

Biley P.V., Kyleshnyk Ya.F., Petryshak I.V. A heat-mass-transfer is in the processes of production of board composite materials

The features of the physical and chemical phenomena are considered in the process of pressing of boarded materials. The physic-mathematics models of heat-conducting of boarded materials and heat-transference are developed in the processes of their agglutination-pressing. The method of determination of charges of thermal energy is offered in the processes of agglutination-pressing of particle boards and plywood.

Keywords: heat-mass-transfer, heat exchange, particle boards, plywood, leads, physic-mathematics models, heat-conducting, physical and chemical phenomena.

УДК 004.032.26:332.6

Проф. В.С. Григорків, д-р фіз.-мат. наук;

доц. О.І. Ярошенко, канд. екон. наук; доц. Н.В. Філіпчук, канд. екон. наук –
Чернівецький НУ ім. Юрія Федьковича

**НЕЙРОННІ МЕРЕЖІ ТА ЇХНЄ ВИКОРИСТАННЯ ДЛЯ
ПРОГНОЗУВАННЯ ТЕНДЕНЦІЙ РИНКУ НЕРУХОМОСТІ**

Розглянуто сутність нейронних мереж, методи їх проектування та навчання, переваги моделей оцінки нерухомості, побудованих на основі нейронних технологій. Теоретичні положення проілюстровано на прикладі нейронної мережі, що дає змогу здійснювати короткостроковий прогноз ціни на житлову нерухомість у Чернівцях.

Ключові слова: нейронні мережі, прогнозування, ринок нерухомості.

Постановка проблеми. Ринок нерухомості є складною системою, яка постійно змінюється у часі. Протягом останніх десяти років спостерігалися протилежні тенденції: спочатку ціни на нерухомість були досить низькими, а потім значно піднялися, спочатку спостерігалася майже повна зупинка будівництва, яка потім переросла у справжній будівельний бум. Звичайно, це пов'язано з тим, що на ринок нерухомості здійснює вплив досить значна кількість економічних, соціальних та адміністративних факторів. Вони спричиняють підвищення ризиків для суб'єктів ринку нерухомості, які прагнуть отримати прибуток: продавців, страхових компаній, ріелторських фірм, будівельних організацій тощо. Якщо, крім цього, врахувати недосконалість статистичної інформації про об'єкти нерухомості, її нечіткість та недоступність, стає зрозумілою роль прогнозування як для банків, що використовують нерухомість як заставу в іпотечному кредиті, так і для державних установ чи приватних фірм, що прагнуть отримати максимальний прибуток [1].

При оцінці нерухомості, зазвичай, використовують нормативну (як базу для оподаткування) та експертну (як базу для визначення ринкової вартості при здійсненні операцій купівлі-продажу, даруванні чи інших операцій з нерухомістю) види грошової оцінки. Експертна вартість нерухомості – це найбільш імовірна ціна її продажу на конкретну дату в умовах конкурентного ринку. Завдання експерта – врахувати всі фактори, що впливають на вартість нерухомості – місце знаходження, площу, цільове призначення, стан місцевого ринку нерухомості, довкілля інфраструктуру [2].

Для підвищення точності і достовірності прогнозування вартості нерухомості, крім традиційних суб'єктивних методів порівняння продажів, залишкової вартості тощо, часто використовують статистичні та економетричні ме-

тоди [3-5], які можна застосовувати після виконання таких передумов: проведення тесту на незалежність даних (або більш сильного – про їх некорельованість), мультиколінеарність, гетероскедастичність та автокореляцію.

Ще одним поширеним методом для аналізу ринку нерухомості є використання нейронних мереж. Більшість дослідників вважають, що нейронні мережі є досить потужним інструментом у роботі аналітиків на ринку нерухомості, оскільки працюють як з кількісними, так і з якісними характеристиками, певним чином підготовленими, дають змогу встановити зв'язки, які іншими методами складно виявити [6-11].

Основний матеріал. Перші нейронні мережі почали використовувати у 50-60-х роках минулого століття. На той час основна робота була зосереджена на вивченні мережі, що складалася з одного рівня нейронів – перцептроні (англ. perceptron – сприйняття). Такі мережі успішно використовували для аналізу кардіограм, прогнозування погоди та моделювання зору [6], проте коло задач, які можна було розв'язати за їх допомогою, було досить вузьким. У 80-х роках минулого століття вчені ускладнили архітектуру мереж і вже через 10 років ця наука стала надзвичайно популярною – інтенсивно розвивалася і теорія, і практика застосування нейронних мереж.

