1,07	0,96	1,32	1,5	3,23	1,27	1,06	1,28	1,62
01.11.2018	1,38	1,08	0,97	1,33	1,37	3,24	1,3	1,07	1,28	1,63
01.12.2018	1,37	1,07	0,93	1,28	1,35	3,32	1,3	1,07	1,28	1,6
01.01.2019	1,35	1,08	0,93	1,27	1,4	3,34	1,3	1,1	1,27	1,59
01.02.2019	1,35	1,06	0,94	1,25	1,42	3,36	1,31	1,09	1,27	1,61
01.03.2019	1,38	1,06	0,94	1,26	1,43	3,41	1,31	1,09	1,23	1,6
01.04.2019	1,37	1,06	0,94	1,26	1,5	3,41	1,35	1,08	1,25	1,61
01.05.2019	1,37	1,06	0,95	1,27	1,51	3,39	1,33	1,08	1,25	1,63
01.06.2019	1,39	1,07	0,95	1,25	1,53	3,36	1,33	1,08	1,23	1,61
01.07.2019	1,45	1,07	0,96	1,24	1,43	3,44	1,34	1,08	1,25	1,68
01.08.2019	1,48	1,09	0,89	1,23	1,46	3,45	1,32	1,08	1,24	1,72
01.09.2019	1,49	1,13	0,92	1,24	1,52	3,51	1,34	1,1	1,27	1,75
01.10.2019	1,52	1,15	0,96	1,29	1,56	3,5	1,37	1,11	1,28	1,79
01.11.2019	1,55	1,17	0,97	1,37	1,57	3,51	1,44	1,14	1,31	1,78
01.12.2019	1,54	1,18	0,99	1,37	1,5	3,57	1,53	1,15	1,32	1,77
01.01.2020	1,56	1,2	1	1,36	1,51	3,56	1,56	1,15	1,35	1,81
01.02.2020	1,57	1,19	1,01	1,39	1,56	3,57	1,6	1,2	1,37	1,79
01.03.2020	1,57	1,2	1	1,38	1,55	3,66	1,61	1,23	1,38	1,8
01.04.2020	1,58	1,19	1	1,37	1,61	3,63	1,61	1,23	1,38	1,86
01.05.2020	1,58	1,19	1,01	1,37	1,55	3,58	1,58	1,2	1,38	1,85
01.06.2020	1,55	1,21	1,03	1,35	1,59	3,56	1,58	1,19	1,38	1,84
01.07.2020	1,57	1,21	0,99	1,35	1,56	3,5	1,61	1,21	1,38	1,79
01.08.2020	1,55	1,22	1,03	1,37	1,58	3,57	1,58	1,22	1,39	1,81
01.09.2020	1,6	1,24	1,03	1,39	1,57	3,57	1,61	1,23	1,41	1,78
01.10.2020	1,59	1,22	1,02	1,38	1,61	3,62	1,61	1,26	1,42	1,77
01.11.2020	1,61	1,25	1,02	1,41	1,62	3,63	1,59	1,22	1,42	1,83
01.12.2020	1,64	1,31	1,02	1,4	1,55	3,6	1,62	1,23	1,42	1,86
01.01.2021	1,66	1,32	1,05	1,46	1,56	3,45	1,57	1,25	1,4	1,88
01.02.2021	1,68	1,3	1,03	1,48	1,59	3,4	1,65	1,26	1,43	1,9
01.03.2021	1,64	1,28	1,06	1,53	1,57	3,42	1,67	1,27	1,44	1,9
01.04.2021	1,67	1,28	1,06	1,56	1,55	3,47	1,74	1,27	1,47	1,96
01.05.2021	1,71	1,28	1,05	1,6	1,59	3,43	1,73	1,28	1,5	1,96
01.06.2021	1,76	1,31	1,03	1,58	1,58	3,41	1,78	1,31	1,52	2
01.07.2021	1,79	1,39	1,02	1,63	1,59	3,44	1,78	1,34	1,54	2,04
01.08.2021	1,8	1,37	1,08	1,67	1,67	3,43	1,8	1,4	1,6	2,08
01.09.2021	1,81	1,41	1,15	1,69	1,73	3,55	1,68	1,4	1,63	2,1
01.10.2021	1,88	1,46	1,18	1,71	1,74	3,49	1,81	1,46	1,64	2,15
01.11.2021	1,96	1,51	1,19	1,71	1,75	3,51	1,77	1,46	1,7	2,19
01.12.2021	1,98	1,53	1,25	1,77	1,7	3,49	1,8	1,57	1,71	2,27
01.01.2022	2,02	1,58	1,2	1,79	1,74	3,51	1,86	1,56	1,74	2,25
01.02.2022	2,03	1,53	1,17	1,84	1,71	3,58	1,85	1,55	1,74	2,27
01.03.2022	2,04	1,58	1,17	1,87	1,69	3,39	1,89	1,55	1,76	2,27

Продовження табл. А.1

Дата	Гол. район	Дарн. район	Десн. район	Дніпр. район	Обол. район	Печ. район	Поділ. район	Свят. район	Солом. район	Шевч. район
01.04.2022	2,04	1,58	1,17	1,88	1,69	3,39	1,87	1,55	1,76	2,27
01.05.2022	2,05	1,58	1,1	1,86	1,69	3,44	1,85	1,55	1,76	2,24
01.06.2022	2,03	1,54	1,07	1,82	1,66	3,49	1,88	1,61	1,78	2,34
01.07.2022	2	1,49	1,04	1,7	1,63	3,47	1,83	1,54	1,69	2,26
01.08.2022	1,95	1,41	1,03	1,65	1,6	3,35	1,79	1,54	1,69	2,2
01.09.2022	1,94	1,4	1,03	1,64	1,59	3,33	1,74	1,55	1,69	2,17
01.10.2022	1,91	1,39	1,08	1,63	1,58	3,37	1,77	1,54	1,68	2,15
01.11.2022	1,94	1,44	1,17	1,62	1,58	3,36	1,73	1,53	1,67	2,16
01.12.2022	1,95	1,39	1,15	1,61	1,58	3,38	1,74	1,5	1,67	2,12
01.01.2023	1,93	1,39	1,15	1,6	1,6	3,37	1,72	1,46	1,65	2,11
01.02.2023	1,95	1,37	1	1,56	1,6	3,36	1,65	1,47	1,65	2,08
01.03.2023	1,95	1,35	1	1,59	1,61	3,41	1,7	1,48	1,65	2,11
01.04.2023	1,95	1,41	1,04	1,61	1,62	3,38	1,67	1,48	1,64	2,12
01.05.2023	1,92	1,42	1,02	1,64	1,6	3,41	1,71	1,49	1,67	2,15
01.06.2023	1,92	1,48	1,01	1,74	1,55	3,41	1,78	1,54	1,67	2,17
01.07.2023	1,96	1,49	1,03	1,72	1,6	3,37	1,73	1,51	1,68	2,22
01.08.2023	1,99	1,46	1,04	1,72	1,78	3,31	1,73	1,53	1,69	2,22
01.09.2023	2,02	1,49	1,05	1,68	1,66	3,34	1,78	1,54	1,69	2,23
01.10.2023	2,04	1,52	1,05	1,68	1,68	3,38	1,78	1,51	1,72	2,29
01.11.2023	2,04	1,52	1,06	1,7	1,6	3,43	1,76	1,52	1,74	2,28
01.12.2023	2,02	1,52	1,15	1,72	1,58	3,44	1,8	1,54	1,7	2,3
01.01.2024	1,98	1,49	1,16	1,7	1,65	3,4	1,8	1,5	1,69	2,27
01.02.2024	1,96	1,47	1,14	1,71	1,62	3,34	1,88	1,51	1,68	2,27
01.03.2024	1,95	1,47	1,14	1,72	1,61	3,32	1,85	1,5	1,68	2,27
01.04.2024	1,94	1,45	1,14	1,73	1,62	3,33	1,87	1,5	1,69	2,24
01.05.2024	1,95	1,43	1,16	1,72	1,65	3,32	1,79	1,51	1,68	2,24
01.06.2024	1,92	1,42	1,17	1,69	1,62	3,36	1,73	1,48	1,69	2,25
01.07.2024	1,92	1,41	1,17	1,71	1,61	3,37	1,73	1,48	1,68	2,21
01.08.2024	1,9	1,41	1,17	1,72	1,63	3,36	1,72	1,48	1,68	2,2
01.09.2024	1,89	1,42	1,17	1,73	1,64	3,36	1,74	1,47	1,67	2,21
01.10.2024	1,9	1,48	1,18	1,72	1,64	3,12	1,74	1,47	1,66	2,21
01.11.2024	1,92	1,47	1,18	1,68	1,65	3,11	1,74	1,47	1,65	2,21
01.12.2024	1,91	1,45	1,17	1,7	1,66	3,1	1,74	1,49	1,64	2,23
01.01.2025	1,93	1,46	1,17	1,71	1,66	3,1	1,75	1,51	1,68	2,24
01.02.2025	1,91	1,46	1,16	1,71	1,73	3,11	1,76	1,51	1,7	2,24
01.03.2025	1,89	1,49	1,17	1,72	1,71	3,11	1,8	1,53	1,72	2,25
01.04.2025	1,91	1,48	1,18	1,72	1,68	3,1	1,86	1,51	1,71	2,25
01.05.2025	1,93	1,47	1,2	1,71	1,66	3,14	1,84	1,54	1,74	2,25
01.06.2025	1,97	1,47	1,19	1,72	1,67	3,15	1,87	1,53	1,74	2,28
01.07.2025	1,97	1,48	1,19	1,75	1,71	3,15	1,93	1,5	1,74	2,24
01.08.2025	1,95	1,5	1,19	1,72	1,69	3,17	1,95	1,53	1,72	2,23
01.09.2025	1,95	1,49	1,19	1,67	1,74	3,14	1,97	1,52	1,73	2,21
01.10.2025	1,95	1,47	1,25	1,7	1,75	3,09	1,97	1,52	1,75	2,21
01.11.2025	1,96	1,47	1,31	1,73	1,76	3,11	1,97	1,49	1,75	2,21

