

Комбінований нейромережевий підхід для детермінованої та імовірнісної вартісної оцінки активів

Якубовський В.В.

Доктор технічних наук, професор кафедри міжнародного бізнесу Інституту міжнародних відносин Київського національного університету ім. Тараса Шевченка

Бичков О.С.

Кандидат фізико-математичних наук, завідувач кафедри програмних систем і технологій факультету інформаційних технологій Київського національного університету ім. Тараса Шевченка

Щерба А.О.

Аспірант факультету інформаційних технологій Київського національного університету ім. Тараса Шевченка

Мета статті. Обґрунтування доцільності використання комбінованого підходу, що об'єднує штучні нейронні мережі та принципи кластеризації, та розроблення на цієї основі загальної структурованої моделі штучних нейронних мереж. Порівняння цього підходу з існуючими алгоритмами для розв'язання цієї задачі і обґрунтування доцільності його використання для детермінованої та діапазонної оцінки вартості.

Постановка проблеми. Положення про багатофакторний характер вартісної оцінки майна не вимагає додаткового обґрунтування, оскільки є досить очевидним. При чому сукупність зовнішніх та внутрішніх факторів які впливають на ринкову вартість того чи іншого активу залежить від властивостей цього активу, його положенню на відповідному ринку, розвиненості та особливостей самого ринку та багатьох інших впливів. Загальний рівень ринкової вартості як раз і формується під комплексною дією всього різноманіття специфічних для даного активу та найбільш характерних для нього факторів.

Дослідження, які були проведені в цьому напрямку показують, що в загальному випадку кількість факторів, під впливом яких формується ринкова вартість, може сягати сотне і більше [1]. Навіть стандартизована форма звіту про вартісну оцінку житлової нерухомості, яка загальноприйнята в США при

проведенні цих робіт, містить більш ніж 40 ціноутворюючих параметрів цього типу майна [2].

З цього випливає декілька важливих висновків. Перший з них полягає в індивідуальному характері кожного об'єкту оцінки, що методологічно ускладнює застосування класичних методів теорії математичної статистики, вимагаючи проведення додаткового обґрунтування наявності однорідності вибірки при формуванні вартості на основі методу аналогів в порівняльному підході. В разі підтвердження або прийняття з певними припущеннями наявності однорідності вибірки виникає друге пов'язане з цим питання необхідного її розміру для отримання статистично обґрунтованих висновків.

В теорії статистики мінімально необхідний об'єм вибірки при визначенні середніх n_{min} встановлюється як [3, с. 313]:

$$n_{min} = t^2(\alpha; k) s^2 / \delta^2, \quad (1)$$

де

$t(\alpha; k)$ – двосторонній t – критерій Стьюдента для заданого рівня значущості α та кількості ступенів свободи $k = n - 1$. Значення цього критерію табульовані для відповідних рівнів α та k ;

s – середньоквадратичне відхилення, яке очікується з попереднього досвіду або аналогічних вибірок;

δ – задана точність визначення.

Найбільші складнощі пов'язані з визначенням середньоквадратичного відхилення s , або дисперсії вибірки $\sigma = s^2$, оскільки систематизованих досліджень з узагальнюючими результатами для матеріальних активів вітчизняного ринку в цьому напрямку авторам невідомі. Враховуючи порівняльний характер цього розділу аналізу в якості нижньої границі дисперсії вибірки використані статистичні дані Асвата Дамодорана для дисперсії вартості житлового майна в країнах що розвиваються [4].

Виконані розрахунки для прийнятої точності визначення на рівні $\delta = 0,90$ демонструють стрімке зростання мінімально необхідної кількості аналогів, яке значно перевищує 5-6, для рівнів значущості вище $\alpha > 0,95$ при $k > 3$. Для кількості ступенів свободи $k = 2$ таке зростання має місце навіть починаючи з рівня значущості $\alpha = 0,90$ (рис.1). Таким чином, навіть при наявності однорідних вибірок отримання дійсно надійних результатів вартісної оцінки вимагає наявності та обробки досить значної кількості аналогів, яка суттєво перевищує їх загальноприйняту при проведенні практичних вартісних робіт кількість.

