

Паньків В.В.

магістр,
аспірант кафедри економічної кібернетики та прикладної економіки,
Харківський національний університет імені В.Н. Каразіна
ORCID: <https://orcid.org/0009-0006-6194-2140>

Pankiv Volodymyr

V.N. Karazin Kharkiv National University

МОДЕЛЮВАННЯ ПІСЛЯВОЄННОГО ВІДНОВЛЕННЯ РИНКУ НЕРУХОМОСТІ. РОЛЬ КЛАСУ ЖИТЛА ТА СТРУКТУРНИХ ЗЛАМІВ

Стаття присвячена розробці гібридної просторово-часової моделі прогнозування післявоєнного відновлення ринку нерухомості України. Дослідження інтегрує логістичну S-подібну криву відновлення вартості нерухомості, аналіз структурних зламів та методи геопросторового штучного інтелекту (GeoAI). Обґрунтовано вплив класу житла на швидкість і потенціал ринкового відновлення. Результати демонструють, що сегмент доступного житла відновлюється інтенсивніше завдяки державним іпотечним програмам та міграційному попиту, тоді як бізнес- і преміум-класи мають нижчу швидкість, але вищий ціновий потенціал. Застосування машинного навчання на мікрорівні забезпечило просторово-локалізоване калібрування моделі за збереження її прозорості як «білої скриньки» для інвестиційного аналізу. Інструментарій підвищує точність стратегічного планування для девелоперів і стейкхолдерів в умовах повоєнної відбудови.

Ключові слова: ринок нерухомості, післявоєнне відновлення, логістична модель, структурні злами, клас житла, геопросторовий штучний інтелект (GeoAI), економетричне моделювання.

Постановка проблеми. Сучасний ринок нерухомості функціонує в умовах багатовимірної та багаторівневої невизначеності, де повномасштабна війна виступає безпрецедентним екзогенним шоком, що трансформував економічні умови формування вартості житла. Висока волатильність українського ринку зумовлена низкою макроекономічних факторів та значними геополітичними і військовими шоками, що вимагає вдосконалення інструментарію аналізу.

Традиційно розвиток ринку нерухомості супроводжується структурними зламами, викликаними кризами, такими як світова фінансова криза 2008 року, початок збройної агресії у 2014 році та повномасштабне вторгнення у 2022 році. Крім того, більшість існуючих прогностичних моделей розглядають ринок нерухомості як однорідну систему, часто ігноруючи той факт, що різні сегменти та класи житла (економ, комфорт, бізнес, преміум) по-різному реагують на кризи та демонструють різну швидкість відновлення. Водночас, в умовах підготовки до післявоєнної відбудови та європейської інтеграції, український ринок потребує переходу від суто цінової сегментації до функціональної типології житла.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. У контексті кризового та післявоєнного відновлення ринку житла ретроспективний аналіз дедалі частіше розглядається як ефективний інструмент для оцінки майбут-

ніх тенденцій. Дослідження фазового розвитку ринку нерухомості (Т.О. Білоброва) [1, с. 24] виділяють чіткі циклічні етапи: зростання, стабілізація, спад і відновлення. У свою чергу, концепція економічної резильєнтності соціально-економічних систем [2, с. 64] пояснюється здатністю системи швидко адаптуватися до зовнішніх шоків і відновлювати функціонування.

Специфіка функціонування житлової нерухомості в умовах війни ґрунтовно досліджена в працях К. Павлова [5, с. 16], де проаналізовано адаптивність ринку до геополітичних ризиків та зміну купівельних пріоритетів. Ретроспективний аналіз країн, що пережили збройні конфлікти (Грузія, Сербія, Молдова, Сирія), підтверджує доцільність використання логістичних (S-подібних) моделей для прогнозування помірною та інтенсивного відновлення вартості нерухомості у повоєнний період [10, с. 796].

Розвиток просторово-часового моделювання ринку нерухомості демонструє перехід від класичних гедонічних моделей до використання просторової економетрії та геопросторового штучного інтелекту (GeoAI). Як зазначають дослідники [6, с. 189; 9], синергія ІІІ, баз геоданих (GIS) та машинного навчання дозволяє обробляти нелінійні просторові закономірності та долати проблему «чорної скриньки» через динамічне калібрування макроекономічних параметрів.



