

Електронний журнал «Ефективна економіка» включено до переліку наукових фахових видань України з питань економіки (Категорія «Б», Наказ Міністерства освіти і науки України № 975 від 11.07.2019). Спеціальності – 051, 071, 072, 073, 075, 076, 292.
Ефективна економіка. 2024. № 10.

DOI: <http://doi.org/10.32702/2307-2105.2024.10.45>

УДК 631.11:681.3

*Ю. С. Семененко,
PhD (доктор філософії з економіки),
старший викладач кафедри економічної кібернетики та інформатики,
Західноукраїнський національний університет
ORCID ID: <https://orcid.org/0009-0000-8334-9766>*

ОПТИМІЗАЦІЯ ЦІНОВИХ СТРАТЕГІЙ У РІТЕЙЛІ З ДОПОМОГОЮ ШТУЧНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

*Y. Semenenko,
PhD, Senior Lecturer of the Department of Economic Cybernetics and Informatics,
West Ukrainian National University*

OPTIMIZATION OF PRICING STRATEGIES IN RETAIL USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS

Стаття присвячена вивченню оптимізації цінових стратегій у ритейлі за допомогою штучних нейронних мереж. Сучасні технології машинного навчання набувають все більшої популярності у сфері ритейлу, оскільки дозволяють вирішувати складні завдання ціноутворення з урахуванням різноманітних факторів, таких як попит, конкуренція та сезонність. Ціноутворення є важливим елементом стратегії будь-якої компанії, особливо в умовах високої конкуренції та динамічних ринкових умов. У

статті обґрунтовується необхідність використання штучних нейронних мереж для автоматизації процесу прийняття рішень щодо цінових стратегій, що дозволяє бізнесу підвищити свою адаптивність і прибутковість.

В статті досліджуються економічні складові впровадження штучних нейронних мереж, як ці моделі можуть допомогти в прогнозуванні попиту та налаштуванні цінової політики в режимі реального часу. Для досягнення цієї мети аналізуються різні моделі нейронних мереж та їх застосування в контексті рітейлу. Наводяться приклади використання подібних інструментів для оптимізації бізнес-процесів, досліджуючи переваги таких підходів над традиційними методами ціноутворення.

Дослідження охоплює аналіз великих обсягів даних, які використовуються для навчання штучних нейронних мереж, і описує структуру моделі, зокрема її здатність обробляти різні вхідні фактори (попит, пропозицію, поведінку покупців, зовнішні ринкові умови). Розглядаються технічні аспекти реалізації, архітектура нейронних мереж, алгоритми навчання та оптимізації, а також необхідна інфраструктура для впровадження цієї технології в бізнес.

У підсумку розглядаються потенційні результати впровадження штучних нейронних мереж для рітейлерів. Обговорюються ключові бізнес-переваги, покращене ціноутворення, мінімізація втрат через надмірне або недостатнє ціноутворення, швидкість реакції на ринкові зміни та конкурентні переваги. Наводяться рекомендації для компаній, які планують інтегрувати штучні нейронні мережі у свої процеси ціноутворення, та окреслюються перспективи подальших досліджень і розвитку технологій для удосконалення процесів ціноутворення.

Штучні нейронні мережі можуть значно змінити підхід до ціноутворення в рітейлі, пропонуючи нові можливості для підвищення ефективності та прибутковості бізнесу. Використання ШНМ стає

важливою частиною сучасних інноваційних бізнес-стратегій, які забезпечують гнучкість і конкурентну перевагу на динамічних ринках.

The article is dedicated to studying the optimization of pricing strategies in retail using artificial neural networks (ANNs). Modern machine learning technologies are gaining increasing popularity in the retail sector as they allow for solving complex pricing tasks by considering various factors such as demand, competition, and seasonality. Pricing is a crucial element of any company's strategy, particularly in conditions of high competition and dynamic market environments. The article substantiates the need for using artificial neural networks to automate the decision-making process regarding pricing strategies, enabling businesses to increase their adaptability and profitability.

The article explores the economic aspects of implementing artificial neural networks, focusing on how these models can help forecast demand and adjust pricing policies in real time. To achieve this goal, different neural network models and their applications in the retail context are analyzed. Examples are provided of how similar tools are used to optimize business processes, highlighting the advantages of these approaches over traditional pricing methods.

The research includes an analysis of large data volumes used to train artificial neural networks and describes the model's structure, particularly its ability to process various input factors (demand, supply, customer behavior, and external market conditions). Technical implementation aspects are examined, such as the architecture of neural networks, learning and optimization algorithms, and the necessary infrastructure for integrating this technology into business.

In conclusion, the potential outcomes of implementing artificial neural networks for retailers are considered. The discussion focuses on key business benefits, such as improved pricing, minimized losses from overpricing or underpricing, faster responses to market changes, and competitive advantages. Recommendations are provided for companies planning to integrate artificial

neural networks into their pricing processes, along with outlining future research directions and technology development to improve pricing processes.