Джерело: структуровано автором на основі [36]

ДОДАТОК Б

Таблиця Б.1 – Статистичні дані факторів

Date	CPI	Deposits	Discount_rate	Exchange	Loan	PFST	S&P500	salary
01.01.2000	104,6		0,45	5,3811		41,995	1394,5	180,97
01.02.2000	103,3		0,35	5,5431		46,11	1366,4	190,62
01.03.2000	102		0,342258	5,468		54,20727	1498,6	210,67
01.04.2000	101,7		0,299	5,4228		57,344	1452,4	205,35
01.05.2000	102,1		0,29	5,4041		59,96833	1420,6	213,21
01.06.2000	103,7		0,29	5,436		61,195	1454,6	228,78
01.07.2000	99,9		0,29	5,4386		58,41048	1430,8	238,49
01.08.2000	100		0,279032	5,4385		56,48318	1517,7	247,44
01.09.2000	102,6		0,27	5,439		57,15476	1436,5	249,04
01.10.2000	101,4		0,27	5,4387		57,89091	1429,4	254,11
01.11.2000	100,4		0,27	5,4371		54,47727	1315	257,58
01.12.2000	101,6		0,27	5,4358		54,41619	1320,3	296,26
01.01.2001	101,5		0,27	5,4331		55,12235	1366	253,39
01.02.2001	100,6		0,27	5,4296		57,7355	1239,9	263,66
01.03.2001	100,6		0,255806	5,4214		56,56905	1160,3	281,03
01.04.2001	101,5		0,218	5,4182		55,5605	1249,5	288,93
01.05.2001	100,4		0,21	5,4137		51,468	1255,8	302,96
01.06.2001	100,6		0,196667	5,4012		49,87684	1224,4	317,81
01.07.2001	98,3		0,19	5,3711		50,76273	1211,2	327,31
01.08.2001	99,8		0,175161	5,3467		51,76143	1133,6	329,33
01.09.2001	100,4		0,156	5,339		49,923	1040,9	326,34
01.10.2001	100,2		0,15	5,3103		45,18043	1059,8	335,75
01.11.2001	100,5		0,15	5,2873		39,73364	1139,5	334,44
01.12.2001	101,6		0,132258	5,2943		41,52476	1148,1	378,45
01.01.2002	101		0,125	5,3126		43,06611	1130,2	320,76
01.02.2002	98,6		0,125	5,321		43,14895	1106,7	328,7
01.03.2002	99,3		0,118226	5,3223		44,4465	1147,4	354,81
01.04.2002	101,4		0,1015	5,3274		49,49182	1076,9	355,78
01.05.2002	99,7		0,1	5,3279		60,68947	1067,1	358,88
01.06.2002	98,2		0,1	5,3293		64,705	989,8	377,41
01.07.2002	98,5		0,082581	5,3288		59,27696	911,6	398,1
01.08.2002	99,8		0,08	5,3291		55,86238	916,1	390,07
01.09.2002	100,2		0,08	5,3295		56,06857	815,3	391,14
01.10.2002	100,7		0,08	5,3295		55,4713	885,8	397,49
01.11.2002	100,7		0,08	5,3304		53,86048	936,3	395,7
01.12.2002	101,4		0,07129	5,3316		53,06682	879,8	442,91
01.01.2003	101,5		0,07	5,3327		53,559	855,7	332,11
01.02.2003	101,1		0,07	5,3339		52,7215	841,1	326,96
01.03.2003	101,1		0,07	5,3345		52,6975	848,2	346,18
01.04.2003	100,7		0,07	5,3341		52,77905	916,9	347,13
01.05.2003	100		0,07	5,3332		54,38263	963,6	353,19
01.06.2003	100,1		0,07	5,333		60,86842	974,5	390,54

Продовження табл. Б.1

Date	CPI	Deposits	Discount_rate	Exchange	Loan	PFST	S&P500	salary
01.07.2003	99,9		0,07	5,3321		60,20478	990,3	381,37
01.08.2003	98,3		0,07	5,3317		60,1095	1008	374,16
01.09.2003	100,6		0,07	5,3316		62,26409	996	398,58
01.10.2003	101,3		0,07	5,3317		69,50826	1050,7	400,65
01.11.2003	101,9		0,07	5,332		72,1345	1058,2	392,69
01.12.2003	101,5		0,07	5,3318		69,48739	1111,9	424,63
01.01.2004	101,4		0,07	5,3312		82,92389	1131,1	444,7
01.02.2004	100,4		0,07	5,3306		100,648	1144,9	461,5
01.03.2004	100,4		0,07	5,3295		124,2623	1126,2	489,17
01.04.2004	100,7		0,07	5,329		142,919	1107,3	494,66
01.05.2004	100,7		0,07	5,3274		143,9941	1120,7	498,48
01.06.2004	100,7		0,073667	5,322		136,3395	1140,8	550,81
01.07.2004	100		0,075	5,3181		133,4836	1101,7	530,82
01.08.2004	99,9		0,075	5,3136		132,1171	1104,2	520,59
01.09.2004	101,3		0,075	5,3097		125,3823	1114,6	556,61
01.10.2004	102,2		0,079032	5,3069		142,5943	1130,2	561,87
01.11.2004	101,6		0,087333	5,3063		170,0333	1173,8	569,35
01.12.2004	102,4		0,09	5,306		229,6632	1211,9	607,11
01.01.2005	101,7		0,09	5,3046		296,3705	1181,3	606,09
01.02.2005	101		0,09	5,3		328,2035	1203,6	628,18
01.03.2005	101,6		0,09	5,292		303,9627	1180,6	682,38
01.04.2005	100,7		0,09	5,192		293,4438	1156,8	678,07
01.05.2005	100,6		0,09	5,05		307,8558	1191,5	697,52
01.06.2005	100,6		0,09	5,0548		296,4915	1191,3	777,67
01.07.2005	100,3		0,09	5,0532		308,3824	1234,2	732,12
01.08.2005	100		0,093548	5,05		341,2427	1220,3	726,43
01.09.2005	100,4		0,095	5,05		355,7895	1228,8	764,63
01.10.2005	100,9		0,095	5,05		339,1243	1207	791,03
01.11.2005	101,2		0,095	5,05		335,1382	1249,5	816,38
01.12.2005	100,9		0,095	5,05		341,2468	1248,3	911,42
01.01.2006	101,2	75432,69	0,095	5,05	1839	350,6038	1280,1	781,51
01.02.2006	101,8	77245,35	0,095	5,05	2842,767	396,42	1280,7	819,16
01.03.2006	99,7	78881,3	0,095	5,05	3847,756	425,8136	1294,8	883,99
01.04.2006	99,6	81474,92	0,095	5,05	4832,633	440,4374	1310,6	877,46
01.05.2006	100,5	83141,14	0,095	5,05	5566,234	431,3232	1270,1	905,17
01.06.2006	100,1	85921,43	0,088	5,05	11748,18	391,172	1270,2	998,69
01.07.2006	100,9	89073,01	0,085	5,05	12842,64	380,1657	1276,7	932,86
01.08.2006	100	91589,9	0,085	5,05	13952,54	409,6138	1303,8	924,65
01.09.2006	102	94265,97	0,085	5,05	15078,97	407,359	1335,8	959,67
01.10.2006	102,6	97024,99	0,085	5,05	16594,13	405,7441	1377,9	965,75
01.11.2006	101,8	101600,2	0,085	5,05	18354,58	424,71	1400,6	988,7
01.12.2006	100,9	108859,6	0,085	5,05	20522,68	476,6395	1418,3	1104,33
01.01.2007	100,5	111269,5	0,085	5,05	21105,25	558,9588	1438,2	1003,6
01.02.2007	100,6	115503,1	0,085	5,05	44914,84	664,4155	1406,8	1033,58
01.03.2007	100,2	119199,1	0,085	5,05	48045,23	729,8395	1420,9	1096,38
01.04.2007	100	121035,2	0,085	5,05	51325,15	784,2432	1482,4	1098,58