Важливим кроком у розвитку економетричного моделювання українського ринку стало використання фіктивних (dummy) змінних для врахування структурних зламів (кризи 2008 та 2014 років), а також застосування порядкового кодування для оцінки впливу класу житла на ціноутворення [4, с. 3]. Разом з тим, експерти ринку, зокрема О. Єрошенко [3], наголошують на необхідності виходу за межі стандартної класифікації «економ-преміум» і врахування інституційної моделі та цільового призначення житла для об'єктивного моделювання відбудови.

Невирішеною проблемою залишається відсутність інтегрованих моделей, які б одночасно використовували ретроспективні дані про структурні шоки, диференціювали швидкість відновлення залежно від класу житла та застосовували GeoAI для динамічного калібрування параметрів логістичної кривої зростання.

Формулювання цілей статті. Метою цього дослідження є розробка гібридної просторово-часової моделі прогнозування післявоєнного відновлення ринку нерухомості, яка інтегрує методи геопросторового штучного інтелекту (GeoAI), економетричну логістичну S-подібну функцію відновлення ринкової вартості нерухомості та ретроспективний аналіз структурних зламів із диференціацією за класами житла.

Виклад основного матеріалу. Для прогнозування динаміки ринку нерухомості в умовах високої невизначеності в дослідженні запропоновано використовувати розроблену дворівневу гібридну архітектуру. Вона інтегрує макрорівневу логістичну (S-подібну) модель, регресійний аналіз із фіктивними (dummy) змінними для врахування структурних зламів та диференціації класів житла, а також мікрорівневе просторове калібрування за допомогою геопросторового штучного інтелекту (GeoAI) (рис. 1).

Базовим інструментом для опису відновлення ринку після глибоких криз обрано логістичну модель зростання. Зміна вартості нерухомості $FV(t)$ у часі має S-подібну траєкторію відновлення і описується рівнянням:

$$FV(t) = V_0 + \frac{V_{\max} - V_0}{1 + e^{-k(t-t_0)}} \quad (1)$$

де $FV(t)$ – прогнозована вартість нерухомості на момент t ;

V_0 – мінімальна вартість під час воєнного шоку;

$V_{\max}$ – потенційна максимальна вартість на стадії насичення;

k – коефіцієнт швидкості відновлення;

t_0 – момент початку активного відновлення економіки.

Ця економетрична формула є повністю прозорою «білою скринькою» (white box), що робить її економічно інтерпретованою для прийняття інвестиційних рішень. Проте у класичному вигляді вона є статичною і не враховує структурну неоднорідність ринку та різну реакцію окремих типів нерухомості.

Для подолання проблеми статичності базової S-подібної кривої, рівняння відновлення було модифіковано. Замість єдиного усередненого коефіцієнта відновлення для всього ринку, ми вводимо в логістичну функцію порядковий індекс класу житла C (де 1 – Економ, 2 – Комфорт, 3 – Бізнес, 4 – Преміум). Окрім цього, для ідентифікації структурних зламів, що трансформували ринок, вводяться фіктивні (dummy) змінні (D_1, D_2, D_3), які маркують вплив фінансової кризи 2008 року, початку збройної агресії 2014 року та повномасштабного вторгнення 2022 року.

Оновлена математична модель прогнозування вартості набуває такого вигляду:

$$FV(t, C) = V_0(C) + \frac{V_{\max}(C) - V_0(C)}{1 + e^{-k(C, D)(t-t_0)}} \quad (2)$$

де $FV(t, C)$ – прогнозована вартість нерухомості класу C у момент часу t ;

$V_0(C)$ – зафіксована мінімальна вартість житла класу C під час воєнного шоку;

$V_{\max}(C)$ – потенційна максимальна вартість (цінова «стеля») для конкретного класу житла на стадії насичення (блок 3.2 на рис. 1);

$k(C, D)$ – динамічний коефіцієнт швидкості відновлення, який залежить від класу житла (C) та впливу історичних структурних зламів (D) (блок 3.1 на рис. 1);

t_0 – точка початку активного економічного відновлення.