Будь-яка нейронна мережа складається з відносно простих однотипних елементів, що імітують роботу головного мозку. Кожний нейрон містить синапси (однонаправлені вхідні зв'язки з іншими нейронами) та аксон (вихідний зв'язок з іншими нейронами). Коли нейрон отримує сигнал, що надходить до нього від взаємопов'язаних нейронів, то відповідно до нього виконує типову операцію – змінює свої параметри, так звані синаптичні ваги за допомогою нелінійного перетворення та передає її далі по мережі.

Нейрони, які зібрані в систему певної архітектури, називають нейронною мережею. Тип цієї мережі визначається задачею, але у будь-якому випадку мережа повинна містити вхідний та вихідний рівні. На рис. 1 зображено чотирирівневу мережу, перший рівень якої містить чотири нейрони, другий – три, третій – два і четвертий – три нейрони.

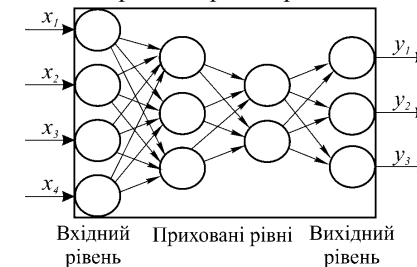


Рис. 1. Структура чотирирівневої мережі

По суті, нейронна мережа є "темною скринькою", оскільки ваги конкретних нейронів невідомі для спостерігача, то роботу мережі оцінюють на основі реакції на вхідні сигнали $x_1, \dots, x_n$, тобто за допомогою значень $y_1, \dots, y_m$, які отримують на виході. Для того, щоб мережа функціонувала ефективно,

спочатку підбирають набір прикладів, кожен з яких містить пару даних: вхід x_i та вихід y_j . При цьому важливою рисою нейронної мережі є здатність до навчання. Для навчання перцептронів використовують дані множини спостережень x_i – подають по одному на вхід і змінюють ваги нейрона доти, поки не буде забезпечено необхідний вихід y_j . По суті, потрібно задати функцію похибки і змінювати структуру мережі доти, поки похибка, яку видає мережа, не буде мінімізована. Таке навчання мережі називають "навчанням з учителем".

Можливий випадок, коли значення y_j невідомі, тобто мережа навчається лише на наборі вхідних даних. Таке навчання називають навчанням без учителя. У цьому випадку мережа сприймає тільки закономірності набору вхідних даних і відділяє їх від випадкового шуму. Це дає змогу, виокремлюючи істотні ознаки, узагальнити емпіричні дані. Тому мережі зі самонавчанням використовують, переважно, для попереднього оброблення вхідних даних. У деяких випадках використовують також змішану або двокрокову систему навчання, коли спочатку ваги нейронів формуються самонавчанням, а потім – з допомогою учителя.

Структура нейронної мережі має надзвичайно важке значення. Якщо, наприклад, вона має вигляд, поданий на рис. 1, то оброблення інформації в мережі односпрямована. У деяких випадках будують мережі зі зворотними зв'язками. Вони дають змогу нейронам безліч разів брати участь в обробці інформації і – як наслідок – виконувати глибоку і різнопланову обробку інформації. Проте, у цьому випадку динаміка мережі може бути непередбачуваною і потрібно застосовувати заходи для запобігання зацікленню мережі. При підготовці до прогнозування множини даних, зазвичай, ділять на три підвибірки. Перша з них є навчальною, оскільки за її допомогою підбираються ваги нейронів. Другу підвибірку називають валідаційною. Вона дає змогу оцінити можливості прогнозу та оптимальну складність моделі. Третя підвибірка необхідна для оцінки вже підготовленої мережі. По суті вона здійснює тестування мережі після навчання.

