



Маркетинг

УДК 004.8:519.6:658.8

DOI <https://doi.org/10.5281/zenodo.19093647>

**Оптимізація конверсії в електронній комерції засобами
нейромережевого прогнозування поведінкових патернів споживачів**

Катуніна Ольга Сергіївна,

кандидат економічних наук, доцент, доцент кафедри штучного інтелекту,
моделювання та статистики, навчально-науковий інститут
«Інститут інформаційних технологій в економіці»,
Київський національний економічний університет імені Вадима Гетьмана,
м. Київ, Україна, <https://orcid.org/0000-0001-7584-0037>

Остропольська Євгенія Василівна,

кандидат економічних наук, доцент кафедри менеджменту,
маркетингу та публічного адміністрування, ЗВО
«Міжнародний науково-технічний університет імені академіка Юрія Бугая»,
м. Київ, Україна, <https://orcid.org/0000-0001-7462-8069>

Грицук Юрій Валерійович,

кандидат технічних наук, доцент, доцент кафедри інформаційних технологій
та аналітики даних, навчально-науковий інститут інформаційних технологій
та бізнесу, Національний університет «Острозька академія»,
м. Острог, Україна, <https://orcid.org/0000-0003-3389-1172>

Прийнято: 01.03.2026 | Опубліковано: 18.03.2026



Анотація. Зростання обсягів даних і динамічних змін поведінки споживачів вимагає застосування нових методів аналізу та прогнозування, здатних ефективно визначати ймовірність здійснення покупки та формувати персоналізовані рекомендації. **Метою дослідження** є аналіз можливостей впровадження нейромережових методів для прогнозування поведінкових патернів споживачів в електронній комерції та оцінювання їхньої ефективності в оптимізації конверсії. У дослідженні використано **методи** систематизації та узагальнення наукових підходів, структурно-функціонального й системного аналізу, порівняльного аналізу архітектур нейромереж та елементи моделювання та статистичної інтерпретації результатів. **Результати.** Показано, що застосування нейромереж забезпечує суттєве підвищення точності прогнозування конверсії порівняно з традиційними алгоритмами завдяки врахуванню складних нелінійних залежностей і контекстуальних чинників взаємодії користувача з платформою. Водночас залучення глибоких моделей супроводжується підвищеною складністю впровадження, значними ресурсними витратами та обмеженою інтерпретованістю результатів. Оцінювання переваг та обмежень нейромережових моделей, зокрема здатності враховувати часові послідовності, локальні й глобальні поведінкові патерни, вимог до обчислювальних ресурсів і якості даних, дало змогу визначити доцільність їхнього використання в конкретних бізнес-сценаріях. **Висновки.** З'ясовано, що інтеграція різних нейромережових архітектур у гібридні системи підвищує ефективність прогнозування ймовірності здійснення цільових дій користувачів на платформах електронної комерції, забезпечуючи одночасне врахування структурованих, часових і графових типів даних та складних поведінкових закономірностей. Обґрунтовано, що ефективність прогнозів конверсії користувачів залежить не лише від обраної моделі, а й від організаційної спроможності підприємства: якості підготовки поведінкових і транзакційних даних, належної інфраструктури для навчання й оновлення



моделей, та системного моніторингу їхньої роботи в реальному часі. Подальші дослідження доцільно спрямувати на підвищення інтерпретованості прогнозів та розроблення комбінованих методів інтеграції нейромереж з економетричними та каузальними підходами.

Ключові слова: прогнозування поведінки, персоналізація електронної комерції, нейромережеві моделі, оптимізація продажів, трансформерні архітектури, графові моделі.

**Conversion optimization in e-commerce using neural network-based
prediction of consumer behavioral patterns**

Olha Katunina,

PhD in Economical Sciences, Associate Professor, Department of Mathematical
Modeling and Statistics, Institute of Information Technologies in Economy,
Vadym Hetman Kyiv National Economic University,
Kyiv, Ukraine, <https://orcid.org/0000-0001-7584-0037>

Yevheniia Ostropolska,

PhD in Economical Sciences, Associate Professor, Department of Management,
Marketing and Public Administration, Higher Educational Institution
«Academician Yuriy Bugay International Scientific and Technical University»,
Kyiv, Ukraine, <https://orcid.org/0000-0001-7462-8069>