Artificial neural networks have the potential to significantly transform pricing approaches in retail, offering new opportunities to enhance business efficiency and profitability. The use of ANNs is becoming an essential part of modern innovative business strategies, providing flexibility and competitive advantages in dynamic markets.

Ключові слова: *Оптимізація ціноутворення, цифровізація, штучні нейронні мережі, штучний інтелект, бізнес-стратегія, управління цінами.*

Keywords: *Pricing Optimization, Digitalization, Artificial Neural Networks, Artificial Intelligence, Business Strategy, Price Management.*

Постановка проблеми у загальному вигляді та її зв'язок із важливими науковими чи практичними завданнями. У сучасних умовах високої конкуренції та постійних змін на ринках рітейлу ефективно ціноутворення стає стратегічно важливим елементом управління підприємством. Ціни на товари та послуги є одним із основних факторів, що впливають на прибутковість, ринкову частку та загальну стратегію компанії. Сучасні ринкові умови характеризуються підвищеною динамічністю, змінами попиту, сезонними коливаннями та складними впливами зовнішніх факторів, таких як економічні кризи, зміни в поведінці споживачів та розвиток цифрових технологій. Традиційні методи ціноутворення, що базуються на історичних дані та експертних оцінках, часто не можуть забезпечити належний рівень точності й адаптивності, що призводить до втрати конкурентних переваг.

Використання технологій штучного інтелекту, зокрема штучних нейронних мереж, для вирішення завдань оптимізації ціноутворення стає актуальним. ШІМ здатні аналізувати великі обсяги даних, виявляти приховані закономірності, адаптуватися до змін ринкових умов та

прогнозувати майбутні зміни попиту. Дозволяють автоматизувати процеси ціноутворення та підвищити їхню ефективність, що в результаті призводить до оптимізації прибутків і зниження ризиків, пов'язаних з неправильною оцінкою ринкових умов.

Виникає необхідність дослідження методів та підходів до впровадження штучних нейронних мереж у процес оптимізації ціноутворення в ритейлі, що дозволить підвищити ефективність бізнес-процесів, адаптивність до змінних ринкових умов і конкурентоспроможність компаній. Це дослідження є важливим для теоретичного осмислення потенціалу новітніх технологій у сфері ціноутворення та для практичної реалізації інноваційних рішень у бізнесі.

Аналіз останніх досліджень та публікацій. Вивченням питання використання штучних нейронних мереж в бізнесі займається велика кількість

Українських та європейських вчених. Андрій Григор'єв займається дослідженням питання оптимізації бізнес-процесів з допомогою технологій штучного інтелекту. Олена Макаренко досліджує машинне навчання та методи його використання для аналізу великих обсягів даних у фінансовій сфері. Іван Ченцов досліджує великі дані та використання штучного інтелекту для оптимізації бізнес-процесів та ціноутворення. Андреас Нойманн вивчає використання штучних нейронних мереж у ритейлі. Петер Шмідт займається моделями ціноутворення на основі машинного навчання. Проте, не зважаючи на ґрунтовні дослідження в даній сфері, питання використання штучних нейронних мереж потребує подальшого вивчення та дослідження

Мета статті. Метою статті є дослідження можливостей оптимізації цінових стратегій у ритейлі за допомогою штучних нейронних мереж. У роботі аналізується теоретичний та практичний потенціал використання ШНМ для прогнозування попиту, автоматизації процесів прийняття рішень щодо ціноутворення та підвищення ефективності бізнес-процесів. Стаття має

на меті виявити переваги та виклики впровадження ШНМ у практику формування цін, що сприятиме адаптивності компаній до динамічних ринкових умов і забезпечить їх конкурентоспроможність.

Виклад основного матеріалу. Попит є ключовим економічним показником, що відображає кількість товарів або послуг, яку споживачі готові придбати за певний період часу за різними рівнями цін. У контексті ритейлу попит визначається як бажання і здатність споживачів купувати товари в умовах конкурентного ринку. Його формування відбувається під впливом численних факторів, серед яких можна виділити рівень доходів споживачів, споживчі уподобання, соціальні і демографічні тенденції.

Попит у ритейлі характеризується динамічністю та різноманітністю, оскільки різні категорії товарів мають свої особливості попиту. Наприклад, товари першої необхідності зазвичай мають стабільний попит, що незначно залежить від змін цін, тоді як попит на предмети розкоші або товари не першої необхідності може бути значно чутливим до цінових змін. Сезонність також відіграє важливу роль у формуванні попиту, особливо для таких товарів, як одяг, взуття чи товари для відпочинку.

Попит не є постійною величиною, він може змінюватися в залежності від внутрішніх і зовнішніх факторів, таких як маркетингові стратегії, політика конкурентів, технологічні інновації та зміни у вподобаннях споживачів. У результаті попит може коливатися як у короткостроковій, так і в довгостроковій перспективі.

