

**Ігор Миколайович ПІСТУНОВ**

д.т.н., професор, Національний технічний університет "Дніпровська політехніка"

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-9041-8368>e-mail: [pistunovi@gmail.com](mailto:pistunovi@gmail.com)**Іван Денисович КАПІНУС**

студент, Національний технічний університет "Дніпровська політехніка"

ORCID: <https://orcid.org/0009-0003-8765-7266>e-mail: [kapinus.i.d@nmu.one](mailto:kapinus.i.d@nmu.one)**ЕКОНОМІКО-МАТЕМАТИЧНА МОДЕЛЬ ЦІНИ НА ЖИТЛОВУ НЕРУХОМІСТЬ У МІСТІ ДНІПРО**

У статті розроблено економіко-математичну модель цін на житло у місті Дніпро. За даними цін на 2024 р. модель побудовано на базі нейронних сіток і вона включає в себе кластеризацію даних, які розбито на 6 груп з наступною побудовою шести регресійних моделей. Розрахунок ціни починається з класифікації параметрів квартири з наступним вибором кластера за яким і знаходиться ціна. Перевірка точності моделі на даних, які не включено до побудови моделі, показала середнє відхилення в межах 7 %.

**Ключові слова:** ціни на житло у місті Дніпро, нейронні сітки, кластерний аналіз, класифікація, регресійна модель

**ВСТУП**

Найбільш часто вживаним методом визначення ціни на житло є порівняльний метод [1].

Передусім він, на відміну від інших підходів, не має певних недоліків. Наприклад, у застосуванні витратного підходу можна зіштовхнутися з тим, що витрати можуть не дорівнювати ринковій вартості, що може призвести до досить вагомих похибок. Також може виникнути проблема у розрахунках накопиченого зносу для старих об'єктів нерухомості через те, що ця процедура є досить складною.

Стосовно дохідного підходу, то його не завжди можна застосувати через те, що оцінювання відбувається на основі доходу, який може бути отримано з нерухомості. Також цей метод не рекомендовано застосовувати під час криз через можливу нестабільність ймовірних грошових надходжень.

Відповідно порівняльний методичний підхід не має подібних обмежень, та водночас він дає змогу врахувати поточну ситуацію на ринку, що робить його найкращим для застосування.

Алгоритм порівняльного методу легко автоматизувати для розрахунків на комп'ютері. Автоматичне визначення цін на житло – це процес, що стає все більш важливим у сучасному світі, де ринок нерухомості постійно зростає й змінюється. Завдяки розвитку технологій та застосуванню штучного інтелекту, можливо автоматизувати процес визначення цін на житло, що має низку переваг і впливає на різні аспекти суспільства.

Передусім автоматичне визначення цін на житло сприяє підвищенню ефективності ринку нерухомості. За допомогою алгоритмів та аналітики можна швидко та точно визначити ринкову вартість житла в певній локації. Це допомагає покупцям і продавцям приймати обґрунтовані рішення стосовно цін, уникати перепадат та зниження цін нижче ринкових стандартів.

Далі, автоматичне визначення цін сприяє зменшенню випадків шахрайства та маніпуляцій на ринку. Застосування об'єктивних алгоритмів зменшує можливість людського втручання та впливу на ціни, що створює більш справедливую та прозору систему.

Крім того, автоматичне визначення цін сприяє підвищенню доступності житла для широкого кола населення. Швидке та точне визначення цін дає змогу розвивати альтернативні моделі житла, такі як піднайом або короткострокова оренда, що може бути вигідно для молодих сімей або людей з обмеженим бюджетом.

**МЕТА** роботи – розроблення алгоритму визначення ціни на житлову нерухомість у місті Дніпро за порівняльним методом.

**МЕТОДИ ДОСЛІДЖЕННЯ**

Дослідження базується на працях вітчизняних і зарубіжних вчених, на матеріалах періодичних видань, даних статистики цін на житло. Застосовано методи кластеризації методом  $k$ -середніх та класифікації і регресійного аналізу методом нейронних сіток.

**РЕЗУЛЬТАТИ**

Для реалізації мети дослідження застосовано дані про квартири з бази даних ТОВ «АРАГОРН». Кількість квартир, взята для подальшого аналізу та створення економіко-математичної моделі, становить 70 од.

Перевірку достатності вибірки здійснено методом порівняння асиметрії ( $A$ ) та ексцесу ( $E$ ) вибірки з їх дисперсією ( $2DA$  та  $2DE$ ), які мають бути меншими у два і більше разів [2].