Продовження табл. Б.1

Date	CPI	Deposits	Discount_rate	Exchange	Loan	PFST	S&P500	salary
01.05.2007	100,6	123312,2	0,085	5,05	54065,57	873,3026	1530,6	1141,25
01.06.2007	102,2	129209	0,08	5,05	54351,95	973,235	1503,3	1276,97
01.07.2007	101,4	133928,5	0,08	5,05	57470,48	1043,106	1455,3	1222,25
01.08.2007	100,6	139260,2	0,08	5,05	60787,3	1032,699	1474	1199,04
01.09.2007	102,2	143783,2	0,08	5,05	63865,08	985,09	1526,8	1238,18
01.10.2007	102,9	148608	0,08	5,05	65568,04	1127,846	1549,4	1292,5
01.11.2007	102,2	157055,3	0,08	5,05	69018,82	1143,001	1481,1	1316,23
01.12.2007	102,1	167238,5	0,08	5,05	73084,33	1134,629	1468,4	1443,16
01.01.2008	102,9	171326,4	0,1	5,05	74859,61	1149,348	1378,5	1342,27
01.02.2008	102,7	177223	0,1	5,05	79303,63	1096,452	1330,6	1449,59
01.03.2008	103,8	182856,3	0,1	5,05	83769,22	1045,454	1322,7	1494,71
01.04.2008	103,1	189707,4	0,100667	5,05	87241,08	927,0805	1385,6	1515
01.05.2008	101,3	190598,9	0,12	4,9856	86930,54	927,7511	1400,4	1563,36
01.06.2008	100,8	196893,2	0,12	4,851927	89844,78	832,7458	1280	1728,31
01.07.2008	99,5	201149,5	0,12	4,843074	92962,08	670,943	1267,4	1611,63
01.08.2008	99,9	204992,4	0,12	4,844574	95344,17	613,865	1282,8	1571,37
01.09.2008	101,1	207310,4	0,12	4,852997	97473,19	430,35	1166,4	1643,25
01.10.2008	101,7	198392,1	0,12	5,042977	111768,5	287,1435	968,8	1667,13
01.11.2008	101,5	209023,7	0,12	6,004137	126820,4	279,9885	896,2	1592,7
01.12.2008	102,1	217859,6	0,12	7,581358	143416,3	288,1959	903,2	1705,67
01.01.2009	102,9	209777,9	0,12	7,7	143359,9	286,0776	825,9	1449,89
01.02.2009	101,5	198186,3	0,12	7,7	142112,1	241,627	735,1	1514,77
01.03.2009	101,4	193437,4	0,12	7,7	140581,5	208,1781	797,9	1578,91
01.04.2009	100,9	194560,9	0,12	7,7	138640,4	299,231	872,8	1588,08
01.05.2009	100,5	195980,2	0,12	7,652981	135960,5	422,5644	919,1	1617,95
01.06.2009	101,1	201358,4	0,114667	7,615773	135175,3	432,012	919,3	1809,77
01.07.2009	99,9	203575,7	0,11	7,648132	135593,9	401,8109	987,5	1675,5
01.08.2009	99,8	206367,9	0,105161	7,806613	139311,3	447,3705	1020,6	1597,17
01.09.2009	100,8	204963,2	0,1025	7,999017	137591,1	488,7773	1057,1	1677,69
01.10.2009	100,9	207006,4	0,1025	8,000168	136524	615,4386	1036,2	1687,37
01.11.2009	101,1	210071,9	0,1025	7,994373	134526,8	622,2876	1095,6	1718,91
01.12.2009	100,9	214097,7	0,1025	7,9778	132757,3	589,2943	1115,1	1899,21
01.01.2010	101,8	214596,6	0,1025	7,996958	129080,2	620,6759	1073,9	1687,62
01.02.2010	101,9	217258,5	0,1025	8,000261	127969,9	659,8705	1104,5	1739,43
01.03.2010	100,9	222197,1	0,1025	7,967113	126296	838,1227	1169,4	1874,27
01.04.2010	99,7	233627,1	0,1025	7,925713	124385,3	981,8871	1186,7	1859,7
01.05.2010	99,4	236895,4	0,1025	7,925723	119690,6	795,7094	1089,4	1951,28
01.06.2010	99,6	243663,6	0,09675	7,915733	119161,3	790,309	1030,7	2198,46
01.07.2010	99,8	252352,7	0,087258	7,901555	118742	793,055	1101,6	1982,72
01.08.2010	101,2	254178,2	0,079677	7,890297	117497,3	822,3905	1049,3	1932,81
01.09.2010	102,9	261467,5	0,0775	7,910343	117615,1	797,8936	1141,2	2046,31
01.10.2010	100,5	264488,5	0,0775	7,910494	116256,5	746,3405	1183,3	2113,62
01.11.2010	100,3	267079,5	0,0775	7,927793	114321,9	803,0527	1180,5	2073,9
01.12.2010	100,8	275092,9	0,0775	7,955703	110724,6	917,8461	1257,6	2326,74
01.01.2011	101	279972,6	0,0775	7,949697	109673,2	1038,754	1286,1	2137,84
01.02.2011	100,9	285398	0,0775	7,940793	109204,7	1112,819	1327,2	2137,19