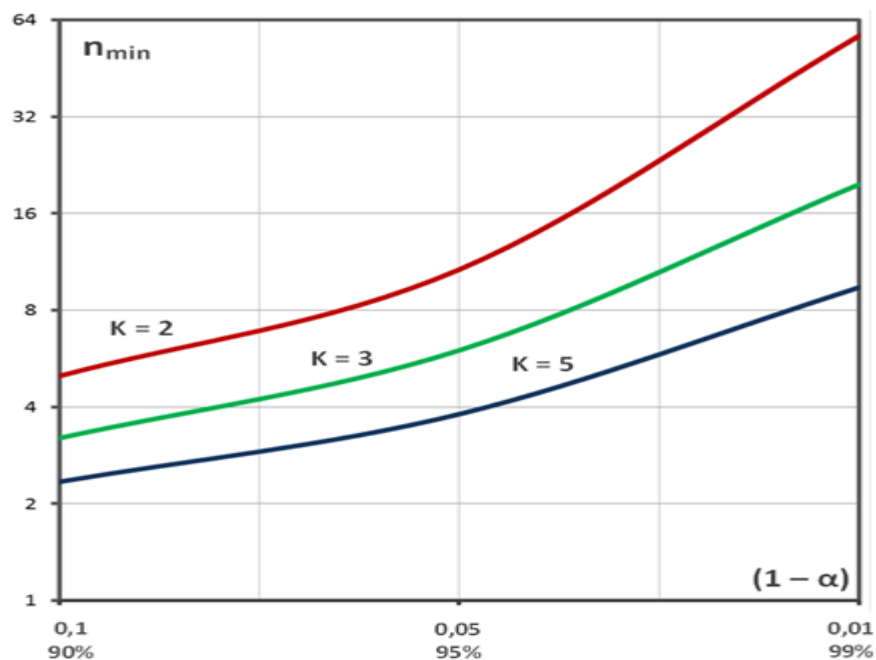


Рис.1. Залежність мінімально потрібного розміру вибірки n_{min} від рівня значущості α для різних ступенів свободи k .

При наявності великої кількості ціноутворюючих факторів, які тією чи іншою мірою впливають на вартість активу, ще однією з складнощів є їхня нестабільність в часі. Як і рівень впливу на вартість, ступень цієї нестабільності є різною і залежить від специфіки самих факторів та особливостей їхнього впливу в кожному конкретному випадку. Все це призводить до досить складної картини загального ціноутворення, яке формується під впливом великої кількості факторів, що мають стохастичну природу.

Наслідком цього є природня недетермінованість процесу формування вартості активів. Одним з перших на імовірнісний характер вартості вказав Р. Раткліф, який запропонував розглядати її розмір як найбільш імовірний [5, с.26]. Більшість сучасних академічних праць з оцінки тією чи іншою мірою розглядають вартість як імовірнісну величину [1, с. 17; 6, с. 161]. Таке розуміння вартості при її експертній оцінці поступово знаходить відображення і в сучасних міжнародних стандартах оціночної діяльності. Зокрема, в останньої редакції європейських стандартів оцінки EVS-2016 прямо вказується, що «ринкова вартість є найбільш імовірною ціною, яку можна очікувати на відкритому ринку на дату оцінки...» [7, с. 22]. Цілком аналогічним за змістом є трактування базового поняття ринкової вартості і в нещодавно опублікованій останньої версії міжнародних стандартів оцінки IVS-2017 [8, с.18].