Розрахунки проведено за показником ціни  $1 \text{ м}^2$ . Отримано:

$$A = 0.715 < 2DA = 1.147;$$

$$E = 0.135 < 2DE = 2.651.$$

Тобто вибірка є достатньою для подальшого аналізу.

На відміну від відомих програм, що автоматизують розрахунки ціни нерухомості, такі як DIM.RIA [3] або PRO Увекон [4], і які враховують від 5 до 10 параметрів квартири, у дослідженні вирішено взяти 34 параметри: ціна за  $1 \text{ м}^2$  (дол. США); відстань від центру (км); площа загальна ( $\text{м}^2$ ); кількість кімнат; поверх; тип стін; ремонт; наявність автономного опалення; перепад висот; вид вікон; гостьовий санвузол; вид стелі; вид підлоги передпокою; гостьова зона; спальня; підлога на кухні; підлога у ванній кімнаті; вид батарей опалювання; висота стелі (м); площа житлова ( $\text{м}^2$ ); площа кухні ( $\text{м}^2$ ); бал-

кон/лоджія; кондиціонери; ванна кімната; меблі на кухні; меблі у ванній; меблі у спальні; меблі у вітальні; техніка; наявність Wi-Fi; площа ванної кімнати ( $m^2$ ); освітлювальні прилади на кухні; освітлювальні прилади у ванній; освітлювальні прилади у спальні; освітлювальні прилади у вітальні; рік побудови будівлі.

Для визначення кількісних ознак якісних характеристик житла, таких як типи батарей опалювання, наявність меблів, наявність приладів освітлення, тощо, було створено 24 класифікатори, в яких номери класів починаються від 1.

Тип стін	Клас:	Ремонт	Клас:	Автономне опалення	Клас:	Вид вікон	Клас:	Гостювий санузел	Клас:
Панель	1	Житловий стан	1	Немає	0	Алюмінієві	1	Немає	0
Моноліт	2	Косметичний	2	Є	1	Дерево-алюмінієві	2	Є	1
Цегла	3	Євроремонт	3			Металопластикові	3		
Блок	4	Дизайнерський проект	4			Металопластикові протишкідливі	4		
		Без обробки	5			Металопластикові	5		
		Чистова обробка	6			Дерев'яні дубові	6		
						Дерев'яні модри	7		
						Дерев'яні соснові	8		
Вид стелі	Клас:	Вид підлоги передпокій, гостьова	Клас:	Вид батарей	Клас:	Підлога на кухні	Клас:	Підлога у ванній кімн	Клас:
Класична	1	Чарунга	1	Чавунні	1	Плитка	1	Коркова	1
Підвісна	2	Стругана дошка	1	Алюмінієві	2	Вініл	2	Дерево	2
Натяжна	3	Паркетна дошка	2	Біметалеві	3	Лінолеум	3	Кераміка	3
		Штучний паркет	3	Сталеві	4	Ламінат	4	Лінолеум	4
		Плитка керамічна	4	Дизайнерські	5	Паркет	5	Плитка з ПВХ	5
		Ламінат	5			Камінь	6	Камінь	6
		Плитка з керамограніт	6			Бетон	7	Ламінат	7
		Вінілова підлога	7						
		Лінолеум	8						
Балкон/лоджія	Клас:	Конденціонери	Клас:	Ванна кімната	Клас:	Меблі	Клас:	Техніка	Клас:
Немає	0	Немає	0	З ванною	1	Не мебльована	0	Відсутня	0
Балкон закритий	1	Є	1	З душовою кабін	2	Частково мебльов	1	Частково укомплекто	1
Балкон відкритий	2			З ванною та душ	3	Повністю мебльов	2	Повністю укомплекто	2
Балкон з виносо	3								
Балкон з виносо	4								
Балкон комбіно	5								
Балкон француз	6								
Французький ба	7	Наявність Wi-Fi	Клас:	Меблі на кухні	Клас:	Меблі у ванній	Клас:	Меблі у спальні	Клас:
Лоджія вбудова	8	Немає	0	Немає	0	Немає	0	Немає	0
Лоджія виносна	9	Є	1	Частково є	1	Є	1	Частково є	1
				Повністю є	2			Повністю є	2
Меблі у вітальні	Клас:	Освітлювальні прилади на кухні	Клас:	Освітлювальні прилади у	Клас:	Освітлювальні прилади у	Клас:	Освітлювальні прилади у вітальні	Клас:
Немає	0	Немає	0	Немає	0	Немає	0	Немає	0
Частково є	1	Тільки проводка	1	Тільки проводка	1	Тільки проводка	1	Тільки проводка	1
Повністю є	2	Прилади є	2	Прилади є	2	Прилади є	2	Прилади є	2

Рис. 1. Класифікація параметрів квартир (складено авторами на основі [5])

Тут і далі буде наведено скріншоти результатів розрахунків програмами Excel та Statistica.