Ціна є економічною категорією, яка означає суму грошей, за яку продавець хоче продати, а покупець готовий купити товар. Ціна певної кількості товарів становить його вартість, звідси ціна – грошова вартість товару. Коли одиницю певного товару обмінюють на певну кількість іншого товару, це останнє стає товарною ціною певного товару. Таким чином, ціна – це складна економічна категорія, в якій фокусують практично всі основні економічні відносини в суспільстві. Передусім, це стосується виробництва та реалізації продукції, формуванню її вартості, а також до створення, розподілу

і використання грошових коштів. Ціна опосередковує всі товарно-грошові відносини [1].

Процес ціноутворення є важливою складовою бізнес-стратегії підприємств ритейлу, оскільки ціна на товар безпосередньо впливає на обсяг продажів, прибутковість та ринкову частку. Класичне ціноутворення у ритейлі буває трьох типів (рис. 1)

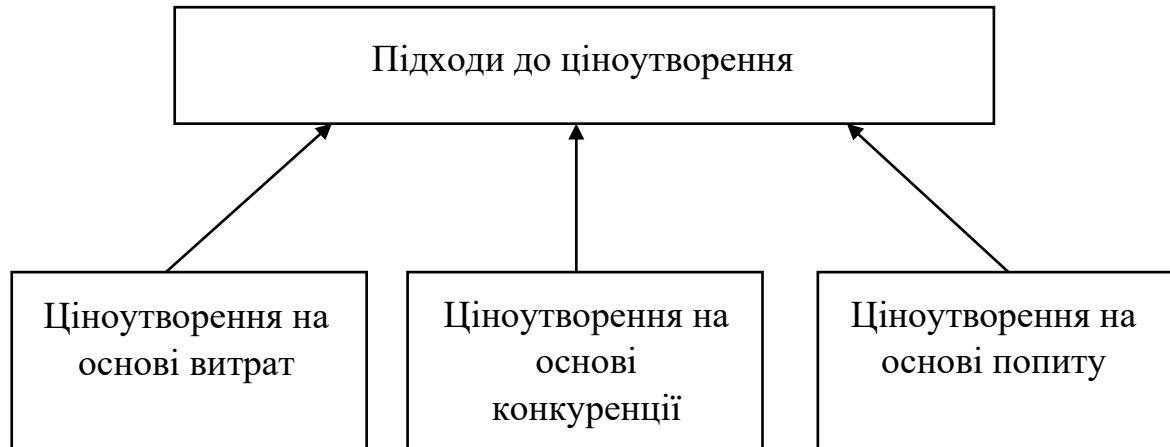


Рисунок 1. Традиційні підходи до ціноутворення

Ціноутворення, що базується на витратах, є одним із найбільш традиційних і поширених методів формування ціни на товар. Його суть полягає у встановленні ціни на продукцію, виходячи з витрат на її виробництво або закупівлю, до яких додається визначений рівень прибутку. Основною перевагою цього методу є його простота та прозорість, компанія розраховує свої витрати на товар і додає націнку, яка відповідає бажаній нормі прибутковості.

Цей підхід до ціноутворення забезпечує стабільність, оскільки ціни не залежать від зовнішніх факторів, таких як динаміка ринку чи поведінка конкурентів. Незважаючи на його очевидну привабливість, метод ціноутворення на основі витрат має суттєві недоліки. Найбільший з них полягає в тому, що він не враховує коливання попиту та поведінки споживачів. У сучасних умовах, коли ринки є надзвичайно динамічними, ціна, що заснована лише на витратах, може бути неадекватною для досягнення конкурентних переваг або максимізації прибутку.

Метод ціноутворення на основі конкуренції передбачає встановлення цін на товари з урахуванням цінової політики основних конкурентів на ринку. Цей підхід особливо актуальний у галузях, де спостерігається висока конкуренція, а товари є відносно взаємозамінними.

Основна стратегія такого ціноутворення полягає в тому, щоб встановити ціни на рівні, близькому до цін конкурентів, або ж диференціювати їх залежно від бажаного позиціонування на ринку.

Метод ціноутворення на основі конкуренції дозволяє підприємствам швидко реагувати на ринкові зміни та утримувати свої позиції в умовах активної конкуренції. Його недоліки полягають у тому, що орієнтація виключно на конкурентів може призвести до недооцінки власних витрат або унікальних переваг продукту.

Метод ціноутворення на основі попиту полягає в аналізі споживчої поведінки та встановленні ціни залежно від рівня попиту на продукт. У цьому підході ціна формується з урахуванням еластичності попиту, тобто залежності обсягу продажів від зміни цін. Якщо попит на товар є еластичним, незначне зниження ціни може значно збільшити обсяг продажів і, відповідно, прибуток. У разі нееластичного попиту підвищення ціни може не суттєво вплинути на обсяги реалізації, що дозволяє компанії збільшувати прибуток за рахунок вищих цін.

