

УДК 004.02:519.816:004.43

DOI <https://doi.org/10.32782/2663-5941/2026.3.1/32>**Превисокова Н.В.**<https://orcid.org/0000-0002-8047-4278>

Карпатський національний університет імені Василя Стефаника

Семаньків М.В.<https://orcid.org/0000-0002-1314-8923>

Карпатський національний університет імені Василя Стефаника

Ізмайлов А.В.<http://orcid.org/0000-0002-6165-7490>

Карпатський національний університет імені Василя Стефаника

МОДЕЛЬ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ ПРО ОЦІНКУ ЖИТЛОВОЇ НЕРУХОМОСТІ НА ОСНОВІ ПРОГРАМНОЇ СИСТЕМИ АНАЛІЗУ ДАНИХ І ПРОГНОЗУВАННЯ

У статті розроблено та науково обґрунтовано інтелектуальну модель прийняття рішень щодо визначення ціни житлового нерухомого майна в умовах ризику. Ключовою особливістю запропонованого підходу є інтеграція спеціалізованої програмної системи прогнозування та аналізу ціни об'єкта житлової нерухомості безпосередньо у процес прийняття рішень. Розроблена програмна система реалізує повний цикл опрацювання даних: від автоматизованого збору слабкоструктурованої інформації про подібні об'єкти на ринку Івано-Франківської області з відкритих джерел, аналізу істотних характеристик, які впливають на ціну, до формування прогнозованої ціни конкретного об'єкта. Прогнозування вартості об'єктів здійснюється на основі алгоритмів машинного навчання, зокрема відомих ансамблевих методів *Random Forest*, *Gradient Boosting*, розробленого методу на основі комбінації двох ансамблевих методів (*Random Forest* і *Gradient Boosting*) та архітектур багатослоєвих нейронних мереж. Запропонована модель прийняття рішень є комплексною і охоплює ряд послідовних етапів: ідентифікацію та аналіз альтернативних варіантів нерухомості, прогнозування ціни конкретного об'єкта, оцінювання ризиків та потенційних коливань вартості під впливом факторів невизначеності. Увагу приділено аналізу відхилень прогнозованих значень від фактичних ринкових показників, що дозволяє адаптуватися до неоднорідності даних. На основі отриманих результатів модель генерує обґрунтовані рекомендації щодо доцільності купівлі, продажу або інвестування, що базуються на об'єктивній оцінці ринкової кон'юнктури. Впровадження розробленої моделі та програмного інструментарію дозволяє учасникам ринку нерухомості, покупцям, продавцям, ріелторам та інвесторам суттєво мінімізувати фінансові ризики, пов'язані з помилками суб'єктивного оцінювання. Наукова новизна роботи полягає у розробці моделі системи, що забезпечує наскрізний процес підтримки прийняття рішень в умовах волатильного регіонального ринку.

Ключові слова: модель прийняття рішень, прогнозування цін на нерухомість, аналіз даних, лінійна регресія, програмна реалізація, Python, методи машинного навчання, нейронна мережа.

Постановка проблеми. Ринок житлової нерухомості є одним із найбільш динамічних та складних сегментів економіки, стабільність якого безпосередньо впливає на інвестиційний клімат та соціальний добробут населення. Продавцям і покупцям важливо визначити оптимальну ціну продажу чи купівлі конкретних об'єктів нерухомості, кредиторам – оптимальні розміри позик,

банкам – вартість забезпечення і ступінь ризику [1, с.157, 2, с.77] за наявності невизначеності і різних даних про ціни подібних об'єктів у відкритих джерелах. В умовах високої волатильності ринку, зумовленої макроекономічними чинниками та регіональною специфікою, традиційні методи оцінки часто виявляються недостатньо гнучкими. До факторів, які традиційно впливали на ціноут-

ворення житла в Україні, додалися фактори динамічної зміни співвідношення попиту та пропозиції, валютних коливань, психологічні та фактори зовнішніх подій, зумовлені пандемією та війною [2, с.75, 3-4]. Зокрема, протягом останніх років зростає попит та ціна на об'єкти нерухомості в умовно спокійніших західних регіонах України, зокрема, в Івано-Франківській області [2, с.79, 3-4]. Це зумовлює потребу у розробці нових моделей прийняття рішень в умовах невизначеності та ризику і впровадженні інтелектуальних систем, які підтримують процеси прийняття рішень в галузі нерухомості, що дозволить покупцям, продавцям та інвесторам мінімізувати ризики та обґрунтувати фінансові операції.