Виходячи з цього при визначенні вартості об'єкту оцінки треба розглядати не точковий вимір, а переважно розподіл ймовірностей значень. Але ж з урахуванням зазначеного вище відносно впливу на вартість великої

кількості ціноутворюючих факторів, які є стохастичними за своєю природою, це завдання не виглядає досить простим. Дійсно, навіть при лінійному відображенні залежності вартості V від ціноутворюючих факторів $F_i (i=1, \dots, n)$, середнє значення вартості отримуємо в вигляді

$$V = a_1 F_1 + a_2 F_2 + a_3 F_3 + \dots + a_n F_n = \sum a_i F_i, \quad (2)$$

де a_i – коефіцієнти ступені впливу відповідно факторів F_i . В формулі (2) мають використовуватись середні значення факторів F_i відповідно.

Для визначення дисперсії розподілу вартості σ_v в випадку статистично незалежних факторів F_i маємо використовувати вираз [9, с. 182]:

$$\sigma_v^2 = \sum a_i^2 \sigma_i^2, \quad (3)$$

де σ_i – дисперсії факторів впливу F_i .

В загальному випадку де яка кількість факторів F_j з їх загальної чисельності F_n статистично зв'язані з факторами F_i , що ускладнює рівняння (3) та потребує врахування коефіцієнтів кореляції ρ_{ij} між ними:

$$\begin{aligned} \sigma_v^2 &= \sum a_i^2 \sigma_i^2 + 2 \sum \sum_{1 < i < j < n} a_i a_j \rho_{ij} \sigma_i \sigma_j, \\ \text{або } \sigma_v^2 &= \sum a_i^2 \sigma_i^2 + 2 \sum \sum_{1 < i < j < n} a_i a_j \text{COV}(F_i; F_j) \end{aligned} \quad (4)$$

Таким чином, для визначення параметрів розподілу вартості в загальному випадку необхідно не тільки встановити перелік факторів впливу, ступень цього впливу та міру його розкиду. Необхідно також визначити статистично залежні фактори та встановити міру цієї залежності. Зрозуміло, що в практичному плані це завдання в прямій аналітичній постановці виглядає важким для розв'язання. Це значною мірою також обмежує можливість застосування для визначення параметрів розподілу вартості методів статистичного моделювання, які передбачають використання тієї самої статистичної інформації.

Слід також зазначити, що використання рівнянь (2), ..., (4) є найбільш обґрунтованими для змінних, які мають нормальний закон розподілу. При наявності суттєвого відхилення від цього закону визначення параметрів розподілу складних функцій стає ще більш громіздким. Все це вимагає пошуку принципово інших підходів до визначення вартості активів як найбільш імовірної величини та встановлення відповідних параметрів її розкиду.

Поточні дослідження і аналіз публікацій. Найбільш традиційним підходом для оцінки вартості майна є багатофакторний регресійний аналіз (БРА) [10, 11]. Проте серед недоліків цього підходу автори цих оглядових публікацій виділяють важкість побудови регресійної моделі та чутливість до

надійності її параметрів, що знову ж повертає нас до вказаних вище обмежень при застосуванні підходів, в основу яких покладено використання моделі багатофакторного регресійного аналізу.

Поряд з досить розповсюдженими намаганнями застосування багатофакторного регресійного аналізу для цілей вартісної оцінки, особливо при проведенні масовій оцінки нерухомості, у зв'язку з тими складнощами та обмеженнями, які зустрічає використання цього класичного підходу, виникає необхідність розгляду можливостей, що надають інші більш сучасні та придатні аналітичні методи та моделі. До їх числа відносяться моделі, в основу яких покладена методологія штучних нейронних мереж [12]. Їх ключова ідея полягає у моделюванні різноманітних процесів на підставі попередніх історичних даних цих процесів. При цьому ці історичні дані використовуються для настроювання адекватного функціонування нейронної мережи в процесі її навчання.