Yuriy Grytsuk,

PhD in Technical Sciences, Associate Professor, Associate Professor of the
Department of Information Technologies and Data Analytics, Educational and
Scientific Institute of Information Technology and Business, National University
of Ostroh Academy, Ostroh, Ukraine, <https://orcid.org/0000-0003-3389-1172>



Abstract. Growing volumes of data and dynamic changes in consumer behaviour require new analytical and forecasting methods to effectively estimate purchase likelihood and generate personalised recommendations. The **purpose of the study** is to analyse the potential of neural network methods to predict consumer behavioural patterns in e-commerce and to assess their effectiveness in optimising conversion rates. The study uses **methods** of systematisation and generalisation of scientific approaches, structural-functional and system analysis, comparative analysis of neural network architectures, and elements of modelling and statistical interpretation of results. **Results.** It is shown that neural networks provide a significant increase in conversion forecasting accuracy over traditional algorithms by accounting for complex nonlinear dependencies and contextual factors in user interactions with the platform. At the same time, the use of deep models is accompanied by increased implementation complexity, significant resource costs, and limited interpretability of results. Assessing the advantages and limitations of neural network models, in particular their ability to account for time sequences, local and global behavioural patterns, and the requirements for computing resources and data quality, enabled the determination of their feasibility for specific business scenarios. **Conclusions.** It is established that integrating various neural network architectures into hybrid systems increases the efficiency of forecasting users' target-action probabilities on e-commerce platforms while simultaneously accounting for structured, temporal, and graph data types and complex behavioural patterns. It is substantiated that the efficiency of user conversion forecasts depends not only on the selected model but also on the enterprise's organisational capacity: the quality of behavioural and transactional data preparation, appropriate infrastructure for model training and updating, and systematic real-time monitoring of their performance. Further research should focus on increasing the interpretability of forecasts and on developing combined methods for integrating neural networks with econometric and causal approaches.



Keywords: behavior prediction, e-commerce personalization, neural network models, sales optimization, transformer architectures, graph-based models.

Постановка проблеми. У сучасних умовах стрімкого розвитку цифрової економіки електронна комерція є одним з визначальних секторів глобального ринку, що забезпечує безперервну трансформацію моделей взаємодії між бізнесом і споживачами. Водночас з постійним зростанням обсягів онлайн-торгівлі актуалізовано проблему ефективного управління поведінкою користувачів на цифрових платформах, зокрема у контексті підвищення коефіцієнта конверсії. Значна частка відвідувачів інтернет-магазинів залишає вебресурси без здійснення цільових дій (покупки, реєстрації, підписки), що зумовлює втрату потенційного прибутку та зниження ефективності маркетингових стратегій підприємств електронної комерції.

Традиційні підходи до аналізу поведінки споживачів, які ґрунтуються на статистичних або описових методах обробки даних, не забезпечують достатньої точності прогнозування через складність, нелінійність і динамічність поведінкових патернів користувачів у цифровому середовищі. Це обумовлює необхідність впровадження новітніх інтелектуальних інструментів, зокрема методів нейромережевого моделювання, що здатні аналізувати великі масиви поведінкових даних у режимі реального часу та виявляти приховані залежності між діями користувачів і ймовірністю здійснення конверсійної дії.

У цьому контексті виникає науково-практична проблема оптимізації процесів ухвалення маркетингових рішень на основі прогнозування поведінкових патернів споживачів із використанням штучних нейронних мереж. Недостатній рівень адаптивності наявних систем аналітики електронної комерції до змін у споживчих перевагах та обмежені можливості персоналізації взаємодії з користувачем знижують ефективність



функціонування цифрових торгівельних платформ і потребують розроблення нових підходів до управління клієнтським досвідом.

Зв'язок цього питання з важливими науковими та практичними завданнями полягає у необхідності підвищення ефективності функціонування суб'єктів електронної комерції шляхом застосування інтелектуальних технологій прогнозування для вдосконалення систем персоналізації, оптимізації конверсійних воронки продажу та підвищення рівня утримання клієнтів. Розв'язання цієї проблеми сприятиме не лише розвитку теоретичних засад застосування нейромережових методів у сфері цифрового маркетингу, але й підвищенню конкурентоспроможності підприємств електронної комерції через зростання ефективності ухвалення управлінських рішень на основі даних, що відповідає сучасним вимогам цифрової трансформації бізнес-процесів.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Сучасні наукові дослідження у галузі цифрового маркетингу, бізнес-аналітики та штучного інтелекту зосереджено на проблематиці оптимізації конверсії в електронній комерції на основі прогнозування поведінкових патернів споживачів. Зокрема, І. В. Перемозова, І. С. Земляков та В. М. Шайбан [1] обґрунтовують значущість алгоритмів персоналізації контенту у вебмаркетингу як засобу підвищення ефективності інтернет-продажів. Автори доводять, що адаптація цифрового контенту до індивідуальних характеристик користувачів сприяє збільшенню рівня залученості клієнтів, проте не враховують можливостей прогнозування поведінкових реакцій у реальному часі із застосуванням нейромережових моделей.