Експертами ТОВ «АРАГОРН» визначено, що ціни на житло у м. Дніпро коливаються залежно від берега, на якому знаходиться квартира, і близькості до центру, близькості до промислових зон. Такий висновок навіть на думку, що варто всі параметри квартир розбити на певні групи, кількість яких має бути не менше 4. В межах цих груп буде зотримуватися певна однорідність даних, що дасть змогу побудувати більш точну регресійну залежність.

Процедуру розділення даних на групи або класи, виконано програмою Statistica методом  $k$ -середніх, що об'єднує дані в кластери за принципом мінімальної відстані об'єктів від центру кластера за максимальної відстані центрів різних кластерів [6].

За результатами кластерного аналізу, за якого утворилося 6 груп, можна охарактеризувати кожен кластер:

Кластер 1 можна охарактеризувати як квартири в середньому ціновому діапазоні (середня ціна складає 1361 дол/м<sup>2</sup>), з досить великою площею (середній показник – 95,3 м<sup>2</sup>), євро- та дизайнерським ремонтом. Середня величина перепаду висот складає – 24,52 м.

На рис. 1 подано опис всіх класифікаторів, що застосовано для подальшого розрахунку.

Місто Дніпро розташоване на обох берегах річки Дніпро, що має ширину близько 1 км, та поруч з устям річки Самари, причому правий берег – це пагорби, а лівий – низинний. Через це площа міста-мільйонника близька до площі міста Київ, де населення близько 4 млн. Центр міста знаходиться на правому березі. Саме тому додано такий специфічний показник, як відстань до центра міста та перепад висот над рівнем моря поміж центром міста і локацією квартири.

Стелі є досить високими (середній показник – 2,985 м.), середня площа кухні складає 15,75 м<sup>2</sup>, а середня площа ванної кімнати – 5,51 м<sup>2</sup>. Квартири з цього кластера знаходяться в будинках, які побудовані як в минулому, так і в цьому столітті.

Кластер 2 можна охарактеризувати як квартири в ціновому діапазоні трохи вище середнього (середня ціна складає 1615 дол/м<sup>2</sup>), з середньою площею (середній показник – 64,5 м<sup>2</sup>), євро- та дизайнерським ремонтом. Середня величина перепаду висот складає – 22,41 м. Стелі є досить високими (середній показник – 2,982 м), середня площа кухні складає 11,45 м<sup>2</sup>, а середня площа ванної кімнати – 5,59 м<sup>2</sup>. Більшість квартир з цього кластера знаходяться в будинках, які побудовані не так давно в цьому столітті.

Кластер 3 можна охарактеризувати як квартири в високому ціновому діапазоні (середня ціна складає 1917 дол/м<sup>2</sup>), з досить великою площею (середній показник – 89,5 м<sup>2</sup>), євро- та дизайнерським ремонтом. Середня величина перепаду висот складає – 36,51 м. Стелі є досить високими (середній показник – 2,935 м), середня площа кухні складає 13,75 м<sup>2</sup>, а середня площа ванної кімнати – 4,81 м<sup>2</sup>. Квартири з цього кластера

знаходяться в будинках, які побудовані протягом останніх 9 років.

Кластер 4 можна охарактеризувати як квартири в ціновому діапазоні нижче за середній (середня ціна складає 1087 дол/м<sup>2</sup>), з невеликою площею (середній показник – 52,4 м<sup>2</sup>), з евро- та косметичним ремонтом. Середня величина перепаду висот складає – 21,5 м. Стелі є невисокими (середній показник – 2,64 м), середня площа кухні складає 10,84 м<sup>2</sup>, а середня площа ванної кімнати – 3,2 м<sup>2</sup>. Квартири з цього кластера знаходяться в будинках, які побудовані здебільшого в минулому столітті.