Продовження табл. Б.1

Date	CPI	Deposits	Discount_rate	Exchange	Loan	PFST	S&P500	salary
01.03.2011	101,4	291137	0,0775	7,943965	107116,2	1081,319	1325,8	2253,9
01.04.2011	101,3	293906,3	0,0775	7,96495	105066,2	1067,713	1363,6	2243,42
01.05.2011	100,8	295288,1	0,0775	7,974597	102807,6	988,5868	1345,2	2317,48
01.06.2011	100,4	301128,1	0,0775	7,97325	102422,4	921,6585	1320,6	2574,35
01.07.2011	98,7	305278,3	0,0775	7,971203	104098	900,36	1292,3	2370,28
01.08.2011	99,6	306598,4	0,0775	7,971123	97865,5	733,7262	1218,9	2328,21
01.09.2011	100,1	303758,8	0,0775	7,97283	97768,85	589,785	1131,4	2416,19
01.10.2011	100	306159,6	0,0775	7,974674	96119,86	526,2471	1253,3	2451,8
01.11.2011	100,1	305936,8	0,0775	7,98392	94519,71	575,7818	1247	2466,42
01.12.2011	100,2	310390,5	0,0775	7,989752	97430,6	581,0068	1257,6	2727,94
01.01.2012	100,2	317620	0,0775	7,989794	95218,13	544,1347	1312,4	2491,4
01.02.2012	100,2	324713,3	0,0775	7,988448	82931,42	569,1433	1365,7	2548,6
01.03.2012	100,3	330308	0,076774	7,986242	86026,32	527,9014	1408,5	2690,03
01.04.2012	100	336672,8	0,075	7,98672	88820,44	532,7105	1397,9	2662,55
01.05.2012	99,7	336956,2	0,075	7,990777	86685,9	449,951	1310,3	2791,84
01.06.2012	99,7	342449,3	0,075	7,9925	84738,44	363,1961	1362,2	2994,78
01.07.2012	99,8	345507,6	0,075	7,992871	83764,48	389,6552	1379,3	2754,69
01.08.2012	99,7	349978,2	0,075	7,993	82477,06	392,1095	1406,6	2690,49
01.09.2012	100,1	354391,5	0,075	7,993	80834,39	376,5705	1440,7	2751,67
01.10.2012	100	356078,8	0,075	7,993	81298,94	334,0143	1412,2	2791,19
01.11.2012	99,9	361752,2	0,075	7,993	81228,21	318,1565	1416,2	2818,68
01.12.2012	100,2	369264,2	0,075	7,993	63158,38	322,675	1426,2	3048,6
01.01.2013	100,2	377816,5	0,075	7,993	60834,91	326,565	1498,1	2758,11
01.02.2013	99,9	384767,6	0,075	7,993	60993,13	358,5224	1514,7	2805,37
01.03.2013	100	390185,3	0,075	7,993	61989,92	350,2364	1569,2	2897,19
01.04.2013	100	399055,3	0,075	7,993	62082,46	297,445	1597,6	2932,06
01.05.2013	100,1	402598,7	0,075	7,993	63821,76	299,9017	1630,7	2980,54
01.06.2013	100	414384,4	0,0715	7,993	62144,76	307,9251	1606,3	3275,94
01.07.2013	99,9	418708	0,07	7,993	61267,06	312,2294	1685,7	2975,87
01.08.2013	99,3	422979,7	0,066935	7,993	60629,23	309,914	1633	2882,46
01.09.2013	100	429599,5	0,065	7,993	59605,7	297,1899	1681,5	2957,81
01.10.2013	100,4	435004	0,065	7,993	59817,46	296,6569	1756,5	2996,56
01.11.2013	100,2	440143,4	0,065	7,993	57930,59	301,1051	1805,8	2987,05
01.12.2013	100,5	441951,2	0,065	7,993	56270,07	295,7846	1848,4	3309,24
01.01.2014	100,2	437561,7	0,065	7,993	55147,29	297,2489	1782,6	2899,77
01.02.2014	100,6	449027,9	0,065	8,654882	62476,95	329,4404	1859,45	2937,98
01.03.2014	102,2	442726,9	0,065	9,920029	64449,83	380,6081	1872,34	3068,64
01.04.2014	103,3	440533,5	0,081	11,63415	65148,07	402,5454	1883,95	3097,76
01.05.2014	103,8	428613,2	0,095	11,6376	65188,3	409,3992	1923,57	3120,21
01.06.2014	101	427801,6	0,095	11,80872	60508,01	442,575	1960,23	3465,63
01.07.2014	100,4	425138,4	0,109516	11,75428	60908,22	451,5656	1930,67	3212,48
01.08.2014	100,8	438263,7	0,125	12,95009	66088,96	457,54	2003,37	3008,73
01.09.2014	102,9	410029,5	0,125	13,02332	62800,9	430,5769	1972,29	3136,51
01.10.2014	102,4	401547,8	0,125	12,94983	65238,6	436,6004	2018,05	3165,49
01.11.2014	101,9	419473,4	0,134	14,6977	70850,79	395,9199	2067,56	3192,38
01.12.2014	103	418134,6	0,14	15,61631	72156,01	379,5372	2058,9	3556,97

Продовження табл. Б.1

Date	CPI	Deposits	Discount_rate	Exchange	Loan	PFST	S&P500	salary
01.01.2015	103,1	410376,6	0,14	15,81268	72775,59	393,9411	1994,99	3119,04
01.02.2015	105,3	536223	0,185179	24,47989	110466,5	417,4081	2104,5	3182,96
01.03.2015	110,8	455240,1	0,289839	23,25622	93444,65	430,304	2067,89	3383,16
01.04.2015	114	427472,2	0,3	22,70947	84895,06	388,3509	2085,51	3429,94
01.05.2015	102,2	412281,6	0,3	20,91526	77165,52	359,3412	2107,39	3578,75
01.06.2015	100,4	411167,1	0,3	21,23283	76763,68	351,304	2063,11	3991,14
01.07.2015	99	403887,2	0,3	21,75737	77066,2	341,9894	2103,84	3674,24
01.08.2015	99,2	397033,6	0,296129	21,62687	75030,76	333,9409	1972,18	3502,62
01.09.2015	102,3	382118,2	0,26	21,78342	69148,47	324,5864	1920,03	3768,52
01.10.2015	98,7	399534,4	0,22	21,84131	71930,72	283,8644	2079,36	3940,98
01.11.2015	102	405080	0,22	23,31263	74327,73	258,0715	2080,41	3914,88
01.12.2015	100,7	410895,5	0,22	23,40839	60215,3	240,9133	2043,94	4460,32
01.01.2016	100,9	414018,1	0,22	24,25969	71220,07	240,7706	1940,24	3894,73
01.02.2016	99,6	429165,7	0,22	26,39305	74242,77	238,5115	1932,23	4029,89
01.03.2016	101	423704,6	0,22	26,35616	63942,13	242,7529	2059,74	4208,47
01.04.2016	103,5	419349,9	0,211	25,6295	65244,99	230,4154	2065,3	4211,77
01.05.2016	100,1	419030,5	0,188387	25,20648	64528,85	218,7128	2096,96	4370,92
01.06.2016	99,8	422448,6	0,1765	24,95134	62458,3	221,0479	2098,86	4934,07
01.07.2016	99,9	421588,5	0,164032	24,81678	59751,41	224,0164	2173,6	4445,53
01.08.2016	99,7	426983,3	0,155	25,06481	60617,01	222,1448	2170,95	4320,12
01.09.2016	101,8	433591,3	0,1525	26,27546	60269,9	232,6908	2168,27	4583,29
01.10.2016	102,8	430337,3	0,14871	25,75727	58790,01	246,3633	2126,15	4556,04
01.11.2016	101,8	430962,1	0,14	25,70094	58406,91	267,0361	2198,81	4686,5
01.12.2016	100,9	444676,5	0,14	26,20452	60265,34	264,8122	2238,83	5562,97
01.01.2017	101,1	437688,9	0,14	27,15061	53736,51	268,1445	2278,87	5378,61
01.02.2017	101	436924,3	0,14	27,02777	51626,1	272,1232	2363,64	5590,26
01.03.2017	101,8	440537,7	0,14	27,00156	51825,95	273,7963	2362,72	5887,7
01.04.2017	100,9	446486	0,134333	26,85683	48698,79	271,8748	2384,2	5843,43
01.05.2017	101,3	444550,6	0,129032	26,42369	47727,95	277,1195	2411,8	6173,33
01.06.2017	101,6	451556,9	0,125	26,10886	46164,16	283,8672	2423,41	7032,28
01.07.2017	100,2	448291,1	0,125	25,96932	45883,2	284,6976	2470,3	6174,07
01.08.2017	99,9	447014,7	0,125	25,63527	43626,5	287,3713	2471,65	6028,81
01.09.2017	102	459403	0,125	26,10861	43085,81	290,9587	2519,36	6454,14
01.10.2017	101,2	462075,2	0,126613	26,65498	42084,49	297,7915	2575,26	6522,77
01.11.2017	100,9	469975,1	0,135	26,70527	42238,25	302,3752	2647,58	6598,71
01.12.2017	101	495313,1	0,140484	27,51651	38600,93	307,7637	2673,61	7601,89
01.01.2018	101,5	491669,6	0,147903	28,43433	44421,04	329,3674	2823,81	6930,69
01.02.2018	100,9	488534,6	0,16	27,17105	44477,25	336,8284	2713,83	7103,74
01.03.2018	101,1	489355,8	0,169677	26,3412	43720,7	353,68	2640,87	7382
01.04.2018	100,8	496049,2	0,17	26,15175	42845,16	388,7533	2648,05	7434,64
01.05.2018	100	490544	0,17	26,18122	42291,12	467,4521	2705,27	7769,16
01.06.2018	100	507439,6	0,17	26,20217	41330,93	452,8103	2718,37	8727,05
01.07.2018	99,3	506464,9	0,173065	26,40069	41359,04	493,7299	2816,29	7621,5
01.08.2018	100	520037,7	0,175	27,48221	46948,1	517,339	2901,52	7601,55
01.09.2018	101,9	528856	0,179	28,19127	46582,74	533,8806	2913,98	7870,29
01.10.2018	101,7	525428	0,18	28,12738	45508,33	553,4905	2711,74	8001,93