Аналіз останніх досліджень і публікацій.

Останні дослідження стосуються математичних моделей ціноутворення об'єктів нерухомості, аналізу факторів, які впливають на ціну, та систем прогнозування цін і є предметом досліджень вітчизняних та зарубіжних вчених. Аналіз ціноутворення на ринку нерухомості розглядається в роботах [1, 2], аналіз стану ринку України та локального ринку нерухомості здійснено в звітах і оглядах [3, 4]. Застосування автоматизованих моделей оцінки в Україні розглянуто в [5]; застосування алгоритмів машинного навчання для прогнозування цін на нерухомість – в [6-8]; застосування нейронних мереж для прогнозування цін на нерухомість – в роботах [9, 10]. Аналіз досліджень показує, що актуальними є регресійні методи прогнозування цін на нерухомість з використанням алгоритмів машинного навчання та нейронних мереж, оскільки вони можуть виявляти нелінійні залежності між ціною та численними ознаками (локація, інфраструктура, технічні параметри об'єкта).

Незважаючи на значну кількість досліджень у галузі прогнозування цін на нерухомість, актуальним залишається питання інтеграції прогнозних моделей у комплексні моделі і системи підтримки прийняття рішень, які б забезпечували повний цикл обробки даних: від автоматизованого збору даних з слабкоструктурованих джерел до розгортання доступних вебсервісів для кінцевого користувача із персоналізованим формуванням рекомендацій щодо фінансових операцій з нерухомістю.

Постановка завдання. Метою роботи є розроблення моделі прийняття рішень про оцінку житлової нерухомості в умовах ризику з використанням програмної системи аналізу даних і прогнозування цін на основі методів машинного

навчання і нейронних мереж, яка автоматизує оцінку вартості об'єктів, враховуючи велику кількість ціноутворюючих факторів. Модель дозволяє покупцям, продавцям та інвесторам обґрунтувати рішення щодо фінансових операцій з житлом і мінімізувати ризики.

Виклад основного матеріалу. Пропонована модель прийняття рішень про ціну житлового нерухомого майна включає чотири основні етапи:

1. Збір та підготовка даних. Збір даних з порталів нерухомості про об'єкти житлової нерухомості, ціни і характеристики, які впливають на ціну. Попередня обробка даних, аналіз даних, формування множини варіантів.

2. Прогнозне моделювання. Використання програмної системи прогнозування для визначення ймовірної вартості об'єкта.

3. Аналіз відхилень. Порівняння прогнозованої ціни з фактичною ринковою пропозицією для виявлення переоцінених або недооцінених варіантів. Аналіз ситуацій в умовах ризику.

4. Формування стратегії. Прийняття рішення про купівлю або продаж на основі отриманих прогнозів та аналізу тенденцій ринку.

Математично модель можна представити як функцію

$$D = f(X, Y, P_{pr}, S, R, C) \quad (1)$$

де X – множина альтернативних рішень; Y – векторний критерій оцінювання альтернатив; P_{pr} – прогноз ціни, згенерований програмною системою; S – множина імовірних ситуацій зовнішнього середовища, R – коефіцієнт ризику та ринкової невизначеності, який враховує динамічність ринку нерухомості; C – множина обмежень у задачі (бюджет, терміни), D – прийняте рішення, f – функція відображення.

Етап 1. Збір та підготовка даних. На першому етапі здійснюється збирання деталізованої інформації про об'єкти та їх ціну з порталів нерухомості, таких як ЛУН, DOM.ria, Flatfy, Rieltor.ua. Портали містять актуальні пропозиції об'єктів та характеристики, які впливають на його вартість: тип об'єкта (в новобудові чи вторинному фонді), площа, розташування, стан об'єкта, рік побудови, кількість кімнат, матеріал будови, поверх, інфраструктура тощо. Формулюються критерії вибору або фільтрації на порталах, визначаються найвагоміші критерії. В результаті формується масив допустимих об'єктів або обирається один об'єкт.