До числа головних переваг застосування даного підходу, які впливають з особливостей самих нейронних мереж, відносяться наступні. Перш за все зникає необхідність у аналітичній моделі процесу, функції якої виконує сама нейронна мережа. З цього випливає відсутність необхідності встановлювати не тільки форму самої аналітичної моделі але й кількісні параметри її коефіцієнтів. Загальний математичний вигляд процесу функціонування нейронної мережи описується наступним рівнянням:

$$y_k = \varphi \sum (\omega_{kj} x_j), \quad (5)$$

де x_j – вхідні сигнали, ω_{kj} – синапсичні ваги нейрону; y_k – вихідні сигнали; $\varphi(\cdot)$ – функція активації.

Це обумовлює ще одну суттєву перевагу нейронних мереж у порівнянні з іншими аналітичними моделями, які описуються співвідношеннями типу (2), яка полягає в можливості моделювання процесів, які є не просто складними а й нелінійними за своєю природою.

Важливими перевагами моделювання процесів на основі нейронних мереж є їх здатність до самонавчання, що додає їм властивостей адаптації до змін процесу в часі та стійкість до статистичних шумів. Це відкриває також можливість застосування нейро-мережових для моделювання стохастичних за своєю природою процесів.

Тому у наш час застосування штучних нейронних мереж привертає все більший інтерес для вирішення різних задач класифікації і оцінювання в тому числі в економічній сфері. Але ж ефективність використання даного підходу

все ще є відкритим питанням та викликає деякі сумніви. У різних джерелах можна знайти різні оцінки з цього питання.

Так, за даними робіт [13, 14] штучні нейронні мережі перевершують за результатами інші алгоритми включаючи багатофакторний регресійний аналіз. На відміну від цього у роботі [15] штучні нейронні мережі не демонструють особливого покращення у порівнянні з іншими алгоритмами. Деякі автори висловлюють занепокоєність тим, що штучні нейронні мережі працюють з даними не досить прозоро, нагадуючи відомі з теорії управління та кібернетики “чорні скрині” [16].

В той же час ефективність використання штучних нейронних мереж може бути підсиленою в разі застосування багатошарових мереж з різною комбінацією типів самих мереж. Спираючись на це після попереднього аналізу в роботі авторів [17, с. 147] запропонована загальна нейромережева модель, в якій для різних етапів та елементів вартісної оцінки нерухомості використовується поєднання багатошарового перцептронну та мереж Хаммінга, Кохонена і Хопфилда.

Крім того, одним з базових алгоритмів для оцінки вартості об’єктів нерухомості є метод k-середніх. Він використовує лише координати об’єкту, щоб визначити його цінову зону. Незважаючи на те, що даний підхід використовує лише малу частину доступних характеристик об’єкту оцінювання, метод k-середніх згідно даних роботи [18], демонструє прийнятні результати. Саме це дає підстави для його використання в якості базового алгоритму при порівнянні з іншими.

Проте метод k-середніх має ще одну особливість, про яку рідко згадують у літературі, а відповідно й мало використовують на практиці. Він може давати не тільки детерміновані, а й діапазонні для заданих ймовірностей оцінки ціни. Результати проведених попередніх обчислювань свідчать, що розподіл цін об’єктів у кластерах, які були побудовані на навчальній вибірці, співпадає з розподілом цін на тестовій вибірці, що є цілком природнім, оскільки обидві вибірки належать до тієї ж самої генеральної сукупності.

Тому, якщо задати певний рівень точності оцінки, спираючись на розподіл цін отриманий на навчальній вибірці, для кожного кластеру можна побудувати діапазон цін, які будуть мати заданий рівень точності. Таким чином, для заданого рівня точності у кожному кластері за даними з навчальної вибірки мають бути розраховані відповідні перцентилі, значення яких і є ціновим діапазоном для відповідних кластерів. Наприклад, рівню 50 % точності відповідають 25-ий і 75-ий перцентилі, тоді як для 60 % точності цю пару становлять 20-ий та 80-ий перцентилі.