В роботі І. В. Пономаренко та А. С. Сапаян [2] розглядають SEO-оптимізацію як інструмент інтернет-маркетингу, спрямований на підвищення видимості вебресурсів підприємства та залучення цільового трафіку, що безпосередньо впливає на поведінкові показники користувачів у цифровому середовищі. Питання підвищення ефективності конверсії на стадії оброблення



замовлень аналізують О. І. Суворін та В. В. Кабачій [3]. Запропоновано комплексну систему оцінювання результативності підприємства, однак недостатню увагу приділено використанню інтелектуальних моделей прогнозування клієнтської поведінки.

О. Галушко зі співавторами (O. Galushko et al.) [4] аналізують конверсійні воронки як механізм маркетингового впливу на поведінку клієнтів. У роботі визначено основні етапи взаємодії користувача з онлайн-платформою, проте автори не враховують можливостей автоматизованої оптимізації цих процесів на основі машинного навчання. Одночасно багаторівневу модель глибокого навчання для прогнозування коефіцієнта конверсії на основі аналізу мікро- та макropоведінкових дій користувачів пропонують Г. Вен зі співавторами (H. Wen et al.) [5]. Це дає змогу точніше визначати ймовірність здійснення покупки, однак така модель потребує значних обсягів даних для ефективного функціонування.

Значущий розвиток методів прогнозування поведінки споживачів та розроблення системи моделювання психологічних характеристик користувачів із використанням графових нейронних мереж демонструє автор Ф. Гао (F. Gao) [6]. Запропонований підхід сприяє підвищенню точності рекомендаційних систем, проте не забезпечує комплексної інтеграції у процес управління маркетинговими рішеннями. Водночас М. Заглул зі співавторами (M. Zaghloul et al.) [7] здійснюють порівняльний аналіз традиційних алгоритмів машинного навчання та глибоких нейронних мереж для прогнозування задоволеності клієнтів в електронній комерції. Отримані результати підтверджують вищу ефективність моделей глибокого навчання, хоча питання прогнозування конверсійної поведінки залишаються недостатньо дослідженими.

Модель прогнозування натискань та конверсій на основі комбінування характеристик користувача та товару із застосуванням методів навчання векторних представлень розробляють С. Вей зі співавторами (S. Wei et al.) [8].



Вона забезпечує виявлення латентних залежностей між поведінковими патернами та ймовірністю здійснення покупки. Аналогічно, А. Р. Пасе (A. R. Pathe) [9] обґрунтовує доцільність використання штучних нейронних мереж для моделювання поведінки клієнтів з метою оптимізації конверсійної воронки продажу в цифровому ритейлі, проте запропонована модель орієнтована переважно на статичні параметри взаємодії користувача з платформою.

Дж. Лінь (J. Lin) [10] розглядає застосування алгоритмів машинного навчання для прогнозування поведінки споживачів у системах precision-маркетингу. Доведено ефективність використання інтелектуальних методів аналізу даних для сегментації клієнтів, однак не досліджено питання оптимізації конверсійної взаємодії на різних етапах користувацького шляху. Додатково, Є. Грушко [11] та В. Маслянчук (V. Maslianchuk) [12] розглядають психологічні та соціокультурні чинники взаємодії у бізнес-екосистемах, які впливають на ухвалення рішень споживачами, що створює передумови для використання поведінкового прогнозування у маркетинговій аналітиці. Водночас Д. Кияшко (D. Kyiashko) [13] та Ю. Шевчук (Y. Shevchuk) [14] аналізують технологічні аспекти застосування штучного інтелекту у складних цифрових системах, що сприяє адаптації інтелектуальних алгоритмів до потреб електронної комерції. Підсумовуючи, потенціал адаптивних інтелектуальних систем у прогнозуванні поведінкових процесів у динамічному бізнес-середовищі демонструє В. Олховський (V. Olkhovsky) [15].