Етап 2. Прогнозне моделювання. На другому етапі використовується програмна система аналізу

даних та прогнозування ціни на нерухомість, яка розроблена на основі системи, описаної в роботі [11, с. 102]. Система прогнозування базується на модульній архітектурі, що охоплює повний цикл обробки даних: від автоматизованого збору інформації до візуалізації прогнозів. Системна архітектура ґрунтується на декомпозиції функціоналу на логічні блоки, що забезпечують поетапну обробку даних. Такий підхід забезпечує масштабованість, спрощує технічну підтримку.

Перший модуль збору даних забезпечує автоматизоване збирання інформації про нерухомість з відкритих джерел, використовуючи незалежні парсери для сайтів DOM.RIA та Flatfy. Дані для навчання і прогнозування збираються автоматизовано з використанням інструментів веб-скрапінгу, після чого проходять багаторівневу обробку за методикою [6, с. 871]. Модулі реалізовані на основі спільного базового класу, що передбачає інтегрування інших джерел даних.

У даному дослідженні використовувався набір даних про об'єкти житлової нерухомості Івано-Франківської області з платформ DOM.RIA та Flatfy для побудови моделей прогнозування ціни на житло в цьому регіоні з використанням множини ознак.

Процес попередньої обробки даних [6, с. 871; 12, с. 231] реалізований в окремому модулі, включає усунення пропущених значень, фільтрацію помилкових і записів з нереалістичними значеннями характеристик, уніфікацію параметрів, перетворення до безрозмірних шкал, кодування категоріальних ознак та нормалізацію числових даних для навчання моделей.

Характеристик, які впливають на вартість житлової нерухомості, є досить багато. Найбільш важливими вважаються [1, с. 212; 6, с. 872; 8, с. 2139] площа, фізичний стан, зона розміщення (відстань до центру, район), термін експлуатації, кількість кімнат, матеріал, з якого виготовлено будинок, поверх, на якому розміщено житло, кількість поверхів, наявність інфраструктури та ін.

На даному етапі попередньої обробки здійснювався кореляційний аналіз, щоб виявити і дослідити залежність між значеннями характеристик і сформувати кінцеву множину істотних характеристик об'єктів, які впливають на ціну. На рисунку 1 наведено діаграму залежності ціни об'єкта від площі у кінцевому наборі даних, який використаний для навчання моделей прогнозування.

У результаті оброблення вхідних даних одержано і сформовано набір даних, який містить основні інформативні ознаки об'єктів житлової

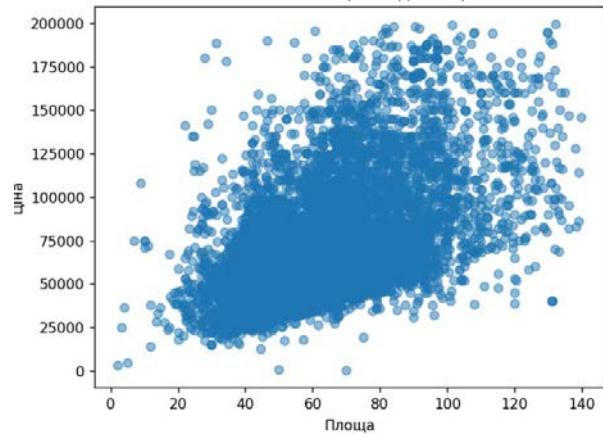


Рис. 1. Залежність ціни об'єкта від площі

нерухомості Івано-Франківської області. Цей підготовлений набір даних використовується для навчання моделей прогнозування.

Модуль зберігання даних функціонує на основі документоорієнтованої бази даних MongoDB, яка забезпечує зберігання інформації у форматі JSON та роботу зі слабкоструктурованою інформацією, використання асинхронної бібліотеки Motor для взаємодії з базою даних гарантує високу продуктивність при обробці великих обсягів інформації. Кожне оголошення із порталу нерухомості подається у вигляді окремого JSON-документа.

Прогнозування ціни об'єкта нерухомості реалізується в окремому модулі з використанням методів машинного навчання та нейронних мереж.