Кількісна оцінка впливу класу житла та структурних зламів реалізується через мікрорівневу модель машинного навчання (GeoAI). Алгоритми GeoAI не прогнозують саму ціну напряду (щоб уникнути проблеми «чорної скриньки»), а виконують функцію нелінійного калібрування параметрів для базової формули:

$$[k(C, D), V_{\max}(C), t_0] = f_{GeoAI}(C, D_i, S_{geo}) \quad (3)$$

де D_i – вектор фіктивних змінних, що маркують історичні структурні злами (кризи 2008, 2014, 2022 рр.);

S_{geo} – просторові та безпекові фактори.

Економічний зміст цієї інтеграції полягає в наступному. Для масових сегментів ($C = 1, 2$) модель генерує вищі значення швидкості відновлення $k(C, D)$. Це математично відображає штучне стимулювання ліквідності у цих класах завдяки державним програмам (наприклад, пільговій іпотечі «Єселя», на яку припадає понад половина виданих кредитів) та високому міграційному попиту.

Водночас для класів ($C = 3, 4$) генерується нижчий показник швидкості k , але встановлюється значно вищий поріг максимальної вартості $V_{\max}(C)$. Це підтверджує наявність відкладеного інвестиційного попиту, який почне реалізовуватися лише після суттєвого зниження військових ризиків та стабілізації економіки. Таким чином, модель стає просторово-чутливою та адаптивною до специфіки кожного сегмента ринку.

Наукова новизна запропонованої гібридної моделі полягає у специфічній архітектурі інтеграції методів машинного навчання (ML) та економетрики. У більшості сучасних досліджень ML-алгоритми використовуються