Кластер 5 можна охарактеризувати як квартири з низькими цінами (середня ціна складає 870 дол/м<sup>2</sup>), з невеликою площею (середній показник – 56,5 м<sup>2</sup>), з косметичним ремонтом або в житловому стані. Середня величина перепаду висот складає – 31,3 м. Висота стелі в квартирах є різною від 2,5 до 3,5 м, середня площа кухні складає 8,67 м<sup>2</sup>, а середня площа ванної кімнати – 3,7 м<sup>2</sup>. Квартири з цього кластера знаходяться в старих будинках, що побудовані здебільшого в 70-х та 80-х роках минулого століття.

Кластер 6 можна охарактеризувати як дуже дорогі квартири, що знаходяться в найвищому ціновому діапазоні (середня ціна складає 2630 дол/м<sup>2</sup>), з великою площею (середній показник – 95 м<sup>2</sup>) та дизайнерським ремонтом. Середня величина перепаду висот складає – 36,46 м. Стелі в квартирах є високими (середній показник – 3,050 м), середня площа кухні складає 18 м<sup>2</sup>, а середня площа ванної кімнати – 5,6 м<sup>2</sup>. Квартири з цього кластера знаходяться в досить нових будинках, що побудовані в 2016, 2018 та 2021 рр.

Маючи однорідні групи можна створити аналітичні залежності ціни від інших параметрів житлових приміщень.

З огляду на те, що мається 34 таких параметри, а розмір вибірки для кожного класу коливається від 4-х до 25, необхідно зменшити кількість цих параметрів. Для цього проведено кореляційний аналіз залежності ціни від інших факторів.

Провівши кореляційний аналіз в MS Excel, знайдено параметри, що майже не впливають на ціну квартири (з коефіцієнтами кореляції менше 0,09), тому їх можна не враховувати під час створення регресійних залежностей. До цих параметрів відносяться: перепад висот, підлога у ванній кімнаті, балкон/лоджія, меблі на кухні, меблі у ванній, меблі у спальні, наявність Wi-Fi, освітлювальні прилади на кухні, у ванній, у спальні, у вітальні. Так, кількість параметрів для утворення залежності скоротилася з 34 до 23.

Для кожного класу створена економіко-математична модель, побудована на базі нейронних сіток, реалізованих

у програмному пакеті Statistica. Кожна сітка включала в себе три шари, причому прихований шар мав не менше 50-100 нейронів. Якість моделі для кожного класу коливалася в межах 75%-100%. Для кожного класу залишалось по 5 найбільш ефективних моделей. Подальший аналіз якості апроксимації показав, що варто залишити всі 5 моделей, окрім другого та четвертого кластера, де залишено тільки третю і п'яту та першу, третю й четверту моделі. На рис. 2 показано приклад результату розрахунку для 5-го кластера.

Отримана економіко-математична модель, що складається з 6 класів і 25 регресійних залежностей, дає змогу розрахувати ціну житла за таким алгоритмом [7]:

1. Зібрати дані про нову квартиру згідно переліку.
2. Провести класифікацію цих даних: визначити, до якого із шести наявних класів вона відноситься.
3. Застосувати регресійні моделі для розрахунку ціни.

Цей алгоритм застосовано для даних за трьома квартирами, які не застосовано для побудови моделі.

Класифікації методом нейронних сіток передувала перевірка рівня відповідності знайденого раніше класу об'єкта. Тобто нейронна сітка проводить власну класифікацію вибірки. Визнано, що у 70% об'єктів клас збігався з визначеним класом методом *k*-середніх.

Перевірка точності моделі на даних, що не включено до побудови моделі, показала середнє відхилення в межах 7%.

Підсумок розрахунків наведено у табл. 1.

## ВИСНОВКИ

Отже, аналізуючи результати розрахунків, можна виділити таке:

1. Ціни для кожної з квартир розраховано із застосуванням декількох нейронних сіток. Для квартири 1 та 3 застосовано по 5 сіток, для квартири 2 – 2 сітки (відповідно до результатів побудови регресійних залежностей).
2. Розраховано межі торгівлі (середнє квадратичне відхилення), які дають можливість дізнатися, в яких межах відносно середньої ціни варто торгуватися.
3. Розраховано абсолютну та відносну похибки. Абсолютна похибка показує різницю між дійсною та передбаченою ціною квартир в доларах, а відносна – у відсотках. Її значення для квартири № 1 складає 3,38 %, для квартири № 2 – 7,62%, для квартири №3 – 10,03 %, а середнє значення отриманих похибок становить 7,01 %.
4. Такий результат говорить про те, що розроблена економіко-математична модель демонструє дуже гарну якість та здатна розраховувати ціни на об'єкти житлової нерухомості м. Дніпро з високою точністю, а розроблений алгоритм можна застосувати для подібних розрахунків в інших містах.