Ціноутворення на основі попиту вимагає від компаній глибокого аналізу ринку та поведінки споживачів. Цей метод дозволяє краще враховувати зміни на ринку та адаптувати ціни до актуальних умов. Він також дає змогу максимально використати попит під час пікових періодів або за умов високої лояльності до бренду. Проте цей підхід є складнішим з технічної точки зору, оскільки вимагає постійного збору й аналізу даних щодо поведінки споживачів, конкурентних умов та інших зовнішніх факторів.

Застосування кожного з описаних методів ціноутворення залежить від конкретних умов ринку, стратегії підприємства та характеру товару. У

практиці ритейлу ці методи часто комбінуються для досягнення максимального ефекту. Компанія може використовувати підхід на основі витрат для забезпечення стабільної рентабельності, водночас адаптуючи ціни до попиту під час «високих» сезонів або у відповідь на дії конкурентів.

Ефективна цінова стратегія в ритейлі передбачає динамічне використання різних підходів до ціноутворення, що дозволяє компаніям гнучко реагувати на зміни ринкових умов і досягати конкурентних переваг. Сучасні технології, такі як аналітика великих даних та штучний інтелект, можуть значно покращити здатність компаній оптимізувати ціни на основі вивчення попиту і дій конкурентів.

Штучні нейронні мережі – математичні моделі, а також їх програмні або апаратні реалізації, побудовані за принципами подання й обробки інформації у біологічних нейронних мережах – мережах нервових кліток живого організму [2].

Штучні нейронні мережі (ШНМ) є одним із найперспективніших і найпотужніших інструментів машинного навчання, що моделюють принципи роботи людського мозку. Основою ШНМ є штучні нейрони — математичні аналоги біологічних нейронів, які отримують на вході сигнали, обробляють їх та передають далі через спеціальні функції активації. Нейрони об'єднуються у шари, вхідний, приховані (один або більше) та вихідний. Під час навчання мережа підлаштовує свої вагові коефіцієнти на основі передбачуваних результатів, що дозволяє їй «навчатися» і вдосконалювати здатність до прийняття рішень.

ШНМ особливо корисні для вирішення складних завдань, таких як класифікація, регресія та прогнозування, де традиційні методи можуть виявитися неефективними. Однією з ключових переваг ШНМ є здатність обробляти великі обсяги даних і знаходити в них приховані закономірності, що часто неочевидні для людини. Це робить їх незамінними для ритейлу, де великі масиви даних про поведінку споживачів, ціни, транзакції та зовнішні фактори можуть бути використані для прийняття оптимальних бізнес-рішень.

Великі дані – це значні обсяги інформації, що генеруються з різноманітних джерел, таких як електронна комерція, соціальні мережі, транзакційні системи, пристрої Інтернету речей та інші платформи. У ритейлі великі дані охоплюють такі аспекти:

- дані про продажі та транзакції;
- демографічні дані та уподобання клієнтів;
- історія купівельної активності;
- зовнішні фактори, такі як економічні умови, погода чи конкуренція.

Наявність цих даних дозволяє компаніям отримати повніше уявлення про ринок і споживачів. Їхня корисність залежить від здатності бізнесу аналізувати їх та використовувати для прийняття рішень. Традиційні інструменти аналізу часто не здатні ефективно обробляти такі обсяги інформації. Штучні нейронні мережі забезпечують більш глибоке і точне опрацювання даних для вирішення конкретних завдань.

Один із найбільш актуальних напрямів використання ШНМ у ритейлі полягає у прогнозуванні попиту. Прогнозування попиту є ключовою задачею, оскільки воно дозволяє компаніям краще планувати запаси, керувати логістикою та мінімізувати ризики надлишкових або дефіцитних товарів. Традиційні методи прогнозування, статистичні моделі або регресійний аналіз, можуть забезпечити прийнятні результати лише в умовах стабільного ринку та лінійних взаємозв'язків. Сучасний ринок є надзвичайно динамічним і включає безліч нелінійних чинників, таких як зміна уподобань споживачів, вплив сезонності та маркетингових активностей.

ШНМ дозволяють враховувати ці нелінійні взаємозв'язки, оскільки здатні навчатися на великих наборах даних, що охоплюють різноманітні фактори. Використовуючи дані про минулі продажі, тенденції попиту, поведінку покупців, а також зовнішні чинники, нейронні мережі можуть точно передбачати майбутні обсяги попиту на конкретні товари чи послуги. Це дає змогу компаніям оптимізувати свої бізнес-процеси, забезпечуючи належний рівень запасів і скорочуючи витрати на їх зберігання.

ШНМ також можуть використовуватись у вирішенні завдання ціноутворення, яке є важливою частиною стратегії будь-якого ритейлера. Традиційні методи ціноутворення формуються на витратах, попиті або цінах конкурентів. Проте вони часто не враховують повною мірою швидкі зміни на ринку та вплив різноманітних зовнішніх і внутрішніх факторів, що робить ці підходи менш адаптивними.

ШНМ використовуючи великі масиви даних, здатні аналізувати складні взаємозв'язки між попитом, витратами, цінами конкурентів, поведінкою споживачів та іншими чинниками. Це особливо важливо в умовах конкурентних ринків, де швидка реакція на ринкові зміни може стати вирішальним фактором успіху.