Виділення невирішених раніше частин загальної проблеми. Попри значну кількість сучасних досліджень у сфері оптимізації конверсії в електронній комерції із застосуванням методів машинного навчання та глибоких нейронних мереж, низка важливих аспектів цієї проблематики залишається недостатньо дослідженою. Насамперед це стосується комплексного використання нейромережевих моделей для прогнозування



поведінкових патернів споживачів у режимі реального часу з метою динамічної адаптації маркетингових стратегій та оптимізації конверсійної взаємодії на всіх етапах користувацького шляху. Наявні підходи здебільшого орієнтовані на аналіз історичних даних або статичну персоналізацію контенту, що обмежує їхню ефективність у середовищі, яке характеризується високим рівнем поведінкової варіативності користувачів.

Однією з нерозв'язаних проблем є інтеграція результатів прогнозування поведінки клієнтів у процеси ухвалення маркетингових рішень у межах конверсійної воронки продажу. Більшість наукових робіт зосереджується на побудові моделей прогнозування натискань або ймовірності покупки, однак не розглядає механізмів трансформації отриманих прогнозів у конкретні управлінські дії, спрямовані на підвищення ефективності взаємодії з користувачем. Це зумовлює розрив між аналітичними результатами нейромережевого моделювання та їхнім практичним застосуванням у системах електронної комерції.

Крім того, недостатньо дослідженим залишається питання врахування когнітивних, емоційних та поведінкових характеристик онлайн-споживачів у процесі побудови прогнозних моделей, оскільки сучасні алгоритми, переважно, орієнтовані на оброблення транзакційних показників або даних натискань, ігноруючи психологічні чинники затвердження рішень, які можуть суттєво впливати на конверсійні показники. Така обмеженість пояснюється складністю формалізації поведінкових реакцій користувачів та необхідністю використання багатовимірних моделей аналізу даних, здатних враховувати як явні, так і латентні параметри взаємодії клієнта з цифровим середовищем.

Отже, подальшого наукового обґрунтування потребує проблема інтеграції нейромережевих методів прогнозування поведінкових патернів споживачів у системи підтримки застосування маркетингових рішень з метою динамічної оптимізації конверсії в електронній комерції.



Формулювання цілей статті (визначення завдання). Метою статті є систематизація сучасної архітектури нейронних мереж, визначення їхніх функціональних можливостей у розв’язанні задач прогнозування конверсії, зокрема окреслення переваг, обмежень та умов ефективного практичного впровадження.

Для досягнення мети дослідження визначено такі завдання:

1. здійснити аналіз наявних підходів до прогнозування поведінки споживачів у системах електронної комерції;
2. дослідити можливості застосування нейромережових моделей для виявлення закономірностей у поведінкових паттернах користувачів та прогнозування ймовірності здійснення ними цільових дій;
3. обґрунтувати напрями інтеграції результатів нейромережового прогнозування у процес оптимізації конверсійної взаємодії на цифрових торговельних платформах.

Виклад основного матеріалу дослідження. Сучасний етап розвитку електронної комерції характеризується високою конкуренцією та постійним зростанням вимог до ефективності бізнес-процесів цифрових платформ. В умовах динамічного розвитку ринку здатність підприємства ефективно конвертувати користувацький трафік у реальні замовлення є вирішальним чинником його конкурентоспроможності. Досягнення базового рівня функціональності вебресурсу, забезпечення стабільного потоку відвідувачів та оптимізація користувацького інтерфейсу створюють сприятливі умови для отримання прибутку. Проте навіть при досягненні цих параметрів подальший успіх підприємства неможливий без безперервного вдосконалення процесів взаємодії з клієнтами, особливо на критичних етапах конверсійної взаємодії – від першого контакту користувача із сайтом до оформлення та оброблення замовлення. У цьому контексті виникає необхідність глибшого осмислення сутності конверсії як інтегрального показника результативності



функціонування електронної торгівельної платформи та якості цифрової взаємодії між підприємством і його потенційними клієнтами.