Сеть ID	Архитектура	Производи...	Контр. про...	Тест. прои...	Алгоритм
1	MLP 21-14-1	1,000000	-0,955048	0,987934	BFGS 0
2	MLP 21-14-1	1,000000	-0,961752	0,978991	BFGS 0
3	MLP 21-15-1	1,000000	-0,969828	0,962244	BFGS 0
4	MLP 21-6-1	0,999991	-0,936541	0,955431	BFGS 0
5	MLP 21-6-1	0,989984	0,968399	0,883575	BFGS 0

Рис. 2. Нейронні сітки для кластера 5 (складено авторами)

Таблиця 1 – Перевірка економіко-математичної моделі цін на житло (складено авторами)

Квартира №	Реальна ціна за м2	Прогнозована ціна за м2, долар США	Середня ціна, долар США	Стандарт розрахунку	Похибка	
					абсолютна	відносна, %
1	895	860,26	864,74	7,25	-30,26	3,3
		859,30				
		859,03				
		867,14				
		877,97				
2	1513	1637,66	1628,33	9,33	115,33	7,6
		1619,01				
3	2320	2790,00	2552,69	145,13	232,69	10,00
		2400,00				
		2400,01				
		2581,43				
		2591,99				
Середнє						7,01%

**Список використаних джерел**

1. Молодченко Т.Г., Ткаченко А.Ю. Оцінка нерухомості. Методичні вказівки для виконання практичних робіт з дисципліни «Оцінка нерухомості». Харків, 2011. 16 с. URL: [eprints.kname.edu.ua/24845/1/Копия\\_метод\\_РГЗ\\_оценка\\_недвиж\\_печ\\_2010.pdf](https://eprints.kname.edu.ua/24845/1/Копия_метод_РГЗ_оценка_недвиж_печ_2010.pdf)
2. Присенко Г.В., Равікович Є.І. Прогнозування соціально-економічних процесів. Київ, 2005. 378 с.
3. Як працює сервіс оцінки нерухомості DIM.RIA. URL: <https://mind.ua/publications/20179589-dom-ria-zapustiv-bezkoshtovnij-servis-ocinki-kvartir>
4. Калькулятор оцінювача PRO Увекон. URL: [https://www.uvecon.ua/images/tiny\\_mce/file/Robotic%20calculator%20principle.pdf](https://www.uvecon.ua/images/tiny_mce/file/Robotic%20calculator%20principle.pdf)
5. Купити квартиру в Дніпрі. URL: [https://dom.ria.com/uk/search?excludeSold=1&category=1&realty\\_type=2&operation=1&state\\_id=11&price\\_cur=1&wo\\_dupl=1&sort=inspected\\_sort&firstInteraction=false&city\\_ids=11&client=searchV2&limit=20&type=list&ch=242\\_239,247\\_252](https://dom.ria.com/uk/search?excludeSold=1&category=1&realty_type=2&operation=1&state_id=11&price_cur=1&wo_dupl=1&sort=inspected_sort&firstInteraction=false&city_ids=11&client=searchV2&limit=20&type=list&ch=242_239,247_252)
6. Кластеризація методом к-середніх. URL: [https://uk.wikipedia.org/wiki/Кластеризація\\_методом\\_к-середніх](https://uk.wikipedia.org/wiki/Кластеризація_методом_к-середніх)
7. Пістунов І.М. Нейронні сітки та їх застосування. Дніпро, 2024. 28 с. URL: <https://ir.nmu.org.ua/bitstream/handle/123456789/163598/NeuroNets.pdf?sequence=1&isAllowed=y>