Важливе значення для побудови ефективної мережі має розмірність множини даних. Вважають, що кількість навчальних прикладів повинна бути в десять разів більшою від кількості зв'язків мережі. Крім цього, розмірність вибірки залежить від складності моделі, яку потрібно відтворити. Найчастіше використовують кілька сотень або тисяч навчальних прикладів. Якщо їх кількість є малою (меншою кількості невідомих параметрів), то може виникнути ефект перенавчання, тобто ситуація, коли мережа добре відтворює навчальні і погано – тестові дані. У деяких випадках можливий ефект перенасичення, коли нейрони реагують тільки на множину даних, що містяться в обмеженій області.

При проектуванні мереж завжди багато невизначеностей – скільки рівнів необхідно для даної задачі, яка кількість нейронів має бути в кожному рівні, який розмір вибірки необхідний для ефективного навчання мережі тощо. Тому в кожному конкретному випадку мережа вибирається методом під-

бору, але для побудови моделі на основі нейронних технологій можна використовувати дані, які не є числовими, мають нестандартний масштаб або містять значну частину недостовірної інформації.

До головних переваг нейромереж можна віднести такі:

- можливість використання при моделюванні не тільки кількісної, чіткої експериментальної інформації про закономірності, як в економетричних моделях, а й нечіткої, якісної, яка подається експертами (спеціалістами) на природній мові;
- можливість моделювання за відносно малих (порівняно з економетричними підходами) експериментальних вибірках;
- можливість відтворення складних нелінійних залежностей за великої кількості вхідних параметрів;
- здатність моделей до навчання.

Використання нейронних мереж не дає змогу отримати аналітичну залежність між параметрами, проте дає змогу розв'язати задачі аналізу та прогнозування. Побудовані моделі можна використовувати для розрахунку прогнозного значення ціни об'єктів нерухомості, аналізу впливу зміни макро- і мікроекономічних факторів на розвиток іпотечного ринку та ринку нерухомості, прогнозування рівня кредитного ризику для банків при наданні іпотечних кредитів, визначення діапазонів фінансових показників, за яких рівень кредитного ризику залишається прийнятним для банку. Розглянемо приклад моделювання нейронної мережі, що буде здійснювати короткостроковий прогноз ціни на житлову нерухомість у Чернівцях. Процес створення моделі подано поетапно.

1. Підготовка статистичних даних. Для моделі використовували дані ріелтерських агентств за п'ять місяців 2011 р. Вхідні вектори, тобто величини, які своїм значенням здійснюють вплив на кінцеву ціну, містили таку інформацію: район розміщення нерухомості, загальна та житлова площа, кількість кімнат, тип будинку, поверх та загальна кількість поверхів у будинку. Вихідний вектор, тобто залежна величина, у нашому випадку є ціною. Крім цього, для якісних ознак "район" та "тип будинку" був здійснений перехід до кількісних ознак. Процес трансформації зображено у табл. 1 і 2.

Табл. 1. Кодування районів міста

Район	Код
Центр	1
Південно-Кільцева	2
Проспект Комарова	3
Гравітон	4

Табл. 2. Кодування типів будівлі

Тип будівлі	Код	Тип будівлі	Код
"сталінка"	1	"чешка"	5
"малосімейка"	2	"київка"	6
"хрущівка"	3	"старий фонд"	7
"панелька"	5	"люкс"	8

2. Препроцесування вхідних даних. Цей крок дає змогу позбутися додаткових математичних розрахунків за рахунок вирівнювання діапазонів змінних [12]. Оберемо варіант, коли кожен вектор задається двома значеннями: математичним сподіванням і дисперсією. Зазначимо, що в цьому випадку математичне сподівання – це фактично ваговий коефіцієнт синаптичного зв'язку.
3. Визначення впливовості вхідних векторів. На цьому етапі визначено міру впливу кожного із вхідних векторів на результат прогнозу. Для цього розраховано відношення математичного сподівання до дисперсії відпо-

відного вектора. За абсолютним відхиленням від одиниці можна робити висновки: чим ближче показник до одиниці, тим менший вплив він здійснює на результат прогнозування. Зазвичай, такі вектори вилучаються з моделі для покращення процесу навчання. У нашому випадку визначено, що на ціну нерухомості найбільший вплив здійснює місце розташування квартири та житлова площа, проте ми не будемо вилучати жоден з векторів, оскільки кількість характеристичних векторів є критично малою для аналізу.