Наразі конверсія є не просто показником активності користувачів, а комплексною характеристикою якості взаємодії між відвідувачами та цифровими сервісами підприємства. Вона інтегрує ефективність маркетингових комунікацій, функціональність платформи та відповідність пропонуваних товарів або послуг індивідуальним потребам споживачів. Традиційно для оцінювання конверсії застосовуються аналітичні системи на кшталт *Google Analytics*, що дають змогу відстежувати базові показники користувацької активності. Проте такі інструменти часто фіксують інформаційний шум, охоплюючи повторні замовлення, скасовані транзакції, помилкові натискання та інші небажані дії, що спотворює реальну картину конверсійної взаємодії та обмежує ефективність ухвалення управлінських рішень на основі отриманих даних [3, с. 108].

У зв'язку з цим виникає об'єктивна потреба у застосуванні методологічно складніших та більш інтелектуалізованих підходів до аналізу поведінки користувачів, здатних не лише ретроспективно інтерпретувати масиви накопичених даних, а й здійснювати прогностичне моделювання поведінкових патернів у режимі реального часу. Використання нейромережових моделей сприяє ідентифікації латентних залежностей у структурі взаємодії споживача з цифровою платформою, визначення релевантних чинників впливу на рішення про покупку та розрахунок ймовірності здійснення цільових дій з урахуванням багатовимірності вхідних параметрів. Такий підхід забезпечує підвищення точності конверсійного прогнозування, адаптивність маркетингових інструментів і формує підґрунтя для індивідуалізації комунікаційної політики підприємства. У цьому контексті логічним є застосування теоретичних основ функціонування нейромереж як інструменту інтелектуального аналізу даних у системах електронної комерції.



Доцільно коротко систематизувати традиційні алгоритми аналізу даних, які широко застосовуються у Data Science та Machine Learning для моделювання і прогнозування поведінки споживачів. До них належать насамперед статистичні та алгоритмічні методи, що передбачають використання заздалегідь визначених математичних моделей і правил обробки даних. У межах задач регресії широко застосовуються методи лінійної та поліноміальної регресії, регресії з регуляризацією (Ridge, Lasso), а також алгоритми ансамблевого навчання, зокрема Random Forest та Gradient Boosting, які дозволяють прогнозувати кількісні показники, наприклад обсяг покупок, середній чек або ймовірність повторної покупки [15].

Для задач класифікації активно використовуються алгоритми логістичної регресії, дерева рішень, метод опорних векторів (SVM) та наївний баєсівський класифікатор. Ці методи застосовуються для сегментації клієнтів, визначення ймовірності відтоку споживачів, прогнозування реакції на маркетингові кампанії або класифікації поведінкових патернів користувачів. У задачах кластеризації найбільш поширеними є алгоритми k-means, ієрархічної кластеризації та DBSCAN, які дають змогу виявляти природні групи споживачів за схожістю їхніх характеристик, поведінкових патернів чи історії покупок [15].

Важливим напрямом аналізу є також зниження розмірності даних, що застосовується для обробки великих масивів поведінкових або транзакційних даних. У цьому контексті використовуються методи головних компонент (PCA), t-SNE або LDA, які дозволяють виділяти найбільш інформативні ознаки та спрощувати подальше моделювання. Окрему групу становлять алгоритми рекомендаційних систем, зокрема методи колаборативної фільтрації, факторизації матриць та асоціативних правил (наприклад, алгоритм Apriori), що застосовуються для формування персоналізованих рекомендацій товарів або послуг на основі поведінки користувачів [16].



Відповідно, нейромережі – це комп’ютерні моделі, побудовані за принципом функціонування біологічних нейронних систем, які здатні навчатися на основі даних і самостійно виявляти складні, приховані закономірності. На відміну від традиційних алгоритмів, що працюють за заздалегідь визначеними правилами, нейронні мережі формують власні внутрішні структури даних у процесі навчання (табл. 1).

Таблиця 1

Порівняння нейромережових моделей та традиційних алгоритмів у контексті оптимізації конверсії в електронній комерції