Продовження табл. Б.1

Date	CPI	Deposits	Discount_rate	Exchange	Loan	PFST	S&P500	salary
01.11.2018	101,4	524580,4	0,18	27,9335	46372,74	584,87	2760,17	8137,84
01.12.2018	100,8	530249,6	0,18	27,78914	42308,16	566,9656	2506,85	9095,46
01.01.2019	101	530731,2	0,18	27,87918	39970,75	555,8122	2704,1	8186,94
01.02.2019	100,5	531219,3	0,18	27,16068	39133,3	558,3593	2784,49	8328,77
01.03.2019	100,9	537027,6	0,18	26,86353	39260,34	560,9914	2834,4	8814,84
01.04.2019	101	538315,6	0,179167	26,8115	38415,14	550,5045	2945,83	8664,25
01.05.2019	100,7	532910,7	0,175	26,37885	38133,27	569,6823	2752,06	9081,68
01.06.2019	99,5	548865,6	0,175	26,50011	38524,43	552,7672	2941,76	10259,64
01.07.2019	99,4	535578	0,172903	25,75136	34982,84	543,1793	2980,38	9308,13
01.08.2019	99,7	544935,3	0,17	25,24699	34261,69	533,9781	2926,46	8909,32
01.09.2019	100,7	539994,6	0,165833	24,76972	31888,56	522,5536	2976,74	9322,61
01.10.2019	100,7	558949,9	0,162742	24,80821	31235,77	524,0375	3037,56	9556,37
01.11.2019	100,1	563319	0,155	24,36752	27330,57	517,6873	3140,98	9476,84
01.12.2019	99,8	576125,9	0,142742	23,60944	26615,66	510,0219	3230,78	10583,1
01.01.2020	100,2	592633,8	0,134194	24,11935	33583,71	506,634	3225,52	9581,38
01.02.2020	99,7	601350,6	0,11	24,59652	32325,9	524,8867	2954,22	9658,03
01.03.2020	100,8	634380,3	0,103871	26,41229	37408,64	525,8545	2584,59	9905,39
01.04.2020	100,8	641059,3	0,095333	27,22465	36438,8	502,5604	2912,43	9325,93
01.05.2020	100,3	647388,7	0,08	26,81433	32685,74	500,2159	3044,31	9546,32
01.06.2020	100,2	658210,1	0,067333	26,70734	32224,46	499,5948	3100,29	11197,38
01.07.2020	99,4	673267,9	0,06	27,31284	32990,01	499,8193	3271,12	9837,35
01.08.2020	99,8	671974,5	0,06	27,52142	32978,69	500,1091	3500,31	9608,67
01.09.2020	100,5	686575,7	0,06	27,97672	32535,11	500,2179	3363	10570,56
01.10.2020	101	695779,6	0,06	28,32495	31652,6	503,4244	3269,96	10887,46
01.11.2020	101,3	703305,8	0,06	28,31015	31323,9	501,1272	3621,63	10634,72
01.12.2020	100,9	730317,5	0,06	28,16972	30388,94	507,4341	3756,07	13320,55
01.01.2021	101,3	726782,3	0,06	28,21977	30033,06	502,0735	3714,24	11522,64
01.02.2021	101	733252,2	0,06	27,88466	27814,51	521,0358	3811,15	11762,28
01.03.2021	101,7	732758,8	0,064355	27,79556	28198,95	518,3431	3972,89	12349,97
01.04.2021	100,7	743472,6	0,07	27,93001	28729,01	525,6189	4181,17	12561,59
01.05.2021	101,3	737440	0,075	27,60285	28986,98	528,385	4204,11	12660,61
01.06.2021	100,2	749817,2	0,075	27,23987	29366,7	531,1698	4297,5	14185,04
01.07.2021	100,1	743425,7	0,076452	27,21455	29592,5	526,9037	4395,26	12911,88
01.08.2021	99,8	739629,6	0,08	26,78485	29910,83	525,7847	4522,68	12397,62
01.09.2021	101,2	743830,7	0,0835	26,72779	30519,57	526,3382	4307,54	13095,82
01.10.2021	100,9	745101,4	0,085	26,37468	29613,09	526,2465	4605,38	13235,32
01.11.2021	100,8	757041	0,085	26,44622	30334,5	523,1852	4567	13378,29
01.12.2021	100,6	794151,8	0,088548	27,21346	28692,5	523,2013	4766,18	15700,65
01.01.2022	101,3	773830,7	0,093548	27,98127	29271,36	522,6358	4515,55	14055,38
01.02.2022	101,6	757665	0,1	28,41366	29378,93	519,7543	4373,94	14133,18
01.03.2022	104,5	824069,4	0,1	29,2549	29176,83	519,2009	4530,41	13016,16
01.04.2022	103,1	835059,7	0,1	29,2549	28561,23	519,2009	4131,93	12081,96
01.05.2022	102,7	833895,8	0,1	29,2549	25178,35	519,2009	4132,15	12528,42
01.06.2022	103,1	863704,8	0,24	29,2549	24052,74	519,2009	3785,38	13957,63
01.07.2022	100,7	928849,1	0,25	31,85008	27670,72	519,2009	4130,29	13499,87
01.08.2022	101,1	940250,5	0,25	36,5686	27526,65	519,2009	3955	12745,82