4. Визначення моделі нейронної мережі. Існують два типи нейромереж, що найчастіше використовуються – це багаторівневий перцептрон і карта Кохонена. Для нашої задачі оберемо багаторівневий перцептрон, оскільки він більше задовольняє вимоги щодо прогнозування. Визначимо базову структуру перцептрону. Задамо таку модель: 7-3 – 1 – дворівнева мережа, що містить 7 входів, 3 проміжні нейрони і один вихід (рис. 2).

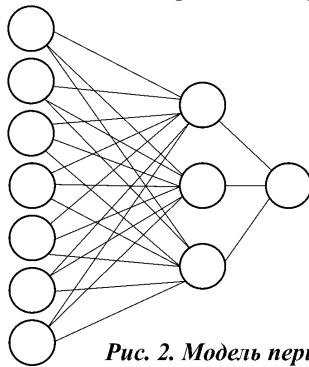


Рис. 2. Модель перцептрона

5. Навчання нейронної мережі. Навчання нейромережі полягає у постійному коригуванні її вагових коефіцієнтів. Випадковим чином нейромережа бере довільну вибірку з множини вхідних даних. Як бажаний результат прогнозу в цьому випадку береться реальна ціна. Проведення навчальних прикладів продовжується доти, поки не досягається реальна точність збігу реальних і прогнозованих виходів.

Є багато методів навчання нейронних мереж. У нашому випадку застосуємо найбільш популярний – метод зворотного розповсюдження похибки. Суть методу полягає у поверненні похибки прогнозування від вихідного рівня до вхідного з одночасною модифікацією вагових коефіцієнтів. Аналогічно до інших методів, процес навчання закінчується при досяганні вихідного вектору заданої похибки.

Для навчання нейронної мережі скористаємося пакетом Excel Neural Package компанії "НЕЙРООК", який доповнює пакет MS Excel алгоритмами оброблення даних, що використовують технології нейронних мереж.

Пакет Excel Neural Package реалізовано як набір надбудов в MS Excel і складається з таких компонент:

- Winnet – програма, яка реалізує поширену архітектуру нейронної мережі – багаторівневий перцептрон і призначена для пошуку прихованих залежностей у великих масивах чисельної інформації, для яких в явному вигляді аналітичні залежності не відомі;

- Kohonen Map – програма побудови карт Кохонена, інструмент графічного аналізу багатовимірних даних;
- Demo Examples – файли демонстраційних прикладів;
- Times Series – програма аналізу фінансових рядів [12].

Використовуючи програму Winnet 6.0., введемо вхідні та вихідні дані, скориставшись відповідними командами "Select Inputs" та "Select Outputs". Знаючи структуру нейромережі, переходимо до режиму навчання. Зауважимо, що саме на етапі навчання нейронної мережі найменш впливові вхідні вектори вилучаються з процесу навчання. Для більш точного навчання необхідно вибрати тестові дані зі загальної сукупності прикладів. Дані з цієї множини не будуть брати участь у навчанні, відносно них будуть визначатися оцінки прогнозування мережі. Зазвичай, величина тестової вибірки становить не менше 30 прикладів. Враховуючи обмеженість вхідних даних, ця процедура не буде проведена.

За допомогою команд "Test set redactor" та "Stopping criteria" задано метод формування навчальної вибірки, граничну похибку та кількість етапів навчання. Нехай ця похибка дорівнює 0,3. Після виконання цих дій можна запускати мережу на навчання. Мережа може зупинитися у двох випадках: досягти граничної похибки або граничної кількості етапів навчання. Графічно процес навчання відображає крива похибок, що з кожним кроком навчання зменшує своє значення.

Тепер, коли нейромережа пройшла повний курс навчання, можна виводити кінцеві результати прогнозування та обчислити точкові та загальну абсолютну похибки. Зазначимо, що довільну нейромережу можна "перенавчити". Тобто модель пройшла один курс навчання, потім у певний момент їй змінюють умови навчальних прикладів і запускають алгоритм навчання з початку. Такий спосіб використовують у складних мережах прогнозування часових рядів (рис. 3).