Серед відомих методів визначення ринкової вартості об'єкта житлової нерухомості, таких як порівняльний, витратний та нормативний, обрано і програмно реалізовано у системі порівняльний метод [1, с.194]. Порівняльний метод ґрунтується на визначенні ціни шляхом порівняння оцінюваного об'єкта з аналогами на ринку [1, с.195]. Ціна формується як середньозважене значення цін об'єктів-аналогів [1, с.207] із врахуванням коригувальних коефіцієнтів:

$$P_B = \sum_{i=1}^n w_i \cdot P_{A_i}$$

де P_B – ринкова вартість оцінюваного об'єкта, n – кількість об'єктів-аналогів, P_{A_i} – відома ціна i -го об'єкта-аналога, який використовується для порівняння; w_i – ваговий коефіцієнт подібності між оцінюваним об'єктом та аналогом.

У контексті Івано-Франківська цей метод є основним для агентств нерухомості, які формують аналітику ринку на основі відкритих джерел OLX, Dom.gia, Lun.ua тощо. Проте точність таких оцінок значною мірою залежить від коректності та повноти вихідних даних.

У системі прогнозування реалізовані відомі ансамблеві методи машинного навчання Random Forest, Gradient Boosting і XGBoost, дві моделі нейронної мережі на основі багаточарового перцептрона MLPRegressor, а також розроблена комбінована модель. Це дає можливість визначити найбільш ефективні моделі для прогнозування вартості житла в Івано-Франківській області.

Запропонована комбінована модель прогнозування ціни житлової нерухомості RFGB, у якій застосовуються послідовно модель Random Forest і модель Gradient Boosting (або XGBoost). Така комбінація забезпечує підвищення точності прогнозу порівняно з використанням окремих моделей.

Кожна із моделей навчається на наборі даних, отриманих в результаті передобробки у попередніх модулях програмної системи, та формує прогнозовані значення ціни об'єкта житлової нерухомості на основі множини ознак. На етапі моделювання застосовується алгоритм регресії [6, с.872], який дозволяє відтворити залежність ринкової ціни житла від його характеристик.

Модуль візуалізації системи забезпечує графічну інтерпретацію результатів аналізу. Крім числового прогнозу система візуалізує графіки розподілу цін, кореляційні матриці, порівняння точності моделей, порівнює реальні й прогнозовані ціни, що підвищує інформативність системи.

Веб-інтерфейс програмної системи реалізовано на базі HTML та CSS, забезпечено кросбраузерну сумісність та адаптивність до різних типів пристроїв. На рисунку 2 представлено інтерфейс системи для введення параметрів житлового об'єкта.

Інтерфейс системи забезпечує збір всіх параметрів, які впливають на ціноутворення, включаючи тип ринку (первинний, вторинний), площу, кількість кімнат, локацію, поверх, та ін. для прогнозування вартості житла. Введені дані передаються на сервер через POST-запит, після чого система відображає розраховану прогнозовану ринкову ціну об'єкта в доларах США.

Під час розроблення системи прогнозування цін на житлову нерухомість було обрано низку технологій та бібліотек, які забезпечують масштабованість і ефективність реалізації всіх етапів – від збору даних до моделювання та візуалізації результатів. Програмна реалізація системи базується на основній мові програмування системи Python 3.11 [13], використовуючи asyncio та httpx для асинхронного веб-скрапінгу, а також BeautifulSoup4 для парсингу даних HTML-документів. Зберігання гетерогенних об'єктів нерухомості реалізовано у NoSQL-базі MongoDB за допомогою драйвера

Рис. 2. Інтерфейс системи прогнозування

Motor, аналітика та машинне навчання забезпечуються бібліотеками Pandas, NumPy та Scikit-learn. Завдяки такому комплексу програмного забезпечення вдалося реалізувати асинхронний збір даних, ефективне зберігання та передобробку, навчання моделей і представлення результатів користувачу у веб-інтерфейсі.

Після навчання моделі машинного навчання здійснено оцінки її точності за допомогою відповідних метрик оцінювання. Ці метрики кількісно визначають, наскільки добре модель прогнозує фактичні значення на основі вхідних даних. У контексті задач регресії, таких як прогнозування цін на нерухомість, використовуються метрики: середньоквадратична помилка MSE [14, с.813] і коефіцієнт детермінації R^2 [14, с.813], який характеризує частку варіації цільової змінної.