**References**

1. Molodchenko T.H., Tkachenko A.Yu. Real estate valuation. Methodical instructions for performing practical works in the discipline "Real Estate Appraisal". Kharkiv, 2011. 16 p. URL: [eprints.kname.edu.ua/24845/1/Копия\\_метод\\_РГЗ\\_оценка\\_недвиж\\_печ\\_2010.pdf](https://eprints.kname.edu.ua/24845/1/Копия_метод_РГЗ_оценка_недвиж_печ_2010.pdf) (in Ukrainian).
2. Prysenco H.V., Ravikovych Y.I. Forecasting socio-economic processes. Kyiv, 2005. 378 p. (in Ukrainian).
3. How the DIM.RIA real estate evaluation service works: website. URL: <https://mind.ua/publications/20179589-dom-ria-zapustiv-bezkoshtovnij-servis-ocinki-kvartir> (in Ukrainian).
4. Uvecon PRO estimator calculator. URL: [https://www.uvecon.ua/images/tiny\\_mce/file/Robotic%20calculator%20principle.pdf](https://www.uvecon.ua/images/tiny_mce/file/Robotic%20calculator%20principle.pdf) (in Ukrainian).
5. Buy an apartment in Dnipro. URL: [https://dom.ria.com/uk/search?excludeSold=1&category=1&realty\\_type=2&operation=1&state\\_id=11&price\\_cur=1&wo\\_dupl=1&sort=inspected\\_sort&firstInteraction=false&city\\_ids=11&client=searchV2&limit=20&type=list&ch=242\\_239,247\\_252](https://dom.ria.com/uk/search?excludeSold=1&category=1&realty_type=2&operation=1&state_id=11&price_cur=1&wo_dupl=1&sort=inspected_sort&firstInteraction=false&city_ids=11&client=searchV2&limit=20&type=list&ch=242_239,247_252) (in Ukrainian).
6. K-means clustering: website. URL: [https://en.wikipedia.org/wiki/K-means\\_clustering](https://en.wikipedia.org/wiki/K-means_clustering)
7. Pistunov I.M. Neural nets and their application. Dnipro, 2024. 28 p. URL: <https://ir.nmu.org.ua/bitstream/handle/123456789/163598/NeuroNets.pdf?sequence=1&isAllowed=y> (in Ukrainian).

**Ihor PISTUNOV**

Doctor of Engineering, Professor, Dnipro University of Technology

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-9041-8368>

e-mail: [pistunovi@gmail.com](mailto:pistunovi@gmail.com)

**Ivan KAPINUS**

student, Dnipro University of Technology

ORCID: <https://orcid.org/0009-0003-8765-7266>

e-mail: [kapinus.i.d@nmu.one](mailto:kapinus.i.d@nmu.one)

**ECONOMIC AND MATHEMATICAL MODEL OF RESIDENTIAL PROPERTY PRICES IN DNIPRO CITY**

The paper develops an economic-mathematical model of housing prices in Dnipro city. Data for 2024 were collected, which included: Price per square meter (US dollar); Distance from the center (km); Total area (square meter); Number of rooms; Floor; Type of walls; Repair; Availability of autonomous heating; Height difference; View of windows; Guest bathroom; View of the ceiling; View of the hall floor; Guest area; Bedroom; Floor in the kitchen; Bathroom floor; Type of heating batteries; Ceiling height; m; Residential area (square meter); Kitchen area (square meter); Balcony/loggia; Air conditioners; Bathroom; Kitchen furniture; Bathroom furniture; Bedroom furniture; Furniture in the living room; Machinery; Availability of Wi-Fi; Bathroom area (square meter); Lighting devices in the kitchen; Lighting devices in the bathroom; Lighting devices in the bedroom; Lighting devices in the living room; Year of construction of the building.

24 classifiers were created to determine quantitative signs of qualitative characteristics of housing, in which class numbers start from 1.

Based on these data, k-means clustering was carried out, as a result, 6 different classes were formed.

An economic-mathematical model was created for each class, built on the basis of neural networks implemented in the Statistica software package. Each grid included three layers, and the hidden layer had at least 50-100 neurons. The quality of the model for each class ranged from 75% to 100%.

Classification by the method of neural networks was preceded by a check of the level of correspondence of the previously found class of the object. It was recognized that in 70% of the objects, the class coincided with the significant class by the k-means method.

The calculation of the price of a new apartment begins with the classification of its parameters with the determination of the number and the choice of the cluster to which it should be assigned. Next, the price is calculated according to the model of the corresponding cluster. Since for some clusters from 2 to 5 models are calculated, the average of the predicted price is found, and its standard serves as a possible border for trading between the buyer and the seller.

Checking the accuracy of the model on data that was not included in the construction of the model showed an average deviation within 7%.

**Keywords:** Housing prices in the Dnipro city, neural networks, cluster analysis, classification, regression model