Оптимізація цін за допомогою ШНМ базується на тому, що ці алгоритми здатні виявляти приховані закономірності в даних та передбачати, як зміни ціни вплинуть на обсяги продажів і прибутковість. ШНМ можуть аналізувати такі фактори, як еластичність попиту, наявність альтернативних товарів, сезонні коливання та маркетингові кампанії, щоб визначити найвигіднішу ціну, яка максимізує прибуток або ринкову частку

ШНМ можуть бути використані для персоналізованого ціноутворення — одного з найсучасніших напрямів розвитку стратегій ціноутворення в ритейлі. Персоналізоване ціноутворення полягає в адаптації цін під конкретного споживача або сегмент покупців, враховуючи їхні уподобання, історію покупок та поведінку на сайті. Використовуючи ці дані, ШНМ можуть визначати найбільш підходящу ціну для кожного споживача або групи споживачів, що сприяє підвищенню лояльності клієнтів та збільшенню продажів.

Персоналізоване ціноутворення також може враховувати зовнішні умови, такі як місцезнаходження покупця, поточні акції чи навіть погодні умови, що робить його ще більш ефективним. Компанії, які використовують ШНМ для персоналізованого ціноутворення, можуть досягати значних переваг у

порівнянні з конкурентами, пропонуючи більш привабливі умови для своїх клієнтів.

Штучні нейронні мережі у ритейлі базуються на аналізі великих масивів даних, які можуть включати широкий спектр інформації про діяльність компанії, ринок та поведінку споживачів (рис.2). Для побудови ефективної моделі ШНМ, що здатна прогнозувати попит і визначати оптимальні ціни, важливим етапом є вибір та збір даних із різних джерел.



Рисунок 2. Джерела даних для прогнозування попиту та ціни у ритейлі

Джерела даних які використовуються для прогнозування попиту та ціни у ритейлі:

- Історичні дані продажів. Це фундаментальні дані, що відображають інформацію про кількість проданих товарів або послуг за певні періоди часу. Важливість цих даних полягає у відстеженні тенденцій попиту на продукцію. Історичні продажі дозволяють виявити сезонні коливання, фактори, що впливають на зниження або зростання попиту, а також ефективність попередніх цінових стратегій.
- Конкурентна інформація. Для точнішого встановлення цін важливо враховувати ціни конкурентів на аналогічні продукти чи послуги. Конкурентні дані можуть бути отримані з відкритих джерел або

спеціалізованих платформ, які відстежують ціни на ринку. Ця інформація дозволяє оцінювати еластичність попиту на ринку та швидко реагувати на зміни у стратегіях конкурентів.

- Клієнтська поведінка. Цей набір даних включає інформацію про те, як покупці взаємодіють із продуктами, сайтами або магазинами. Вони охоплюють демографічні дані, частоту покупок, відвідування сайтів або магазинів, реагування на рекламні кампанії, переваги щодо знижок та акцій. Дані про поведінку споживачів важливі для прогнозування змін у попиті та формування персоналізованих пропозицій.
- Сезонність. Сезонні фактори мають значний вплив на попит у ритейлі. Аналіз даних про сезонні коливання дозволяє враховувати їх при прогнозуванні попиту та встановленні цін. Попит на певні товари може зростати під час святкових періодів або у відповідь на погодні зміни. Інтеграція таких даних до моделі ШНМ забезпечує підвищення її точності.

Перед тим як використовувати ці дані для навчання ШНМ, необхідно провести їх ретельну підготовку. Це включає очищення даних від аномалій та шуму, нормалізацію даних для забезпечення однакової шкали значень, а також виділення тренувальних та тестових вибірок. Очищення та підготовка даних є критично важливим етапом, навіть незначні помилки в даних можуть значно вплинути на результати навчання моделі.

На першому етапі розробки ШНМ необхідно визначити вхідні змінні, які будуть використовуватися для навчання мережі. У нашому випадку входять можуть включати:

- Історичні дані продажів за попередні періоди;
- Ціни конкурентів;
- Макроекономічні показники;
- Сезонні фактори (погодні умови, святкові періоди);
- Дані про поведінку покупців (реакція на зміни цін, активність у різні періоди);

- Специфічні дані про товари (категорія, тип, наявність акцій).

Ці вхідні змінні проходять попередню обробку для перетворення в числові значення та нормалізацію, щоб забезпечити ефективне навчання моделі.

Приховані шари ШНМ є основою для обробки вхідних даних та виявлення складних взаємозв'язків між ними. Зазвичай у моделях для прогнозування попиту та ціноутворення використовують декілька прихованих шарів, які дозволяють мережі навчитися багаторівневим представленням даних.

Кожен прихований шар складається з нейронів, які приймають на вхід зважені суми від попереднього шару, обробляють їх за допомогою функцій активації і передають результати на наступний шар. Кількість прихованих шарів і нейронів у кожному шарі є гіперпараметрами моделі, які налаштовуються під час навчання.