Продовження табл. Б.1

Date	CPI	Deposits	Discount_rate	Exchange	Loan	PFST	S&P500	salary
01.09.2022	101,9	953571,7	0,25	36,5686	27130,75	519,2009	3585,62	13387,48
01.10.2022	102,5	963991,1	0,25	36,5686	26788,79	519,2009	3871,98	12949,01
01.11.2022	100,7	987388,9	0,25	36,5686	26304,51	519,2009	4080,11	13020,61
01.12.2022	100,7	1045731	0,25	36,5686	23519,67	519,2009	3839,5	15116,4
01.01.2023	100,8	1036022	0,25	36,5686	23905,07	510,8516	4076,6	12644,98
01.02.2023	100,7	1047661	0,25	36,5686	23817,98	507,027	3970,15	12794,11
01.03.2023	101,5	1055408	0,25	36,5686	23648,92	507,027	4109,31	13423,28
01.04.2023	100,2	1061069	0,25	36,5686	23622,5	507,027	4169,48	13626,02
01.05.2023	100,5	1062813	0,25	36,5686	23929,51	507,027	4179,83	14109,64
01.06.2023	100,8	1091580	0,25	36,5686	24422,56	507,027	4450,38	16012,38
01.07.2023	99,4	1102979	0,246129	36,5686	25167,32	507,027	4588,96	13996,68
01.08.2023	98,6	1109558	0,22	36,5686	25919,11	507,027	4507,66	13778,13
01.09.2023	100,5	1132556	0,209333	36,5686	26819,71	507,027	4288,05	14518,38
01.10.2023	100,8	1137510	0,193548	36,51895	27940,96	507,027	4193,8	14882,88
01.11.2023	100,5	1165241	0,16	36,15542	29000,79	507,027	4567,8	14983
01.12.2023	100,7	1228546	0,154516	37,09393	30258,3	507,027	4769,83	16836,84
01.01.2024	100,4	1187761	0,15	37,86847	30872,36	507,027	4845,65	14974,56
01.02.2024	100,3	1199955	0,15	37,97289	31797,58	507,027	5096,27	15267,6
01.03.2024	100,5	1219831	0,147258	38,66387	33121,55	507,027	5254,35	15433,98
01.04.2024	100,2	1235278	0,143333	39,36055	34410,84	507,027	5035,69	16847,98
01.05.2024	100,6	1256698	0,135	39,71005	36716,67	507,027	5277,51	17178,87
01.06.2024	102,2	1285534	0,132167	40,47751	37376,42	507,027	5460,48	18806,63
01.07.2024	100	1278865	0,13	40,99018	38217,48	507,027	5522,3	17346,9
01.08.2024	100,6	1290027	0,13	41,18937	38968,11	507,027	5648,4	17001,36
01.09.2024	101,5	1314981	0,13	41,24736	39818,48	507,027	5762,48	18020,86
01.10.2024	101,8	1320697	0,13	41,24246	39619,88	495,1272	5705,45	18704,98
01.11.2024	101,9	1335916	0,13	41,35026	40327,79	499,6854	6032,38	18823,31
01.12.2024	101,4	1381875	0,133065	41,75201	40635,7	500,3546	5881,63	21698,99
01.01.2025	101,2	1365641	0,137581	42,109	40961,43	507,8096	6040,53	18660,32
01.02.2025	100,8	1377981	0,145	41,6711	41344,62	504,4215	5954,5	18589,38
01.03.2025	101,5	1379105	0,153065	41,4807	40808,07	506,091	5611,85	19430,52
01.04.2025	100,7	1413824	0,155	41,4135	40124,2	505,4467	5569,06	19856,19
01.05.2025	101,3	1425610	0,155	41,53	40852,46	505,4467	5911,69	20355,4
01.06.2025	100,8	1463751	0,155	41,5793	41610,04	503,8059	6204,95	22336,81
01.07.2025	99,8	1466992	0,155	41,7941	42995,74	487,8126	6339,39	20455,65
01.08.2025	99,8	1474614	0,155	41,4419	43831,69	463,2989	6460,26	19813,71
01.09.2025	100,3	1498292	0,155	41,3183	44906,17	463,1784	6688,46	21190,31
01.10.2025	100,9		0,155	41,6271		457,9238	6840,2	
01.11.2025			0,155					
01.12.2025			0,155					

Джерело: структуровано автором на основі [37-44]

ДОДАТОК В

Лістинг програмного коду

```
import pandas as pd
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
import seaborn as sns
from sklearn.decomposition import PCA
from sklearn.preprocessing import StandardScaler

# --- ГЛОБАЛЬНІ НАЛАШТУВАННЯ ---
file_path = '/content/Full data.xlsx'
# file_path = '/content/drive/MyDrive/Full data.xlsx' # Для Google Drive

print("=== ПОЧАТОК РОБОТИ ===")

# =====
# ЧАСТИНА 1: PCA АНАЛІЗ МАКРОЕКОНОМІКИ
# =====
print("\n--- ЕТАП 1: PCA (Макроекономічні фактори) ---")

# 1. Завантаження факторів
df_factors = pd.read_excel(file_path, sheet_name='Factors')
df_factors['Date'] = pd.to_datetime(df_factors['Date'])

# 2. Обробка даних (Pivot)
df_pivot = df_factors.pivot(index='Date', columns='Factor', values='Value')

# 3. Заповнення пропусків
df_pivot = df_pivot.interpolate(method='linear').ffill().bfill()

# 4. Нормалізація
scaler = StandardScaler()
df_scaled = pd.DataFrame(scaler.fit_transform(df_pivot),
                        columns=df_pivot.columns,
                        index=df_pivot.index)

print("\nРозрахунок коваріаційної матриці...")
# Оскільки дані стандартизовані (mean=0, std=1), коваріаційна матриця дорівнює
# кореляційній
cov_matrix = df_scaled.cov()

# Вивід у консоль
print(cov_matrix)

# Візуалізація (Теплова карта)
```

```

plt.figure(figsize=(12, 10))
sns.heatmap(cov_matrix, annot=True, cmap='coolwarm', fmt=".2f",
linewidths=0.5)
plt.title('Кореляційна матриця макроекономічних факторів')
plt.xticks(rotation=45, ha='right')
plt.yticks(rotation=0)
plt.tight_layout()
plt.show()
# -----

# 5. Виконання PCA
pca = PCA()
pca_data = pca.fit_transform(df_scaled)

# Створення DataFrame з компонентами
pca_columns = [f'PC{i+1}' for i in range(pca_data.shape [1])]
df_pca = pd.DataFrame(pca_data, columns=pca_columns, index=df_pivot.index)

print("PCA виконано. Перші рядки:")
print(df_pca.head())

# 6. Графік дисперсії (Scree Plot)
explained_variance = np.cumsum(pca.explained_variance_ratio_)
plt.figure(figsize=(10, 6))
plt.plot(range(1, len(explained_variance) + 1), explained_variance,
marker='o', linestyle='--')
plt.title('Кумулятивна пояснена дисперсія (PCA)')
plt.xlabel('Кількість компонент')
plt.ylabel('Частка поясненої дисперсії')
plt.grid(True)
plt.axhline(y=0.90, color='r', linestyle='-', label='90% поріг')
plt.legend()
plt.tight_layout()
plt.show()

# 7. Вибір 4-х компонент для моделі
n_components = 4
df_pca_final = df_pca.iloc[:, :n_components]
print(f"Обрано {n_components} головних компонент.")
# =====
# ЧАСТИНА 2: КЛАСТЕРИЗАЦІЯ РАЙОНІВ
# =====
print("\n--- ЕТАП 2: Кластеризація районів (K-Means) ---")
from sklearn.cluster import KMeans

n_clusters = 3 # Кількість кластерів

# 1. Завантаження цін та фільтрація
df_price = pd.read_excel(file_path, sheet_name='Price')
df_price ['Дата'] = pd.to_datetime(df_price ['Дата'])

```

```

df_target = df_price [
    (df_price ['Тип'] == 'region') &
    (df_price ['Опція'].str.lower() == 'всі')
].copy()

# 2. Підготовка (Pivot: Дата x Райони)
df_pivot_price = df_target.pivot(index='Дата', columns='Район',
values='Вартість')

# Ми рахуємо 1-й та 99-й перцентилі для КОЖНОГО району окремо.
# Все, що виходить за ці межі, прирівнюється до граничних значень.
lower_limit = df_pivot_price.quantile(0.01) # Нижня межа (1%)
upper_limit = df_pivot_price.quantile(0.99) # Верхня межа (99%)

print("Обрізаємо аномальні викиди (Winsorization 1%-99%)...")
df_pivot_price = df_pivot_price.clip(lower=lower_limit, upper=upper_limit,
axis=1)

# 3. Заповнення пропусків та згладжування
# Спочатку інтерполюємо (з'єднуємо розриви ліній), бо це краще ніж просто
нулі
df_pivot_price = df_pivot_price.interpolate(method='linear',
limit_direction='both')
df_pivot_price = df_pivot_price.fillna(0) # На випадок, якщо щось залишилось

# 3. Транспонування для кластеризації (Райони стають рядками)
X_districts = df_pivot_price.T

# 4. Нормалізація для кластеризації
scaler_dist = StandardScaler()
X_districts_scaled = scaler_dist.fit_transform(X_districts)

# 5. Модель K-Means
kmeans = KMeans(n_clusters=n_clusters, random_state=42, n_init=10)
kmeans.fit(X_districts_scaled)
labels = kmeans.labels_

# 6. Збереження результатів
district_clusters = pd.DataFrame({
    'Район': X_districts.index,
    'Cluster': labels
})

print("Розподіл районів по кластерах:")
print(district_clusters.sort_values(by='Cluster'))

# Зберігаємо словник для наступного етапу
cluster_map_dict = district_clusters.set_index('Район') ['Cluster'].to_dict()

# 7. Візуалізація кластерів