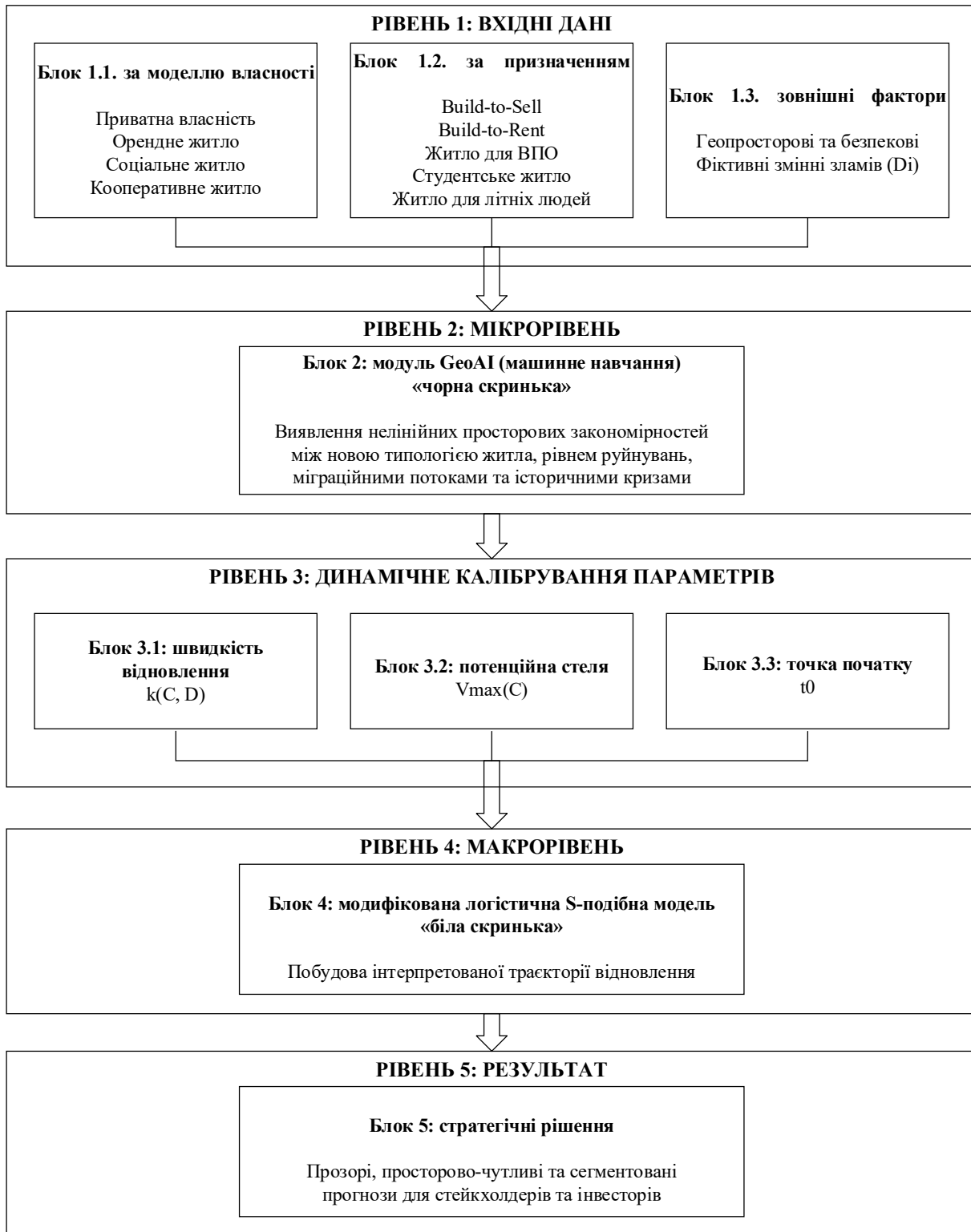


Рис. 1. Структурно-логічна схема гібридної моделі просторово-часового прогнозування

Джерело: розроблено автором за результатами досліджень

для прямого прогнозування ціни, що призводить до проблеми неінтерпретованості («чорної скриньки»).

У запропонованій архітектурі ML-модель мікрорівня виконує іншу роль: вона використовується виключно для динамічного калібрування ключових параметрів k , V_{max} та t_0 логістичної функції. Модель GeoAI аналізує

складний нелінійний масив даних: показники класу житла (X_{class}), фіктивні змінні історичних криз (D_i), рівень руйнувань, міграційні потоки та близькість до зони бойових дій. На основі цих ознак нейронна мережа розраховує унікальні, просторово-локалізовані значення (k , V_{max} та t_0) для кожного конкретного регіону та класу

житла окремо. Такий підхід робить кінцевий стратегічний прогноз високоточним (завдяки здатності GeoAI розпізнавати складні патерни), гнучким і повністю зрозумілим для стейкхолдерів.

Ретроспективний аналіз свідчить, що структурні зміни (зокрема світова фінансова криза 2008 р., геополітична криза 2014 р. та повномасштабна війна 2022 р.) по-різному впливають на різні сегменти нерухомості. Аналіз реальних даних 2024 – 2025 років доводить, що ринок житла залишається відчутно сегментованим як за географічною ознакою, так і за реальними пріоритетами покупців. Замість абстрактного лінійного зростання цін, реальні угоди показують, що лідерами за середньою вартістю на первинному ринку наприкінці 2025 року стали Львів (58,6 тис. грн/м²), Київ (55,3 тис. грн/м²) та Одеса (47,1 тис. грн/м²), за даними аналітичних платформ DIM.RIA [7] та «ЛУН» [8].

Ключовим драйвером ліквідності у масових сегментах («Економ» та «Комфорт») стала державна програма пільгової іпотеки «ЄОселя», за якою було видано понад 21 тис. кредитів на суму понад 31 млрд грн. Оскільки програма жорстко фокусується на готовому житлі або об'єктах віком до 10 років, це створило високий штучний попит саме у цьому сегменті, фактично ізолювавши його від глибокого падіння цін. Завдяки цій програмі на ринку навіть виник подвійний ціновий стандарт: вища ціна для угод за «ЄОселею» (де об'єкт має відповідати жорстким вимогам та оцінкам) і реальна ціна з дисконтом для інвесторів із готівкою.