Вихідний шар ШНМ повертає прогнозоване значення — наприклад, очікуваний попит або оптимальну ціну на товар у майбутньому періоді.

Після визначення архітектури моделі починається процес її навчання. Навчання нейронної мережі полягає у налаштуванні вагових коефіцієнтів між нейронами на основі історичних даних, що дозволяє мережі коректно прогнозувати результати.

Процес навчання складається з кількох етапів (рис.3)

1. Пряме проходження. На першому етапі вхідні дані подаються на вхідний шар мережі, після чого обчислюються виходи кожного нейрона в прихованих шарах. Результати обчислень на кожному шарі передаються на наступний, і в кінці отримуємо результат на виході.
2. Оцінка помилки. Після отримання результату на виході модель порівнює його з реальним значенням (із тренувальних даних) за допомогою функції втрат. Для задачі регресії зазвичай використовують середньоквадратичну похибку, яка оцінює різницю між прогнозованим і реальним значенням.

3. Зворотне поширення помилки. На цьому етапі мережа коригує свої вагові коефіцієнти, щоб мінімізувати помилку. Для цього використовується метод зворотного поширення помилки, який дозволяє поширити обчислену похибку через всю мережу у зворотному напрямку — від виходу до входу. Кожен шар коригує свої вагові коефіцієнти відповідно до внеску, який він зробив у загальну похибку.
4. Оптимізація. Щоб знайти оптимальні значення вагових коефіцієнтів, використовують алгоритми оптимізації, такі як стохастичний градієнтний спуск або його варіації. Алгоритм оптимізації мінімізує функцію втрат, змінюючи ваги нейронів таким чином, щоб мережа з кожною ітерацією навчання показувала все точніші результати.
5. Тестування та валідація. Після навчання на тренувальних даних модель перевіряють на тестових вибірках, які не використовувалися для навчання, щоб оцінити її здатність до узагальнення. Це дозволяє визначити, наскільки добре модель прогнозує попит чи ціни на нових даних.

Для досягнення високої точності прогнозування в процесі навчання використовують різноманітні оптимізаційні методи:

- Dropout - запобігає перенавчанню моделі, вимикаючи випадкові нейрони під час навчання.
- Регуляризація - додає до функції втрат спеціальний термін, що карає за великі значення вагових коефіцієнтів, тим самим знижуючи ймовірність перенавчання.
- Early stopping - зупиняє навчання, якщо модель починає показувати гірші результати на тестових даних.

Така комплексна методологія навчання ШНМ забезпечує високу ефективність у прогнозуванні попиту та встановленні оптимальних цін у ритейлі, дозволяючи бізнесу швидко реагувати на зміни ринку та забезпечувати конкурентоспроможність.

Ефективність моделі ШНМ оцінюється з допомогою декількох ключових показників, які допомагають визначити, наскільки успішно модель допомагає бізнесу досягти поставлених цілей. Одним з основних показників ефективності є приріст прибутку, який бізнес отримує після впровадження прогнозованих цін. Зазвичай це оцінюється шляхом порівняння рівня доходів до та після впровадження ШНМ, з урахуванням зміни витрат на утримання запасів та логістику.

Модель ШНМ також дозволяє мінімізувати ризики, пов'язані з надмірними запасами або нестачею товару на складі. Це допомагає рітейлерам оптимізувати товарні запаси, знижуючи кількість непроданого товару або дефіцитів, що веде до втрат.

Ефективна модель повинна забезпечувати можливість швидкої реакції на зміну ринкових умов. Це може бути оцінено через швидкість внесення змін у цінову політику відповідно до прогнозів моделі. Чим швидше модель передбачає та адаптується до змін у попиті, тим ефективніше вона допомагає бізнесу залишатися конкурентоспроможним.

Оскільки модель дозволяє прогнозувати поведінку конкурентів та оптимально реагувати на зміни в їхніх стратегіях, це сприяє створенню конкурентної переваги, яка відображається у зростанні ринкової частки рітейлера.

Цей комплексний підхід до оцінки ефективності моделі дозволяє не тільки вимірювати поточні результати, але й оптимізувати процес прогнозування та ціноутворення в довгостроковій перспективі.

Впровадження штучних нейронних мереж у процес ціноутворення має багато переваг проте існують потенційні проблем, які можуть виникнути під час їхнього використання. Ці проблеми можуть вплинути на точність прогнозування та на загальну ефективність моделі.

Для ефективної роботи ШНМ необхідні великі обсяги якісних даних. Проблеми можуть виникати у випадках, коли дані є неповними, застарілими або неточними. Це може суттєво знизити точність моделі та спотворити

прогнози. Вирішенням цієї проблеми є впровадження систем для автоматизованого збору та очищення даних. Компанії повинні забезпечити регулярне оновлення даних, щоб модель працювала з актуальною інформацією.