```

```

df_viz = df_pivot_price.T
df_viz ['Cluster'] = labels.astype(str)
df_viz = df_viz.reset_index().melt(id_vars= ['Район', 'Cluster'],
var_name='Дата', value_name='Вартість')

plt.figure(figsize=(14, 7))
sns.lineplot(data=df_viz, x='Дата', y='Вартість', hue='Cluster',
palette='bright', ci=None, linewidth=2)
plt.title('Динаміка зміни цін по кластерах')
plt.ylabel('Вартість, тис $') # Виправлено підпис, бо дані у відсотках
plt.xlabel('Рік')
plt.grid(True)
plt.tight_layout()
plt.show()

import pandas as pd
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.metrics import mean_absolute_error, r2_score
import xgboost as xgb
import sys

# --- НАЛАШТУВАННЯ ---
file_path = '/content/Full data.xlsx'
# file_path = '/content/drive/MyDrive/Full data.xlsx'
SMOOTHING_WINDOW = 3

print("=== ЕТАП 3: PRO FEATURE ENGINEERING (Виправлений) ===")

# ... (Вважаємо, що Етап 1 і 2 вже пройшли і змінні df_pca_final,
df_pivot_price існують) ...

# 1. Підготовка базових даних
X_macro = df_pca_final.copy()
df_model_data = df_pivot_price.T.copy()
df_model_data ['Cluster'] = df_model_data.index.map(cluster_map_dict)
y_clusters = df_model_data.groupby('Cluster').agg('mean').T
y_clusters_smooth = y_clusters.rolling(window=SMOOTHING_WINDOW).mean() #
Згладжування

# Об'єднання
full_data = pd.merge(y_clusters_smooth, X_macro, left_index=True,
right_index=True, how='inner')

# --- ВИПРАВЛЕННЯ ПОМИЛКИ ТУТ ---
# Примусово кажемо пандас: "Цей індекс - це ДАТИ!"
full_data.index = pd.to_datetime(full_data.index)
# -----

models = {}

```

```

predictions = {}

lags_price = [1, 2, 3]
lags_macro = [1, 3, 6]

# Знаходимо колонки-кластери
target_cols = [c for c in full_data.columns if isinstance(c, (int,
np.integer))] [:n_clusters]

for cluster_id in target_cols:
    print(f"\n>>> КЛАСТЕР {cluster_id}: Генерація розумних факторів...")

    y = full_data [cluster_id]
    X = pd.DataFrame(index=full_data.index)

    # --- 1. БАЗОВІ ЛАГИ (Минуле) ---
    for col in ['PC1', 'PC2', 'PC3', 'PC4']:
        for lag in lags_macro:
            X [f'{col}_lag{lag}'] = full_data [col].shift(lag)
    for lag in lags_price:
        X [f'Price_lag{lag}'] = y.shift(lag)

    # --- 2. ADVANCED FEATURES (Нові фактори!) ---

    # А. Волатильність (Страх ринку)
    X ['Price_Volatility_6m'] = y.shift(1).rolling(window=6).std()

    # Б. Довгостроковий тренд (SMA)
    X ['Price_MA_6m'] = y.shift(1).rolling(window=6).mean()
    X ['Trend_Strength'] = X ['Price_lag1'] - X ['Price_MA_6m']

    # В. Моментум (Прискорення)
    X ['Momentum_3m'] = y.shift(1) - y.shift(4)

    # Г. Сезонність (Місяць року)
    # Тепер це спрацює, бо ми виправили індекс зверху
    X ['Month'] = X.index.month

    # Д. Макро-прискорення
    X ['Macro_PC1_Change'] = full_data ['PC1'].shift(1) -
full_data ['PC1'].shift(4)

    # Чистимо NaN
    data = pd.concat( [y, X], axis=1).dropna()

    y_final = data [cluster_id]
    X_final = data.drop(columns= [cluster_id])

    # Спліт
    X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X_final, y_final,
test_size=0.05, shuffle=False)

```

```

# Модель
model = xgb.XGBRegressor(
    n_estimators=1000,
    learning_rate=0.01,
    max_depth=4,
    subsample=0.7,
    colsample_bytree=0.7,
    random_state=42,
    n_jobs=-1,
    objective='reg:squarederror'
)

model.fit(X_train, y_train)

y_pred = model.predict(X_test)

# Метрики
mae = mean_absolute_error(y_test, y_pred)
r2 = r2_score(y_test, y_pred)

print(f"    R2 Score: {r2:.3f}")
print(f"    MAE: {mae:.3f}")

models [cluster_id] = model
predictions [cluster_id] = pd.DataFrame({'Real': y_test, 'Predicted':
y_pred}, index=y_test.index)

# Візуалізація
target_cluster = 0
if target_cluster in predictions:
    plt.figure(figsize=(12, 6))
    plt.plot(predictions [target_cluster] ['Real'], label='Факт',
color='blue', linewidth=2)
    plt.plot(predictions [target_cluster] ['Predicted'], label='Прогноз (Smart
Features)', color='red', linestyle='--', linewidth=2)
    plt.title(f'Кластер {target_cluster}: Прогноз з урахуванням трендів та
сезонності')
    plt.ylabel('Вартість, тис $')
    plt.legend()
    plt.grid(True)
    plt.show()

# Важливість факторів
xgb.plot_importance(models [target_cluster], max_num_features=15,
title="Важливість факторів")
plt.show()

# Візуалізація
target_cluster = 1
if target_cluster in predictions:

```

```

plt.figure(figsize=(12, 6))
plt.plot(predictions [target_cluster] ['Real'], label='Факт',
color='blue', linewidth=2)
plt.plot(predictions [target_cluster] ['Predicted'], label='Прогноз (Smart
Features)', color='red', linestyle='--', linewidth=2)
plt.title(f'Кластер {target_cluster}: Прогноз з урахуванням трендів та
сезонності')
plt.ylabel('Вартість, тис $')
plt.legend()
plt.grid(True)
plt.show()

# Важливість факторів
xgb.plot_importance(models [target_cluster], max_num_features=15,
title="Важливість факторів")
plt.show()

# Візуалізація
target_cluster = 2
if target_cluster in predictions:
    plt.figure(figsize=(12, 6))
    plt.plot(predictions [target_cluster] ['Real'], label='Факт',
color='blue', linewidth=2)
    plt.plot(predictions [target_cluster] ['Predicted'], label='Прогноз (Smart
Features)', color='red', linestyle='--', linewidth=2)
    plt.title(f'Кластер {target_cluster}: Прогноз з урахуванням трендів та
сезонності')
    plt.ylabel('Вартість, тис $')
    plt.legend()
    plt.grid(True)
    plt.show()

# Важливість факторів
xgb.plot_importance(models [target_cluster], max_num_features=15,
title="Важливість факторів")
plt.show()

import pandas as pd
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt

# =====
# ЕТАП 4: ПРОГНОЗ У МАЙБУТНЄ (ПОВНИЙ ВИПРАВЛЕНИЙ КОД)
# =====
FORECAST_MONTHS = 3

print(f"\n--- ЕТАП 4: Генерація прогнозу на {FORECAST_MONTHS} міс. вперед ---
")

# 1. ПІДГОТОВКА ДАНИХ (Щоб уникнути помилок NameError)
# Створюємо повну історію з наявних змінних