Середньоквадратична помилка (MSE) обчислюється за формулою:

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (P_{\text{fact},i} - P_{\text{pr}}(x_i))^2$$

де n – кількість об’єктів у вибірці, $P_{\text{fact},i}$ описує фактичну ринкову вартість i -го об’єкта, $P_{\text{pr}}(x_i)$ – прогноз моделі для вектора ознак (x_i) .

Коефіцієнт детермінації R^2 характеризує варіацію цільової змінної:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (P_{\text{fact},i} - P_{\text{pr}}(x_i))^2}{\sum_{i=1}^n (P_{\text{fact},i} - \bar{P}_{\text{fact}})^2},$$

де \bar{P}_{fact} – середнє значення фактичної вартості нерухомості у вибірці.

Значення R^2 , що наближаються до одиниці, свідчать про високу якість моделі, оскільки в такому випадку більша частина варіації фактичних значень пояснюється побудованим прогнозом. Значення, близькі до нуля, вказують на статистичну неефективність моделі, за якої її прогнози близькі за значенням до середнього арифметичного \bar{P}_{fact} значення вибірки.

Результати експериментальної оцінки підтвердили ефективність комбінованого використання моделей машинного навчання. Отримані значення MSE та коефіцієнта детермінації продемонстрували, що побудована комбінована модель забезпечує найвищу точність серед усіх протестованих методів і ефективно узагальнює закономірності ринку житлової нерухомості Івано-Франківської області. Результати порівняння точності моделей прогнозування подано у таблиці 1. Для оцінювання були використані середньоквадратична помилка MSE та коефіцієнт детермінації R^2 , що дає можливість комплексно оцінити точність прогнозу моделей.

Таблиця 1

Порівняння точності моделей прогнозування вартості житла

Модель прогнозування	MSE (scaled)	R ²
Random Forest	0.3125	0.701
Gradient Boosting	0.2410	0.762
RFGB	0.2054	0.790
MLPRegressor1	0.3812	0.640
MLPRegressor2	0.4175	0.695

Результати таблиці демонструють, що модель Random Forest забезпечила високу якість прогнозування та продемонструвала стійкість до шуму й локальних викидів. Водночас використання моделі Gradient Boosting надає кращі показники, що свідчить про його здатність поетапно зменшувати помилки та враховувати нелінійні закономірності ринку нерухомості.

Оцінювання нейронних мереж продемонструвало залежність точності від глибини архітек-

тури. Версія MLPRegressor1 (модель 1) з більшою кількістю шарів, продемонструвала вищу точність прогнозу порівняно із MLPRegressor2 (модель 2), що вказує на здатність моделі відтворювати складні взаємозв’язки між ознаками, хоча її результати поступилися ансамблевим алгоритмам. Комбінована модель RFGB забезпечила найменші значення MSE. Комбінування високої стійкості Random Forest з можливістю Gradient Boosting коригувати залишки дозволило досягти найкращих показників точності серед порівнюваних моделей. Завдяки врахуванню просторової неоднорідності даних та компенсації систематичних похибок базового алгоритму, такий метод забезпечує вищу точність прогнозів.

При розробці інформаційних систем ціна об’єкта житлової нерухомості моделюється за допомогою функції ціноутворення, основна ідея якої полягає в тому, що вартість активу є сумою вартостей його окремих характеристик.

Відома регресійна модель [6, с.872] задається виразом:

$$P_{\text{pr}} = \beta_0 + \sum_{i=1}^n \beta_i \cdot x_i + \varepsilon,$$

де P_{pr} – прогнозована ціна об’єкта; β_0 – вільний член (базова константа ринку, що відображає мінімальну вартість входу); x_i – вектор характеристик об’єкта (площа, район, стан тощо); β_i – коефіцієнти вагомості, які визначають вплив кожної характеристики на ціну; ε – випадкова похибка, невраховані фактори.

Врахування ситуації ризику S у побудованій моделі (1) вводиться за допомогою коефіцієнта ризику та ринкової невизначеності. Коефіцієнт ризику та ринкової невизначеності R – це числовий показник, який коригує прогнозований системою результат, враховуючи фактори, які математична модель не може передбачити з наперед заданою точністю. Він включає складову ризику і складову невизначеності.

Складова ризику – це ймовірність того, що реальна ціна угоди відхилиться від розрахункової. Дана складова включає похибку моделі (якщо точність системи становить 5%, то ризик включає це відхилення) і ризик того, що об’єкт не вдасться продати за прогнозованою ціною у бажані терміни.