Водночас інвестиційний попит на етапі «котловану», який раніше був рушієм для класів «Бізнес» та «Преміум», залишається мінімальним через високі військові ризики. Натомість реальний попит переорієнтувався: на вторинному ринку найбільший ріст цін зафіксовано на квартири більшої площі (зокрема 2-х та 3-кімнатні). Наприклад, у Тернополі та Чернівцях приріст їх вартості за рік склав понад 20 %. Це підтверджує зміну моделі поведінки – замість спекулятивних інвестицій в однокімнатні квартири, покупці (зокрема внутрішньо переміщені особи) поступово інтегруються в нові громади та купують сімейне житло на довгі роки.

Застосування розробленої гібридної моделі дозволило розрахувати диференційовані сценарії відновлення. Використовуючи базову логістичну функцію $FV(t)$, було встановлено, що усереднений коефіцієнт швидкості відновлення українського ринку становить $k \approx 0.3$, що передбачає помірний сценарій повної стабілізації протягом 4–6 років після завершення активної фази конфлікту.

Однак, інтеграція індексів класу житла демонструє значні розбіжності у швидкості (k) та потенціалі відновлення (V_{max}).

Для класів «Економ» та «Комфорт» ($X_{class} = 1;2$) спостерігається вища швидкість відновлення. За умови активного фінансування програм підтримки та гострої потреби ВПО у житлі, коефіцієнт може зростати до $k \approx 0.4-0.5$. Водночас потенційна «стеля» зростання вартості (V_{max}) для цього сегмента є лімітованою купівельною спроможністю населення.

Для класів «Бізнес» та «Преміум» ($X_{class} = 3;4$) швидкість відновлення є значно нижчою, оскільки інвестори відкладають рішення через високі безпекові ризики. Однак, за умови настання повоєнної стабілізації, повернення іноземного капіталу та економічного відновлення, цей сегмент демонструє набагато вищий потенціал максимального цінового зростання (V_{max}).

Включення ML-алгоритмів (мікрорівень) для динамічного калібрування параметрів логістичної кривої (макрорівень) дозволило уникнути проблеми «чорної скриньки», зберігаючи економічну інтерпретованість результатів.

Алгоритми GeoAI, аналізуючи бази геоданих, довели, що точка початку активного відновлення (t_0) є унікальною для кожної локації. Наприклад, у 2025 році було зафіксовано просторовий зсув: навіть у деокупованих та прифронтових регіонах (Харків, Одеса, Суми), ринок яких був сильно ослаблений, почалося відновлення. Орендні ставки там пішли вгору (в Одесі – приріст на 18 % в рік до року), а падіння цін на вторинному ринку змінилося зростанням. Це підтверджує, що геопросторовий ШІ ефективно розпізнає нелінійні сигнали відбудови та адаптує параметри k та V_{max} відповідно до зміни локальних безпекових і демографічних умов.

Висновки. На підставі розробленої гібридної моделі та проведеного емпіричного аналізу сформульовано такі ключові висновки:

Доведено, що історичні структурні зміни (кризи 2008, 2014 та 2022 років) докорінно змінюють траєкторію розвитку ринку, перетворюючи «ціну ризику» під час воєнних дій на «ціну економічних перспектив» у період відновлення. Використання фіктивних змінних дозволяє адекватно маркувати ці шоки в економетричному моделюванні.

Інтеграція порядкового кодування класів житла в S-подібну логістичну модель продемонструвала значну сегментацію швидкості відбудови. За базового усередненого сценарію швидкість відновлення ринку становить $k \approx 0.3$. Проте житло економ- та комфорт-класу демонструє швидший темп відновлення за рахунок дії державних стимулюючих програм (зокрема «ЄОселя») та високого попиту з боку внутрішньо переміщених осіб. Водночас класи «бізнес» та «преміум» характеризуються повільнішим стартом, але вищим лімітом максимального зростання (V_{max}).

Розроблена дворівнева архітектура довела свою ефективність, ізолювавши непрозорий компонент машинного навчання виключно для динамічного калібрування параметрів відновлення (k , V_{max} та t_0). Це дозволило врахувати геопросторові та безпекові фактори, зберігши при цьому кінцеву прогностичну криву макрорівня повністю прозорою («білою скринькою») та економічно інтерпретованою для прийняття інвестиційних рішень стейкхолдерами.