```

```

full_history_base = pd.merge(y_clusters_smooth, X_macro, left_index=True,
right_index=True, how='inner')
full_history_base.index = pd.to_datetime(full_history_base.index)

# 2. ФУНКЦІЯ ГЕНЕРАЦІЇ ФАКТОРІВ (Обов'язкова!)
def generate_features(df_input, target_col):
    df = df_input.copy()

    # А. Макро-лаги
    for col in ['PC1', 'PC2', 'PC3', 'PC4']:
        for lag in [1, 3, 6]:
            df [f'{col}_lag{lag}'] = df [col].shift(lag)

    # Б. Цінові лаги
    for lag in [1, 2, 3]:
        df [f'Price_lag{lag}'] = df [target_col].shift(lag)

    # В. Розумні фактори (Smart Features)
    # Волатильність (6 міс)
    df ['Price_Volatility_6m'] =
df [target_col].shift(1).rolling(window=6).std()

    # Довгостроковий тренд (SMA)
    df ['Price_MA_6m'] = df [target_col].shift(1).rolling(window=6).mean()
    df ['Trend_Strength'] = df ['Price_lag1'] - df ['Price_MA_6m']

    # Моментум
    df ['Momentum_3m'] = df [target_col].shift(1) - df [target_col].shift(4)

    # Сезонність
    df ['Month'] = df.index.month

    # Макро-прискорення
    df ['Macro_PC1_Change'] = df ['PC1'].shift(1) - df ['PC1'].shift(4)

    return df

# 3. ЦИКЛ ПРОГНОЗУВАННЯ
future_predictions = {}
prediction_summary = []

# Список колонок для видалення (щоб не подавати їх у модель)
cols_to_drop = list(target_cols) + ['PC1', 'PC2', 'PC3', 'PC4']

for cluster_id in target_cols:
    model = models [cluster_id]

    # Копіюємо історію
    current_data = full_history_base.copy()

    print(f"Forecast Cluster {cluster_id}:", end=" ")

```

```

for step in range(1, FORECAST_MONTHS + 1):

    # Наступна дата
    last_date = current_data.index [-1]
    next_date = last_date + pd.DateOffset(months=1)

    # Новий рядок
    new_row = pd.DataFrame(index= [next_date],
columns=current_data.columns)

    # Заповнюємо макро (останніми відомими)
    for col in ['PC1', 'PC2', 'PC3', 'PC4']:
        new_row [col] = current_data.iloc [-1] [col]

    new_row [cluster_id] = np.nan

    # Додаємо до історії
    current_data = pd.concat( [current_data, new_row])

    # Рахуємо фактори
    df_feat_future = generate_features(current_data, cluster_id)

    # Готуємо X (беремо останній рядок)
    X_future_row = df_feat_future.iloc [ [-1]].copy()

    # Видаляємо зайве
    X_future = X_future_row.drop(columns=cols_to_drop, errors='ignore')

    # Вирівнюємо колонки під модель (щоб уникнути помилки feature
mismatch)
    try:
        booster = model.get_booster()
        model_features = booster.feature_names
        # Беремо тільки ті колонки, які знає модель
        X_future = X_future [model_features]
    except:
        pass

    # Прогноз
    pred_value = model.predict(X_future) [0]

    # Запис результату
    current_data.at [next_date, cluster_id] = pred_value

    print(f"M{step}: {pred_value:.3f}% |", end=" ")

    prediction_summary.append({
        'Cluster': cluster_id,
        'Date': next_date,
        'Forecast_Change': pred_value

```

```

    })

    print("Done.")
    future_predictions [cluster_id] = current_data.iloc [-
FORECAST_MONTHS:] [cluster_id]

# =====
# ВІЗУАЛІЗАЦІЯ (BCI PAЗOM)
# =====
print("\n--- ВІЗУАЛІЗАЦІЯ ---")

plt.figure(figsize=(15, 9))
colors = ['#1f77b4', '#ff7f0e', '#2ca02c', '#d62728', '#9467bd']

for i, cluster_id in enumerate(target_cols):
    if cluster_id not in future_predictions:
        continue

    color = colors [i % len(colors)]

    # Дані (беремо останні 12 місяців історії)
    history = full_history_base [cluster_id].iloc [-12:]
    forecast = future_predictions [cluster_id]

    # Історія
    plt.plot(history.index, history.values, label=f'Кластер {cluster_id}
(Історія)',
             color=color, linewidth=1.5, alpha=0.5)

    # Прогноз (зшиваємо лінію)
    combined_idx = [history.index [-1]] + list(forecast.index)
    combined_val = [history.values [-1]] + list(forecast.values)

    plt.plot(combined_idx, combined_val, label=f'Кластер {cluster_id}
(Прогноз)',
             color=color, linestyle='--', linewidth=3, marker='o')

    # Підпис значення
    plt.text(forecast.index [-1], forecast.values [-1], f"{forecast.values [-
1]:.3f}",
            color=color, fontweight='bold', fontsize=11, ha='left')

plt.title(f'Прогноз динаміки цін на {FORECAST_MONTHS} міс. вперед',
          fontsize=16)
plt.ylabel('Зміна ціни, тис. доларів США', fontsize=12)
plt.axhline(0, color='black', linewidth=1)
plt.grid(True, alpha=0.3)
plt.legend(loc='upper left')
plt.tight_layout()
plt.show()

```

```

# =====
# ТАБЛИЦЯ РЕЗУЛЬТАТІВ
# =====
print("\n=== ТАБЛИЦЯ ПРОГНОЗУ ===")
df_summary = pd.DataFrame(prediction_summary)
if not df_summary.empty:
    pivot_table = df_summary.pivot(index='Date', columns='Cluster',
values='Forecast_Change')
    pd.options.display.float_format = '{:,.3f}'.format
    print(pivot_table)
# =====
# ДОДАТОК: ПОВНА ТАБЛИЦЯ (2025 + МАЙБУТНЄ)
# =====
print("\n=== ЗВЕДЕНИЙ ЗВІТ: 2025 РІК + ПРОГНОЗ (3 МІСЯЦІ) ===")

# Налаштовуємо глобальний формат виводу чисел (3 знаки після коми)
pd.options.display.float_format = '{:,.3f}'.format

for cluster_id in target_cols:
    print(f"\n" + "="*60)
    print(f" >>> КЛАСТЕР {cluster_id}: ДЕТАЛЬНА ТАБЛИЦЯ")
    print("="*60)

    # 1. Збираємо дані за 2025 рік (з етапу тестування)
    # Перевіряємо, чи є цей кластер у результатах тестування
    if cluster_id in predictions:
        df_test = predictions [cluster_id].copy()
        # Фільтруємо тільки 2025 рік
        df_2025 = df_test [df_test.index.year == 2025].copy()

        # Рахуємо різницю
        df_2025 ['Difference'] = df_2025 ['Real'] - df_2025 ['Predicted']
        df_2025 ['Status'] = 'Backtest (2025)'
    else:
        df_2025 = pd.DataFrame()

    # 2. Збираємо дані прогнозу (з етапу 4)
    if cluster_id in future_predictions:
        future_series = future_predictions [cluster_id]

        df_future = pd.DataFrame(index=future_series.index)
        df_future ['Real'] = np.nan # У майбутньому реальної ціни ще немає
        df_future ['Predicted'] = future_series.values
        df_future ['Difference'] = np.nan
        df_future ['Status'] = 'Forecast (+3 mon)'
    else:
        df_future = pd.DataFrame()

    # 3. Об'єднуємо обидві частини
    if not df_2025.empty or not df_future.empty:
        full_table = pd.concat( [df_2025, df_future])

```

```

        # Виводимо таблицю
        # fillna('-') робить таблицю чистішою (замість NaN у майбутньому буде
прочерк)
        print(full_table [ ['Real', 'Predicted', 'Difference',
'Status']] .fillna('-'))

        # 4. Розрахунок точності саме за 2025 рік
        if not df_2025.empty:
            mae_2025 = mean_absolute_error(df_2025 ['Real'],
df_2025 ['Predicted'])
            print(f"\n [INFO] Середня помилка (MAE) за 2025 рік:
{mae_2025:.3f}")
        else:
            print("Немає даних для відображення (перевірте dates у файлі).")

        print("\n") # Порожній рядок між кластерами

```