Проблеми з узгодженням моделі та реальних бізнес-процесів. Нейронні мережі можуть не враховувати всі аспекти бізнес-середовища, такі як раптові зміни в ринкових умовах, політичні фактори або форс-мажорні обставини. Це може призвести до помилкових рішень. Для зменшення ризику таких помилок важливо інтегрувати механізми контролю, що дозволяють вносити корективи у прогнозування на основі експертних оцінок або зовнішніх факторів, які не були передбачені під час навчання моделі.

Перенавчання моделі - це ситуація, коли модель надто добре підлаштовується під історичні дані, що знижує її здатність прогнозувати майбутні події. У результаті ШНМ може видавати високоточні прогнози для минулого, але погано справлятися з новими даними. Для вирішення цієї проблеми застосовують різні техніки регуляризації та крос-валідації, що дозволяють знайти оптимальний баланс між навчанням і узагальненням.

Нейронні мережі є "чорними ящиками", тобто важко зрозуміти, яким чином модель дійшла до конкретного рішення. Це може створювати труднощі у випадках, коли компаніям потрібне чітке пояснення для прийняття важливих бізнес-рішень. Для вирішення цієї проблеми можна застосовувати інтерпретовані моделі або гібридні системи, що поєднують нейронні мережі з іншими алгоритмами, які надають прозоріші результати.

Розробка та впровадження ШНМ вимагають значних інвестицій, як у плані ресурсів, так і часу. Не кожна компанія, особливо малі та середні підприємства, може дозволити собі такі витрати. Для зменшення цієї проблеми компанії можуть використовувати готові рішення або платформи машинного навчання, що пропонують готові моделі для різних типів бізнес-завдань. Це може значно знизити вартість впровадження та прискорити процес адаптації технології.

Використання великих даних, зокрема інформації про клієнтів, може викликати питання конфіденційності та безпеки. Деякі ринки можуть мати жорсткі регуляції щодо використання персональних даних для бізнес-рішень. Для уникнення цих проблем необхідно дотримуватися всіх юридичних норм та правил конфіденційності, а також впроваджувати технології, що забезпечують захист даних.

Поведінка споживачів може змінюватися досить швидко, що може вплинути на актуальність прогнозів. Для того, щоб модель залишалася ефективною в умовах швидких змін, важливо використовувати механізми регулярного навчання моделі на нових даних, а також застосовувати адаптивні алгоритми, здатні швидко реагувати на зміни в поведінці клієнтів.

Впровадження штучних нейронних мереж у сфері рітейлу значно змінює підходи до ціноутворення, надаючи компаніям низку переваг, серед яких особливо важливими є здатність до адаптації, гнучкість і автоматизація процесів. ШНМ дозволяють швидко реагувати на ринкові зміни, враховуючи численні фактори, такі як сезонність, конкурентні умови та динаміка попиту. Це забезпечує можливість більш точно прогнозувати поведінку споживачів, що, у свою чергу, сприяє підвищенню прибутковості та зниженню ризиків, пов'язаних з невиконаннями планів по продажах.

Однією з головних переваг є здатність ШНМ автоматизувати процес прийняття рішень щодо ціноутворення. Це дозволяє уникнути суб'єктивних помилок і зменшити вплив людського фактора на результати. Ціноутворення здійснюється на основі аналізу великих масивів даних в реальному часі, що робить процес більш ефективним та адаптивним до мінливих ринкових умов. Крім того, нейронні мережі надають можливість для персоналізації цінової політики, що дає компаніям змогу краще задовольняти потреби різних сегментів споживачів.

ШНМ дозволяють не лише підвищити ефективність процесу ціноутворення, але й оптимізувати бізнес-процеси загалом. Прогнози, що генеруються нейронними мережами, використовуються для прийняття

стратегічних рішень щодо управління цінами та управління запасами. Завдяки цьому компанії можуть ефективніше планувати свої операційні витрати, що сприяє підвищенню рентабельності та конкурентоспроможності на ринку.

ШНМ забезпечують набагато більшу гнучкість та точність у прогнозуванні. Підходи, що базуються на витратах, часто не враховують змін попиту або конкурентної ситуації, що обмежує можливості бізнесу в оперативному реагуванні на зміни ринку. ШНМ дозволяють врахувати ці фактори в реальному часі, завдяки чому ціноутворення стає динамічним і максимально адаптованим до ринкових умов.

Впровадження ШНМ у ритейлі сприяє підвищенню ефективності бізнес-процесів, дозволяє автоматизувати ключові аспекти управління цінами та забезпечує гнучкість у реагуванні на ринкові зміни. Це відкриває нові можливості для бізнесу в умовах високої конкуренції та постійної мінливості ринкових умов.

Висновки. Штучні нейронні мережі дозволяють ефективно аналізувати великі обсяги даних, що включають різноманітні фактори, такі як попит, сезонність, конкурентне середовище та поведінка споживачів. Це дає змогу компаніям приймати більш обґрунтовані рішення щодо встановлення цін, що сприяє максимізації доходів і зниженню ризиків невиконання планів продажів.