У майбутньому доцільно розширити запропоновану модель, інтегрувавши в неї специфічні регіональні компоненти, параметри енергоефективності об'єктів, а також рівень репутації та довіри до конкретних забудовників.

Список літератури:

1. Білоброва Т. О. Циклічність як важлива характеристика розвитку ринку нерухомості. *Економіка та держава*. 2018. № 1. С. 64–68.
2. Воронін В. О., Лянце Е. В., Мамчин М. М. Аналітика ринку нерухомості: методологія та принципи сучасної оцінки : монографія. Львів : Магнолія, 2014. 304 с.
3. Єрошенко О. За межами «економ» і «преміум»: чому Україні потрібна нова система класифікації житла. *Property Times*. 2026. URL: https://propertytimes.com.ua/residential_property/za_mezhamy_ekonom_i_premium_chomu_ukrayini_potribna_nova_systema_klasyfikatsiyi_zhytla (дата звернення: 17.06.2026)
4. Здрок В. В., Лагоцький Т. Я. Економетрія : підручник. Київ : Знання, 2015. 541 с.
5. Павлов К. Ринок житлової нерухомості України у воєнний час. *Актуальні проблеми науки, освіти та суспільства: світові тенденції та регіональний аспект*: матеріали І Міжнар. наук.-практ. конф. (м. Луцьк, 20 березня 2024 р.). Луцьк : ФОП Мажула Ю. М., 2024. С. 97–106.
6. Петрова А. Ю., Ледахівський А. В., Поморцева О. Є., Кобзан С. М. Інтелектуальне геоінформаційне моделювання та прогнозування ринку нерухомості. *Innovative Approaches in Modern Science and Technology*: Збірник наукових праць з матеріалами 3-ї Міжнародної наук.-практ. конф. (Лісабон, 12-14 листоп. 2025 р.). С. 188–197.
7. Сайт «DIM.RIA». URL: <https://dom.ria.com/uk/> (дата звернення: 14.07.2026)
8. Сайт «ЛЮН». Статистика нерухомості. URL: <https://misto.lun.ua/stat/kyiv> (дата звернення: 14.07.2026)
9. Li X., Li J., Li W. Integrating GIS and Deep Learning for High-Precision Housing Price Prediction. *Applied Geography*. 2022. Vol. 148. Art. 102805.
10. Zhang G., Li F., Feng R., Wang J., Chu Y., Mo X. System Stability based on Logistic Growth Model. *Procedia Computer Science*. 2025. Vol. 262. P. 795–803.

References:

1. Bilobrova T. O. (2018) Tsyklichnist yak vazhlyva kharakterystyka rozvytku rynku nerukhomosti [Cyclicalities as an important characteristic of real estate market development]. *Ekonomika ta derzhava*, no. 1, pp. 64–68. (in Ukrainian)
2. Voronin V. O., Liantse E. V., Mamchyn M. M. (2014) *Analitika rynku nerukhomosti: metodolohiia ta pryntsyipy suchasnoi otsinky* [Real estate market analytics: methodology and principles of modern valuation]. Lviv: Magnolia. (in Ukrainian)
3. Yeroshenko O. (2026) Za mezhamy “ekonom” i “premium”: chomu Ukraini potribna nova systema klasyfikatsii zhytla [Beyond “economy” and “premium”: why Ukraine needs a new housing classification system]. *Property Times*. Available at: https://propertytimes.com.ua/residential_property/za_mezhamy_ekonom_i_premium_chomu_ukrayini_potribna_nova_systema_klasyfikatsiyi_zhytla (accessed [17.06.2026]). (in Ukrainian)
4. Zdrok V. V., Lahotskyi T. Ya. (2015) *Ekonometriia* [Econometrics]. Kyiv: Znannia. (in Ukrainian)
5. Pavlov K. (2024) Rynok zhytlovoi nerukhomosti Ukrainy u voiennyi chas [Residential real estate market of Ukraine in wartime]. Proceedings of the *Aktualni problemy nauky, osvity ta suspilstva: svitovi tendentsii ta rehionalnyi aspekt* (Ukraine, Lutsk, March 20, 2024), Lutsk: FOP Mazhula Yu. M., pp. 97–106. (in Ukrainian)
6. Petrova A. Yu., Ledakhivskiy A. V., Pomortseva O. Ye., Kobzan S. M. (2025) Intelktualne heoinformatsiine modeliuvannia ta prohnozuvannia rynku nerukhomosti [Intelligent geoinformation modeling and forecasting of the real estate market]. Proceedings of the *Innovative Approaches in Modern Science and Technology* (Portugal, Lisbon, November 12–14, 2025), pp. 188–197. (in Ukrainian)
7. DIM.RIA (n.d.) Sait «DIM.RIA» [DIM.RIA website]. Available at: <https://dom.ria.com/uk/> (accessed 14 July 2026). (in Ukrainian)
8. LUN (n.d.) *Statystyka nerukhomosti* [Real estate statistics]. Available at: <https://misto.lun.ua/stat/kyiv> (accessed 14 July 2026). (in Ukrainian)
9. Li X., Li J., Li W. (2022) Integrating GIS and Deep Learning for High-Precision Housing Price Prediction. *Applied Geography*, vol. 148, art. 102805.
10. Zhang G., Li F., Feng R., Wang J., Chu Y., Mo X. (2025) System Stability based on Logistic Growth Model. *Procedia Computer Science*, vol. 262, pp. 795–803.