Очевидно, що для навчальної вибірки алгоритм поверне цілком коректні результати, оскільки задана точність буде повністю співпадати з процентним відношенням кількості об'єктів, ціна яких потрапила до отриманого діапазону перцентилей.

Для тестової вибірки, яку використовували автори, результати були трохи гіршими, проте досить близькими до заданої точності.

На відміну від методу k-середніх багатосаровий персептрон може використовувати усі характеристики об'єктів, що містяться у навчальній вибірці. При тестуванні на вибірці, що містить дані українського ринку нерухомості, обидва ці методи продемонстрували, як впливає з порівняння даних Таблиці 1, близькі результати.

Крім того слід зазначити, що обидва алгоритми мають одну схожу проблему. Вони обидва мають внутрішній параметр, який впливає на результати роботи алгоритму. Для k-середніх це кількість кластерів, а для персептрону це кількість нейронів. Причому в обох алгоритмів існує певне значення параметру, після якого результати алгоритму перестають покращуватися.

Базуючись на цих відправних положеннях, автори запропонували комбіновану дворівневу нейромережеву модель, яка поєднувати ідеї обох розглянутих алгоритмів.

Навчання цієї моделі здійснюється за наступним поетапним алгоритмом:

- 1) На першому рівні первинні дані ринку нерухомості кластеризуються за допомогою мережі Кохонена, яка використовує лише координати об'єктів.
- 2) Для кожного кластеру підраховується середнє значення вартості і створюється окремий персептрон.
- 3) В якості вхідних значень персептрон буде використовувати усі характеристики об'єктів, а в якості вихідного значення різниця між фактичною вартістю конкретного об'єкту і середнім значенням для всього кластеру.
- 4) На другому рівні відбувається навчання усіх персептронів відповідно до результатів кластеризації.
- 5) Усі об'єкти у кластері передаються персептрону і його результат віднімається від вартості об'єкту.
- 6) Ці значення зберігаються у кластері
- 7) Перцентилі розраховуються базуючись на отриманих значеннях.

Діапазонне оцінювання відбувається наступним чином:

- 1) На першому рівні об'єкт класифікується мережею Кохонена
- 2) На другому рівні розраховується значення відповідного перспетрону. Це значення зберігається.
- 3) Обирається точність цінового діапазону.
- 4) Обираються відповідні персентилі
- 5) До значень персентилей додається значення з кроку 2
- 6) Отриманий діапазон і є результатом.

Звичайне оцінювання відбувається наступним чином:

- 1) На першому рівні об'єкт класифікується мережею Кохонена
- 2) На другому рівні розраховується значення відповідного перспетрону.
- 3) До середнього значення вартості кластеру, обраного на кроці 1, додається значення отримане від перспетрону, вираховане на кроці 2
- 4) Отриманий результат і є оцінкою вартості об'єкту.

Для перевірки ефективності роботи запропонованого алгоритму виконане порівняння його результатів з методом k-середніх і штучними нейронними мережами. Для перевірки діапазонного оцінювання буде використовуватися лише метод k-середніх.

Для тестування використовується вибірка, що складається з даних, зібраних з різних оголошень про продаж нерухомості і має фіксований набір таких ціноутворюючих характеристик об'єктів як площа, загальний технічний стан, координати, етажність. Оскільки ці дані були отримані з відкритих джерел, які формувались з оголошень, то вони були додатково відфільтровані, щоб мінімізувати долю помилок за рахунок нерелевантних даних.

Для навчання використовується вибірка, що містить ~35 тисяч об'єктів нерухомості, для тестування – вибірка з ~2500 об'єктами. В якості вартості об'єкту використовується ціна за квадратний метр. Середня вартість першої вибірки складає 631,37 доларів за квадратний метр. Середня вартість другої вибірки – 653,48.