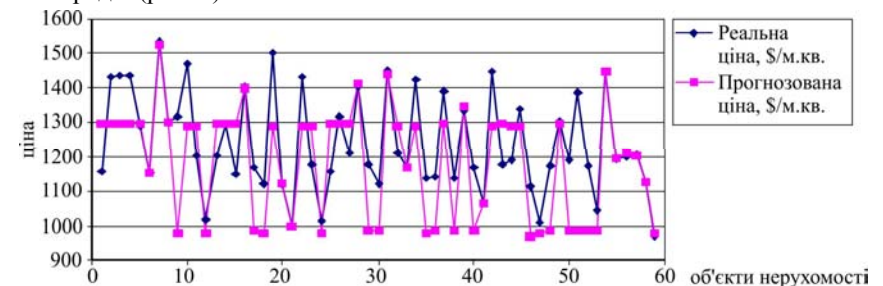


Рис. 3. Результати прогнозування

Отримані результати показують, що середня абсолютна помилка прогнозу за відомими значеннями початкових виходів становить 3,41 %. Причиною такої похибки, на нашу думку, є недостатня кількість факторів, що впливають на процес ціноутворення.

Висновки. Таким чином, нейронні мережі є досить потужним інструментом економічного прогнозування, які можна з успіхом застосовувати на

ринку нерухомості. Проте треба пам'ятати про досить значну імовірність помилок у розрахунках, оскільки неможливо виявити та передбачити усі фактори, що можуть вплинути на очікуваний результат. Тому нейромережі варто використовувати як додатковий метод дослідження і його результати бажано підкріплювати традиційними методами.

Література

1. Ярошенко О.І. Використання сучасних інформаційних технологій для прогнозування ринку нерухомості / О.І. Ярошенко // Сучасні інформаційні технології та досвід їх використання в навчальному процесі : матер. Всеукр. школи-семінару, 27 лютого – 1 березня 2008 р. – Чернівці, 2008. – С. 157-159.
2. Ярошенко О.І. Економетричне моделювання вартості земельних ділянок / О.І. Ярошенко, Н.О. Чернова // Математичні методи, моделі та інформаційні технології в економіці : матер. І Міжнар. наук.-метод. конф., (Чернівці, 1-4 квітня 2009 р.). – Чернівці : Вид-во "Друк-Арт", 2009. – С. 445-447.
3. Лапішко М.І. Основи фінансово-статистичного аналізу економічних процесів : монографія / М.І. Лапішко. – Львів : Вид-во "Світ", 1995. – 328 с.
4. Лугінін О.Є. Економетрія : навч. посібн. [для студ. ВНЗ] / О.Є. Лугінін, С.В. Білоусова, О.М. Білоусов; М-во освіти і науки України, Міжнар. ун-т бізнесу і права. – К. : Центр навч. літ-ри, 2005. – 251 с.
5. Лук'яненко І.Г. Економетрика : підручник [для студ. ВНЗ] / І.Г. Лук'яненко, Л.І. Краснікова. – К. : Тов-во "Знання", 1998. – 494 с.
6. Любунь З.М. Основи теорії нейромереж : текст лекцій / З.М. Любунь. – Львів : Вид. центр ЛНУ ім. Івана Франка, 2006. – 140 с.
7. Горбань А.Н. Нейронные сети на персональном компьютере / А.Н. Горбань, Д.А. Росиев. – Новосибирск : Изд-во "Наука", 1996. – 276 с.
8. Галушкин А.И. Теория нейронных сетей : учебн. пособ. [для студ. ВУЗов] / Александр Иванович Галушкин. – М. : Изд-во ИПРЖР, 2000. – 415 с.
9. Круглов В.В. Искусственные нейронные сети: теория и практика / В.В. Круглов, В.В. Борисов. – М. : Изд-во "Горячая линия-Телеком", 2001. – 382 с.
10. Ежов А.А. Нейрокомпьютинг и его применения в экономике и бизнесе : учебн. пособ. / А.А. Ежов, С.А. Шумский. – М. : Изд-во МИФИ, 1998. – 224 с.
11. Маханець Л.Л. Застосування нейронних мереж до моделювання факторів ризику в іпотечному кредитуванні / Л.Л. Маханець, О.І. Ярошенко // Аналіз, моделювання, управління, розвиток економічних систем : труды Междунар. школы-симпозиума, (12-16 сентября 2007 г.) – Севастополь, 2007. – С. 129-133.
12. Нейронные сети в MS Excel : метод. указания к практ. занятиям и лаб. работам / сост. В.Х. Федотов. – Чебоксары : Изд-во Чуваш. ун-та, 2004. – 72 с.