Складова невизначеності вводиться з метою передбачити вплив факторів, які важко або неможливо структурувати і виміряти чисельно: форс-мажори, різкі зміни в законодавстві, податках або військово-політичній ситуації, раптовий

ажіотаж на ринку, що не піддається логіці попередніх періодів, приховані дефекти об'єкта або особливі умови продавця/покупця. У моделі R враховується як коефіцієнт, що коригує прогнозну вартість залежно від ринкових умов: при стабільності він наближається до одиниці $R=1$, підтверджуючи прогнозоване значення, а в умовах нестабільності або кризи – зменшується до $R<1$, і призводить до зниження очікувань $D=R \cdot P_{pr}$.

Наприклад, якщо прогнозоване значення P_{pr} і $R=0.9$, то очікувана ціна становитиме $D=0.9 \cdot P_{pr}$. Введення коефіцієнта ризику та ринкової невизначеності R , забезпечує динамічність і адаптивність моделі до невизначених факторів ринку нерухомості.

Етап 3. Аналіз відхилень. Важливим етапом моделювання прийняття рішень щодо вартості нерухомості є аналіз залишкових величин, спрямований на ідентифікацію аномальних ринкових пропозицій. Цей етап дозволяє диференціювати об'єкти на недооцінені та переоцінені відносно їхньої розрахункової вартості.

З метою аналізу відхилень у моделі прийняття рішень використовується наступна методика.

1. Формалізація розрахунку різниці цін

Математичний апарат аналізу базується на визначенні різниці між фактичною вартістю пропозиції P_{fact} та прогнозованою ціною P_{pr} , яка згерована моделлю машинного навчання

$$\Delta = P_{fact} - P_{pr}.$$

Від'ємне значення $\Delta < 0$ свідчить про недооцінку активу. Ринкова вартість об'єкта нижча за його теоретичну ціну, що класифікує його як потенційно привабливий інвестиційний інструмент. Додатне значення $\Delta > 0$ вказує на переоцінку об'єкта, і запитувана ціна перевищує середньоринковий еквівалент для аналогічних параметрів.

2. Верифікація через довірчий інтервал.

Для мінімізації впливу статистичної похибки моделі встановлюється довірчий інтервал, що становить $\pm 5-10\%$ від прогнозованого значення. Знаходження ціни в межах інтервалу інтерпретується як ринкова рівновага. Значення показника за межами інтервалу потребує додаткового експертного аналізу для верифікації причин відхилення.

3. Типологія та інтерпретація відхилень.

Аналіз відхилень дозволяє висунути гіпотези щодо факторів, які вплинули на ціноутворення: навмисне завищення вартості, наявність неявних якісних характеристик, необхідність термінового продажу.

– Навмисне завищення вартості для тестування попиту, що у контексті нерухомості означає стратегію виставлення об'єкта на ринок за спеці-

ально завищеною або непідтвердженою аналітичною ціною з метою визначення реальної готовності покупців платити за нього.

– Наявність неявних неформалізованих якісних характеристик: ексклюзивні переваги (дизайнерські рішення, локаційні переваги), не враховані у базовому наборі ознак моделі.

– Необхідність термінового продажу: значне від'ємне відхилення часто пов'язане з необхідністю швидкого продажу об'єкта або наявністю обтяжень (юридичних чи технічних ризиків).

Етап 4. Формування стратегії. Прийняття рішення про купівлю або продаж на основі отриманих прогнозів. Величина відхилення порівнюється із заданим порогом $\pm 5 \pm 10\%$:

1. Якщо відхилення менше -10% , висновок: "Об'єкт недооцінений".

Рекомендація покупцю: можливий прихований дефект або терміновий продаж, або юридичні проблеми з документами, або потреба у верифікації оголошення, можливе «фейкове оголошення» для залучення клієнтів.

Рекомендація продавцю: варто підвищити ціну до ринкового рівня. Якщо продаж терміновий – залишити ціну, але з розумінням фінансових втрат.

2. Відхилення від -10% до -5% .

Висновок для покупців: «Приваблива ціна», ціна нижча за ринкову, потребує швидкого реагування, але з перевіркою.

Висновок для продавців: «Помірна недооцінка», рекомендується використовувати цю стратегію для швидкого продажу без суттєвих втрат.