Однією з ключових переваг впровадження ШНМ є можливість автоматизації процесу прийняття рішень щодо ціноутворення. Це дозволяє компаніям зменшити залежність від людського фактора та прискорити процес реагування на зміни ринкової ситуації. Завдяки машинному навчанню та адаптивним алгоритмам нейронні мережі можуть підлаштовуватися під нові ринкові умови та забезпечувати актуальні прогнози. Це підвищує гнучкість компаній і дає їм конкурентні переваги в динамічних ринкових умовах.

Впровадження ШНМ сприяє персоналізації цінової політики. Це дозволяє компаніям ефективніше взаємодіяти з різними сегментами споживачів, враховуючи індивідуальні особливості попиту. Такий підхід підвищує рівень задоволеності клієнтів, що позитивно впливає на лояльність і, відповідно, на довгострокову прибутковість компанії. Однак впровадження ШНМ також вимагає значних інвестицій та високоякісних даних для належного функціонування.

ШНМ мають потенціал кардинально змінити підходи до ціноутворення у ритейлі, забезпечуючи ефективність, гнучкість та точність у прогнозуванні цін. Вони дозволяють компаніям швидко адаптуватися до змін ринкових умов, покращуючи прибутковість і зменшуючи втрати. Подальший розвиток і вдосконалення цих технологій може ще більше розширити їх використання в різних сферах бізнесу, забезпечуючи інноваційні рішення для складних завдань ціноутворення.

Література

1. Редченко К., Романченко А. Ціноутворення в сучасних умовах. Науковий вісник ЛНТУ України. 2009. Т. 19, № 4. С. 222–226
2. Нейронні мережі : теорія та практика: навч. посіб. / С. О. Субботін. – Житомир : Вид. О. О. Євенок, 2020. – 184 с
3. В. О. Бойчук, В. Ю. Новакевич. Сучасні штучні нейронні мережі та підходи до їх моделювання. Вимірювальна та обчислювальна техніка в технологічних процесах. – 2014. – № 4. – С. 216-219
4. Бурлєєв, О., Василенко, О., & Іваненко, Р. (2021). Ефективність використання штучних нейронних мереж в економіці. Економіка та суспільство, (31)
5. Семененко Ю. С. Вплив інтеграції AI в аналіз даних на точність та швидкість прийняття стратегічних рішень. *Efektivna ekonomika*. 2024. № 5
6. Маслова О. В. Нейронні мережі // Технологія, освіта, наука – 2024 : I науково-методична конференція викладачів, співробітників і студентів, м. Конотоп, 13 червня 2024 р. / відп. за вип. В. В. Бібик. Конотоп :

ВСП "Класичний фаховий коледж Сумського державного університету", 2024. С. 56-60.

7. Пришляк Катерина, Буяк Лілія. Цифрова трансформація у сфері земельних відносин. Вектори інноваційного розвитку освіти, науки і бізнесу в умовах глобальних змін : матеріали IX Міжнародної науково-практичної конференції [Тернопіль, 25 травня 2021 р.]. Тернопіль: ФОП Осадца Ю. В., 2021. С. 13-15

References

1. Redchenko, K. and Romanchenko, A. (2009), "Pricing in Modern Conditions", *Naukovyi Visnyk LNTU Ukrainy*, vol. 19(4), pp. 222-226.
2. Subbotin, S.O. (2020), *Neironni merezhi: teoriia ta praktyka* [Neural Networks: Theory and Practice], Yevhenok Publishing, Zhytomyr, Ukraine
3. Boichuk, V. and Novakevych, V. (2014), "Modern Artificial Neural Networks and Approaches to Their Modeling", *Vymiriuvalna ta obchysliuvalna tekhnika v tekhnolohichnykh protsesakh*, vol. 4, pp. 216-219.
4. Burlyeev, O. Vasylenko, O. and Ivanenko, R. (2021), "Efficiency of Using Artificial Neural Networks in the Economy", *Economy and Society*, vol. 31.
5. Semenenko, Y. (2024), "The Impact of AI Integration in Data Analysis on the Accuracy and Speed of Strategic Decision-Making", *Efektivna Ekonomika*, vol. 5.
6. Maslova, O. (2024), "Neural Networks", *Tekhnolohiia, osvita, nauka – 2024 : I naukovo-metodychna konferentsiia vykladachiv, spivrobitnykiv i studentiv* [Technology, Education, Science – 2024: 1st Scientific and Methodological Conference of Lecturers, Staff, and Students], Konotop, Ukraine, pp. 56-60.
7. Pryshliak, K. and Buiak, L. (2021), "Digital Transformation in the Field of Land Relations", *Vektory innovatsiinoho rozvytku osvity, nauky i biznesu v umovakh hlobalnykh zmin : materialy IX Mizhnarodnoi naukovo-praktychnoi konferentsii* [Vectors of Innovative Development of Education, Science, and Business in the Context of Global Changes: Proceedings of the IX International Scientific and Practical Conference], Ternopil, Ukraine, pp. 13-15.

Стаття надійшла до редакції 14.10.2024 р.