MODELING POST-WAR REAL ESTATE MARKET RECOVERY: THE ROLE OF HOUSING CLASS AND STRUCTURAL BREAKS

The full-scale war in Ukraine since 2022 has exposed the national real estate market to an exceptional degree of volatility, layering acute military risk on top of the macroeconomic pressures that already shape housing values. Reliable forecasting of the post-war recovery trajectory is therefore not only an academic question but a practical necessity for developers, investors, and the public authorities responsible for reconstruction planning, since it underpins the efficient allocation of capital and the restoration of confidence among domestic and foreign stakeholders. A central limitation of the existing analytical toolkit is its tendency to treat the real estate market as a single, undifferentiated entity. Most forecasting approaches apply one uniform trajectory to describe recovery, disregarding the fact that different housing classes – economy, comfort, business, and premium – are shaped by distinct buyer profiles, financing mechanisms, and risk tolerances, and can be expected to respond to the same exogenous shock in markedly different ways. This raises

the question of whether housing class should be treated as a structural parameter within recovery models rather than a secondary characteristic. A second issue concerns the treatment of historical disruption. The market has already passed through several severe structural breaks – the 2008 global financial crisis, the onset of armed aggression in 2014, and the full-scale invasion of 2022 – each of which altered its trajectory in ways a smooth, continuous model cannot adequately capture. This raises the methodological question of how such discrete shocks can be formally built into a recovery model without sacrificing the interpretability that stakeholders require for sound decision-making. A third, related issue is the growing role of artificial intelligence and geospatial analytics in real estate forecasting. Machine learning and geospatial artificial intelligence (GeoAI) methods offer considerable power for capturing non-linear, spatially heterogeneous patterns, including the uneven pace of recovery across front-line, de-occupied, and rear territories, yet their predictions are frequently criticized as a "black box" with limited economic interpretability. This tension raises the question of how geospatial artificial intelligence can be integrated into a forecasting architecture in a way that preserves transparency for end users rather than substituting one opaque estimate for another. Taken together, these considerations point to the need for a forecasting framework that unites three elements rarely combined in existing research: differentiation by housing class, formal treatment of historical structural breaks, and the calibrating power of geospatial artificial intelligence, within an economically interpretable structure. Addressing this combination of issues is essential for producing forecasts that are methodologically robust and genuinely usable by developers, investors, and state institutions engaged in planning the post-war reconstruction of Ukraine's housing sector.

Key words: real estate market, post-war recovery, logistic model, structural breaks, housing class, geospatial artificial intelligence (GeoAI), econometric modeling.

Дата надходження статті: 15.07.2026

Дата прийняття статті до публікації: 12.08.2026

Дата публікації статті: 06.10.2026