При обробці будь якої значної за розмірами та гетерогенною за змістом статистичної інформації, як правило, виникає питання визначення та видалення з вибірки відвертих викидів. Досить широкий спектр критеріїв та підходів обробки статистичних викидів, які запропоновані в математичній статистиці, включаючи один з найбільш поширених критерій Махаланобіса, розроблені для регресійних моделей [18, с. 78]. З цієї причини вони містять параметри, які пов'язані з відповідною структурою цих моделей, що унеможливило їхнє використання в даній моделі. Тому обробка статистичних викидів, як в більшу

так і в меншу сторони, в даній роботі проводилась з використанням більш загального критерію Шовене, критичне значення якого відповідає рівню імовірності близькому до 95 %, або 2-м стандартним відхиленням вибірки.

Порівняння результатів вартісної оцінки проводилось для 3-х моделей розрахунку, які використовують наступні алгоритми:

- 1) Перцептрон з одним прихованим шаром, що складається зі 100 нейронів (N100).
- 2) k-середніх з 400 кластерами (K400).
- 3) Дворівнева нейронна мережа з 40 кластерами та перцептронами, що містять по 10 прихованих нейронів для кожного кластеру(G40/10).

Для оцінки ефективності запропонованих алгоритмів використовується досить проста метрика у вигляді середньої абсолютної похибки в абсолютному значенні та у відсотках.

Отримані результати тестування, які надані у Таблиці 1, виглядають наступним чином:

Таблиця 1

Порівняння вартісної оцінки алгоритмів на навчальній та тестовій вибірках

Алгоритм	Навчальна вибірка		Тестова вибірка	
	Похибка, дол. США	Похибка, %	Похибка, дол. США	Похибка, %
N100	164.375	30.920	167.680	29.975
K400	152.774	27.621	159.8180	27.089
G40/10	151.188	27.181	154.489	26.627

Як випливає з Таблиці 1, похибка результатів, отриманих при застосуванні дворівневої нейронної мережі з 40 кластерів і 10 прихованими нейронами в кожній мережі нижче, ніж у класичної нейронної мережі зі 100 нейронами і порівняна з її значеннями у моделі k-середніх з 400 кластерами. Таким чином, незважаючи на набагато меншу кількість нейронів і кластерів запропонований комбінований підхід демонструє вищу ефективність, що забезпечує йому відповідні переваги.

Для випадку діапазонного оцінювання, комбінований підхід порівнюється з методом k-середніх з тим же числом кластерів ($k = 40$). Основною метрикою

для цього порівняння є середній розмір цінового діапазону для заданого рівня точності. Тестування проводилося для кожного рівня точності в діапазоні від 10% до 90% з кроком у 10%. Результати цього тестування представлені в Таблицях 2 і 3. В останньому стовпці цих таблиць відображено, на скільки відсотків середній діапазон дворівневої нейромережевої моделі менше, ніж середній діапазон, отриманий за методом k-середніх.

Таблиця 2

Порівняння діапазонної оцінки для навчальної вибірки

Дворівнева ШНМ		k-середніх		Різниця результатів у відсотках
Точність	Середній діапазон	Точність	Середній діапазон	
0,9	637,761	0,901	835,287	30,972
0,8	446,512	0,801	621,66	39,226
0,7	336,658	0,701	482,94	43,452
0,6	260,666	0,602	383,182	47,001
0,5	200,571	0,503	305,276	52,204
0,4	152,600	0,402	236,596	55,044
0,3	110,569	0,302	172,65	56,147
0,2	70,938	0,204	112,237	58,219
0,1	36,187	0,103	55,101	52,267
Середня різниця у відсотках				48,281

Як видно з таблиці 2 дворівнева нейромережева модель показує набагато вищу ефективність, ніж метод k-середніх з тим же числом кластерів. Ця різниця є тим більшою, чим менше задана точність і знаходиться в діапазоні від 30 до 60 відсотків. В середньому для всіх протестованих діапазонів точності ця перевага складає 48,281%.