Григоркив В.С., Ярошенко Е.И., Филипчук Н.В. Нейронные сети и их использование для прогнозирования тенденций рынка недвижимости

Рассмотрены сущность нейронных сетей, методы их проектирования и обучения, преимущества моделей оценки недвижимости, построенных на основе нейронных технологий. Теоретические положения проиллюстрированы на примере нейронной сети, что позволяет осуществлять краткосрочный прогноз цены на жилую недвижимость в Черновцах.

Ключевые слова: нейронные сети, прогнозирование, рынок недвижимости.

Hryhorkiv V.S., Yaroshenko O.I., Filipchuk N.V. Neural networks and their application for real estate market trends forecasting.

The essence of neural networks, methods of it's planning and training, benefits of real estate assessment models, based on neural technologies are considered. The theoretical positions are illustrated by the example of a neural network that allows carrying out a short-term outlook for residential real estate prices in Chernivtsi.

Keywords: neural networks, forecasting, real estate market.

УДК 004.[825+942]

Проф. Я.І. Вихлюк, д-р техн. наук;
ст. викл. О.І. Артеменко – ПВНЗ "Буковинський університет"

ПРОЕКТУВАННЯ ТА ПОБУДОВА ЕКСПЕРТНОЇ СИСТЕМИ АНАЛІЗУ РЕКРЕАЦІЙНОЇ ПРИВАБЛИВОСТІ ТЕРИТОРІЇ

Розглянуто питання проектування та розроблення експертної системи аналізу рекреаційної привабливості території. Проведено критичний аналіз останніх досліджень технологій аналізу даних у туризмі та обґрунтовано доцільність поєднання інтелектуальних технологій аналізу даних з функціональними можливостями геоінформаційних систем для розв'язання задач підтримки прийняття рішень та прогнозування у туризмі.

Ключові слова: нечітка логіка, рекреаційна привабливість, експертна система.

Вступ. Туризм може бути основним чинником для поштовху соціально-економічного розвитку регіону. Адже туризм не тільки забезпечує велику кількість робочих місць у сфері обслуговування, але й впливає на розвиток таких галузей господарства, як транспорт, будівництво, торгівля, зв'язок та індустрія розваг. Крім цього, туристичний бізнес має високу рентабельність, а також виявляється менш капіталомістким, ніж інші види підприємницької діяльності [1].

Туризм охоплює багато видів та напрямків. Поєднання в часі і просторі туриста, відповідної послуги, рекреаційного ресурсу та відповідної інфраструктури є непростю задачею. Тому прогнозування просторового розташування, функціонування розвитку і туристично-рекреаційних систем з допомогою математичних та інтелектуальних методів аналізу даних є одним з актуальних напрямків наукових досліджень.

Серед іншого, інформація про перспективні для створення та розбудови туристичної інфраструктури зони, цікавить не тільки інвесторів, але й органи державної та місцевої влади. Адже можливість визначити перспективні напрямки відпочинку дасть змогу виявити привабливі для інвестицій об'єкти, а також стане науковою базою для формування стратегії економічного розвитку туризму в регіонах.

Мета і актуальність дослідження. Метою дослідження є побудова на основі розробленого математичного апарату експертної системи (ЕС) аналізу рекреаційної привабливості території, що дасть змогу провести аналіз привабливості території для туристичного бізнесу та туристично-рекреаційних систем регіону з метою наукового обґрунтування стратегії їх розвитку. Актуальність дослідження полягає у вивченні можливостей використання інформаційних технологій для розв'язання задач оцінки, оптимізації та прогнозування в туризмі.

Практична цінність дослідження: побудовано структуру експертної системи, визначено типи та напрямки інформаційних потоків, показано способи реалізації такої експертної системи.

Постановка задачі. Аналіз інформаційних технологій, які використовуються у світовій практиці для дослідження та оптимізації туризму, засвідчує, що більшість наукових досліджень зосереджена на моделюванні та оптимізації існуючих туристично-рекреаційних систем [2-4]. Відкритим зали-