3. Якщо відхилення від -5% до $+5\%$, висновок: "Ціна ринкова".

Рекомендація покупцю: рекомендовано до розгляду.

Рекомендація продавцю: зберігати поточну вартість.

4. Від $+5\%$ до $+10\%$: висновок: «Помірна переоцінка», ціна вища за середню.

Рекомендація покупцю: обґрунтований торг.

Рекомендація продавцю: ціна виставлена «із запасом», закласти відхилення в суму торгу.

5. Якщо відхилення перевищує $+10\%$, висновок: "Об'єкт переоцінений". Покупцю рекомендовано торгуватися або не купляти. Продавцю рекомендовано знизити ціну.

Приклад аналізу інвестором або системою підтримки рішень конкретного об'єкта з використанням запропонованої моделі.

1. Вхідні дані об'єкта аналізу: 2-кімнатна квартира, 60 м², ЖК «Липки», Івано-Франківськ, фактична ціна пропозиції $P_{fact} = \$95000$ (ціна в оголошенні).

2. Розрахунок прогнозованої ціни P_{pr} .

Програмна система використовує навчену модель (наприклад, XGBoost), яка проаналізувала 5000 схожих угод при базовій ціні району \$1400/м² і розрахувала прогнозоване значення $P_{pr} = \$92000$.

3. Аналіз відхилення

$$\Delta = P_{\text{факт}} - P_{pr} = \$95000 - \$92000 = \$3000.$$

Відхилення у відсотках:
 $\$3000 / \$92000 * 100\% = +3,2\%$

4. Прийняття рішення. Результат порівнюється із заданим порогом відхилення $\pm 5\%$. У даному прикладі $+3,2\%$ потрапляє в категорію відхилення від -5% до $+5\%$, висновок "Ціна ринкова".

Висновок моделі: Ринкова пропозиція \$95000. Оцінка системи \$92000. Ціна об'єкта є адекватною. Відхилення у \$3000 може бути обумовлене суб'єктивними факторами, які модель не оцифрувала. Рекомендація: можна купляти, варто спробувати знизити ціну на \$2000–\$3000 під час переговорів.

Висновки. Розроблено модель прийняття рішень про ціну житлового нерухомого майна в умовах ризику, яка інтегрує і використовує програмну систему прогнозування цін житлової нерухомості. Програмна система автоматизовано здійснює збір і аналіз даних про подібні об'єкти житлової нерухомості та їх ціни на ринку Івано-Франківської області із відкритих джерел та прогнозує ціну визначеного об'єкта на основі алгоритмів машинного навчання та нейронних мереж. Модель прийняття рішень включає етапи аналізу варіантів, прогнозування ціни об'єкта житлової нерухомості, аналізу ризику та змін ціни внаслідок впливу невизначеного фактора, аналіз відхилень прогнозованої вартості від ринкової і формування рекомендацій щодо ціни купівлі чи продажу об'єкта. Прийняття рішень на основі розробленої моделі дозволяє покупцям, продавцям та інвесторам мінімізувати ризики та обґрунтовувати оцінки об'єктів житлової нерухомості.

Список літератури:

1. Пазинич В. І., Свистун Л. О. Оцінка об'єктів нерухомості: навч. посіб. Київ : Центр учбової літератури, 2021. 434 с.
2. Наумова О., Наумова М., Карпенко С. Ціноутворення на ринку нерухомості: аспект невизначеності. *Вчені записки Університету «КРОК»*. 2024. № 1 (73). С. 75–82. DOI: <https://doi.org/10.31732/2663-2209-2024-73-75-82>
3. Підсумки 2025 року для ринку нерухомості. ЛУН Статистика. 2025. URL: <https://lun.ua/stat/statistic-market-summary-0921> (дата звернення: 23.03.2026).
4. Ринок нерухомості Івано-Франківська: аналітика станом на липень 2025 року. *ГІС «УВЕКОН»*. 2025. URL: <https://gisuvecon.com/main/118/rinok-neruhomosti-ivano-frankivska-analitika-stanom-na-lipen-2025-roku/> (дата звернення: 23.03.2026).
5. Автоматизована оцінка майна: від традицій до сучасності. *ГІС «УВЕКОН»*. 2025. URL: <https://gisuvecon.com/main/51/avtomatizovana-ocinka-majna-vid-tradicij-do-suchasnosti/> (дата звернення: 23.03.2026).
6. Ouyang Xiaoyan. House Price Prediction Based on Machine Learning Models. *Highlights in Science, Engineering and Technology*. 2024. Vol. 85. P. 870–878. DOI: 10.54097/ftyf9665.
7. Мірошніченко І. В., Крашеніннікова О. В. Прогнозування ціни на нерухомість з використанням алгоритмів машинного навчання. *Ефективна економіка*. 2022. № 1. URL: <http://www.economy.nayka.com.ua/?op=1&z=9890> (дата звернення: 25.03.2026). DOI: 10.32702/2307-2105-2022.1.81
8. Nimbalkar H., Patil N., Kathane T. Real estate price prediction using machine learning. *International Research Journal of Modernization in Engineering Technology and Science*. 2025. Vol. 7, Issue 10. P. 2138–2147.
9. Григорків В. С., Ярошенко О. І., Філіпчук Н. В. Нейронні мережі та їх використання для прогнозування тенденцій ринку нерухомості. *Науковий вісник НЛТУ України*. 2012. Вип. 22.5. С. 324–330.
10. Воронін В. О., Мамчин М. М., Лянце Е. В. Прогнозне моделювання тенденцій розвитку ринку нерухомості. *Вісник Національного університету «Львівська політехніка»*. 2012. № 735 : Логістика. С. 38–46.
11. Сорока Р. Прогнозування цін на житлову нерухомість Івано-Франківської області з використанням нейронних мереж. *Еврика – XXVI : збірник студентських наукових праць*. Івано-Франківськ : Прикарпат. нац. ун-т ім. В. Стефаника, 2025. С. 101–102.
12. Ndung'u R. Data Preparation for Machine Learning Modelling. *International Journal of Computer Applications Technology and Research*. 2022. Vol. 11. P. 231–235. DOI: 10.7753/IJCATR1106.1008.
13. Python Software Foundation. Python 3.11 Documentation: Data Science and Machine Learning Ecosystem. URL: <https://docs.python.org/3.11/> (дата звернення: 23.03.2026).
14. Li Z. A Comparative Study of Regression Models for Housing Price Prediction. *TCSISR*. 2024. Vol. 5. P. 810–816. DOI: 10.62051/qjs7y352.

Prevysokova N.V., Semankiv M.V., Izmailov A.V. DECISION-MAKING MODEL FOR RESIDENTIAL HOUSE PRICE BASED ON A SOFTWARE SYSTEM FOR DATA ANALYSIS AND PRICE PREDICTION

This article presents a scientifically grounded intellectual model for decision-making about the real estate house price in risk conditions. A key feature of the proposed approach is the integration of a specialized software system for house price prediction and data analysis residential property prices directly into the decision-making process. The developed software system implements a full data processing cycle: from the automated collection of semi-structured information about similar objects in the Ivano-Frankivsk region market from open sources, to the analysis of key characteristics that influence price, to the prediction of a forecast price for this object. Property value prediction is performed using machine learning algorithms, specifically the well-known ensemble methods Random Forest and Gradient Boosting, a method developed based on a combination of two ensemble methods (Random Forest and Gradient Boosting), and multi-layer neural network architectures. The proposed decision-making model is complicated and includes a series of sequential steps: identification and analysis of alternative real estate objects, prediction the house price, and analysis risks and potential value fluctuations under the influence of uncertainty factors. Attention is paid to analyzing deviations of predicted values from actual market prices, which allows for adaptation to data heterogeneity. Based on the results obtained, the model generates recommendations regarding the advisability of buying, selling, or investing, based on an objective assessment of market conditions. The implementation of the developed model and software tools allows real estate market participants, buyers, sellers, realtors, and investors, to significantly minimize financial risks associated with errors in subjective assessment. The scientific novelty of this work lies in the development of a system model that provides a decision-making support process in a volatile regional market.

Keywords: *decision-making model, real estate price prediction, data analysis, linear regression, software implementation, Python, machine learning methods, neural network.*

Дата першого надходження статті до видання: 26.03.2026

Дата прийняття статті до друку після рецензування: 23.04.2026

Дата публікації (оприлюднення) статті: 19.05.2026