Крім того, слід зазначити, що в комбінованому підході реально отримана точність розрахунків не відрізняється від заданої, тобто даний алгоритм не втратив у точності для навчального набору даних. Невелике поліпшення точності алгоритму k-середніх для навчального набору даних можна пояснити тим фактом, що деякі кластери можуть мати менше 20 елементів, тому значення персентилів, що використовуються у алгоритмі не співпадає з реальним, і вони відповідають злегка спотвореним або зміщеним значенням точності, наприклад 61% персентиль замість 60% .

Порівняння діапазонної оцінки для тестової вибірки

Дворівнева ШНМ		k-середніх		Різниця, %
Точність	Середній діапазон	Точність	Середній діапазон	
0,89	646,95	0,902	859,576	32,866
0,783	450,593	0,803	638,929	41,797
0,685	339,624	0,701	495,63	45,935
0,579	262,351	0,607	392,859	49,746
0,478	201,813	0,503	314,739	55,956
0,376	153,383	0,406	243,603	58,819
0,278	111,469	0,302	178,865	60,462
0,171	71,344	0,198	116,831	63,756
0,091	36,203	0,108	57,776	59,59
Середня різниця у відсотках				52,103

Для тестової вибірки даних перевага у ефективності дворівневої нейромережевої моделі над алгоритмом k-середніх зберігається. Метод k-середніх все ще має трохи кращі ніж задані значення реальної точності. На відміну від цього комбінований підхід показав дещо гірші результати реальної точності. У найгіршому випадку для заданого рівня точності у 40 % він демонструє на 2,4% меншу точність ніж задана.

Це можна пояснити наслідками використання нейронних мереж у кластері. Вони мають певну похибку на тестових даних, і для деяких об'єктів ця похибка є більше, ніж кінцевий ціновий діапазон, що призводить до того, що незначна частина об'єктів випадає з відповідного діапазону цін, а отже реальна точність зменшується.

В той же час, незважаючи на цю незначну втрату точності, середній розмір діапазону для комбінованого алгоритму в середньому на 52,103% менше. Щоб знизити ефекти від втрати точності можна трохи збільшити задану точність (на 2-3%), щоб реальна точність зберіглася на бажаному рівні, при такій оптимізації комбінований підхід буде як і раніше показувати кращу ефективність оцінювання, ніж алгоритм k-середніх. Він також продовжує демонструвати більшу перевагу в ефективності за менших значеннях заданої точності розрахунків.

Як демонструють результати надані в таблицях 2 і 3, ефективність дворівневої нейромережевої моделі значно перевищує її рівень для методу k-середніх. На навчальній вибірці реальна точність відповідає заданим значенням і діапазони цін в середньому на 48% менші. На тестовій вибірці реальна

точність незначно знижується (на 1-3%), проте перевага у середньому розмірі цінового діапазону зберігається на тому ж рівні.

Цей загальний висновок дозволяє з впевненістю використовувати запропонований комбінований нейромережевий підхід як для детермінованої так і імовірнісної оцінки вартісних показників нерухомості та інших активів при застосуванні порівняльного підходу.

Висновки. Виконаний аналіз продемонстрував складнощі які зустрічаються на шляху використання прямих аналітичних рішень при проведенні робіт з вартісної оцінки активів, заснованих, перш за все, на підходах в основу яких закладаються моделі класичного багатофакторного регресійного аналізу. Підкреслено, що ці складнощі з формуванням структури самої аналітичної моделі та визначенням числових значень її параметрів, особливо для імовірнісних розрахунків, є важко переборними, що вимагає пошуку більш ефективних аналітичних рішень.

В роботі запропоновано нову комбіновану дворівневу нейромережеву модель для вартісної оцінки об'єктів нерухомості та інших активів. Основа ідея цієї моделі полягає у тому, щоб поєднати кластеризацію об'єктів нерухомості за географічними координатами і оцінювання за допомогою перцептронів з метою максимально ефективного використання ціноутворюючих характеристик існуючих ринкових даних.

Результати апробації запропонованої моделі показують, що при значно меншій кількості кластерів вона демонструє схожі результати з методом k-середніх, а для діапазонної оцінки при рівній кількості кластерів значно їх перевершує.

Ефективність роботи даної моделі для діапазонної оцінки дозволяє казати про обнадійливі перспективи її використання для побудови системи оцінювання вартості об'єктів ринку нерухомості не тільки у детермінованої, але і в імовірнісній постановці.

Літературні джерела

1. Kummerov M. Theory for Real Estate Valuation: An Alternative Way to Teach Real Estate Price Estimation Methods, Brisbane, 2003. Електронний ресурс-режим доступу.
http://www.prres.net/papers/kummerow_theory_for_real_estate_valuation_an_alternative_way_to_teach_real_estate_price_estimation_methods.pdf
2. Uniform Residential Appraisal Report. Електронний ресурс. Режим доступу.
<http://www.usc.edu/vh/admissions/EmailCampaign/undergrad/6F65.pdf>
3. Гмурман В. Е. Теория вероятностей и математическая статистика. 9-е изд.- М. Высшая школа, 2003.- 479 с.
4. Aswat Damodaran. Електронний ресурс. Режим доступу.
http://people.stern.nyu.edu/adamodar/New_Home_Page/datacurrent.html#corp_gov
5. Ratcliff R. U. Valuation for Real Estate Decisions. The Forward, Democrat Press, 1972.- 320 p.
6. Воронін В.О., Лянце Е.В., Мамчин М.М. Аналітика ринку нерухомості: методологія та принципи сучасної оцінки.- Львів: вид-во «Магнолія 2006», 2014.- 304 с.
7. European Valuation Standards EVS-2016. 8-th edition/ TEGoVA, 2016.- Gillis nv/sa, 2016.- 370 p.
8. International Valuation Standards 2017. IVSC, 2017.- 115 p.
9. Montgomery D.C., Ronger G.C. Applied Statistics and Probability for Engineers. 3-rd edition., 2003.- 763 p.
10. Adair A., McGreal S. The Application of Multiple Regression Analysis in Property Valuation. Journal of Property Valuation and Investment, 1988, 6, p.57-67.
11. Mark J., Goldberg M. A. Multiple regression analysis and mass assessment: A review of the issues //Appraisal Journal. – 1988. – Т. 56. – №. 1.
12. Хайкин Саймон. Нейронные сети. Полный курс. 2-е изд.: пер. с англ.- М.: Изд. Дом «Вильямс», 2006. - 1104 с.
13. Peterson S., Flanagan A. Neural network hedonic pricing models in mass real estate appraisal //Journal of Real Estate Research. – 2009.
14. Limsombunchao V. House price prediction hedonic price model vs. artificial neural network. – 2004.
15. Zurada J., Levitan A., Guan J. A comparison of regression and artificial intelligence methods in a mass appraisal context //Journal of Real Estate Research. – 2011.
16. Lenk M. M., Worzala E. M., Silva A. High-tech valuation: should artificial neural networks bypass the human valuer //Journal of Property Valuation and Investment. – 1997. – Т. 15. – №. 1. – С. 8-26.

17. Якубовський В.В., Бичков О.С. Загальна нейромережева модель порівняльного підходу вартісної оцінки матеріальних і нематеріальних активів/ Актуальні проблеми міжнародних відносин. Зб. наукових праць. Випуск 127 (Частина II) – К.: КНУ ім. Тараса Шевченка, Інститут міжнародних відносин, 2016. – с. 144-151.
18. Penny K.I. Appropriate Critical Values when Testing for a Single Multivariable Outlier by Using the Mahalanobis Distance// Applied Statistics, 1996, v. 45, № 1, p. 73-81.
19. Bourassa S., Cantoni E., Hoesli M. Predicting house prices with spatial dependence: A comparison of alternative methods //Journal of Real Estate Research. – 2010.