Критерій порівняння	Нейромережі	Традиційні алгоритми
Принцип роботи	Самонавчання на основі великих масивів даних, формування прихованих зв’язків між ознаками	Робота за заздалегідь визначеними правилами або статистичними залежностями
Тип залежностей	Успішно виявляють складні, нелінійні та багатofакторні залежності	Переважно ефективні для лінійних або простих кореляційних залежностей
Робота з великими даними	Висока ефективність при роботі з Big Data та різномірними джерелами інформації	Ефективність знижується при значному обсязі або складності даних
Точність прогнозування	Зазвичай вища через здатність враховувати приховані патерни поведінки	Залежить від правильності обраної моделі та якості попереднього аналізу
Потреба в підготовці ознак поведінкових та транзакційних даних користувачів	Здатні автоматично формувати відповідні ознаки на основі необроблених даних про дії користувачів (натискання, час перебування на сторінці, глибина перегляду, історія покупок тощо)	Потребують ретельного ручного відбору та інженерії ознак поведінки споживачів і характеристик сесій
Інтерпретованість результатів	Низька або середня (моделі типу «чорна скринька»)	Вища, особливо у випадку лінійної регресії, дерев рішень тощо
Обчислювальні ресурси	Потребують значних обчислювальних потужностей та часу на навчання	Менш ресурсомісткі, швидші у впровадженні
Адаптивність	Легко адаптуються до змін у поведінці користувачів через донавчання	Потребують ручного оновлення або перебудови моделі
Масштабованість	Добре масштабуються в хмарних та розподілених середовищах	Можуть мати обмеження при масштабуванні складних систем



Критерій порівняння	Нейромережі	Традиційні алгоритми
Сфери доцільного застосування	Персоналізація, рекомендаційні системи, прогноз конверсії, поведінковий скоринг	Базова аналітика, А/В-тестування, сегментація за простими критеріями

Джерело: розробка авторів на основі [17]

Згідно з даними таблиці традиційні моделі залишаються ефективними для базової аналітики та завдань з чітко визначеною структурою даних, однак у випадку складних поведінкових моделей споживачів нейромережі демонструють вищу прогностичну здатність і кращу адаптивність до змін ринкового середовища. У сучасних e-commerce-платформах оптимальним є комбінований підхід, коли традиційні методи використовуються для первинного аналізу користувацького трафіку, сегментації клієнтів і виявлення базових закономірностей поведінки, тоді як нейромережі застосовуються для глибокого прогнозування ймовірності здійснення цільових дій, моделювання купівельних намірів та персоналізації контенту і маркетингових пропозицій.

У контексті електронної комерції нейромережі використовуються для аналізу історичних поведінкових даних користувачів, зокрема інформації про натискання, переглянуті сторінки, тривалість сесії, додавання товарів до кошика, завершені або незавершені покупки, частоту відвідувань, реакцію на маркетингові розсилки та інші цифрові сліди. Додатково можуть враховуватися демографічні характеристики, географічне розташування, тип пристрою, час доби та інші контекстуальні параметри. Об'єднання цих даних у межах єдиної моделі дає змогу сформувати комплексний поведінковий профіль споживача [17].

Завдяки здатності до навчання на прикладах минулої поведінки нейромережі можуть прогнозувати ймовірність здійснення цільової дії конкретним відвідувачем, особливо покупки товару, підписки на сервіс або переходу за рекламним оголошенням. Таке прогнозування ґрунтується на виявленні типових поведінкових патернів, які передують конверсії. Так, система може визначити, що певна послідовність дій – перегляд декількох



товарів однієї категорії, повторний візит протягом короткого часу та тривале перебування на сторінці з описом – статистично пов’язана з високою ймовірністю покупки. На основі цього формується індивідуалізований прогноз для кожного користувача в режимі реального часу.

Важливою перевагою нейромережевого підходу є можливість постійного оновлення моделей у міру накопичення нових даних. Оскільки поведінка споживачів в електронному середовищі змінюється під впливом сезонності, економічних чинників, маркетингових кампаній та технологічних інновацій, це зумовлює необхідність використання інструментів прогнозування, здатних адаптуватися до динаміки ринкового середовища. Адаптивні нейромережеві моделі спроможні враховувати такі зміни шляхом коригування вагових коефіцієнтів зв’язків між вхідними ознаками, що забезпечує підвищення точності прогнозів. Таким чином досягається гнучкість і стійкість системи прогнозування в умовах мінливої ринкової кон’юнктури.

Сучасна електронна комерція використовує широкий спектр нейромережевих архітектур для аналізу поведінкових патернів споживачів та оптимізації конверсії. Різноманіття моделей зумовлене відмінностями у типах даних, структурі взаємодій користувачів із платформою, обсягах інформації та стратегічних цілях бізнесу. Одні архітектури краще працюють із табличними даними, інші – з часовими послідовностями, графовими структурами або мультимодальною інформацією. Відтак вибір нейромережевої моделі визначається специфікою задачі прогнозування, вимогами до точності, швидкості оброблення та масштабованості системи. (табл. 2).

Таблиця 2

Основні нейромережеві архітектури в електронній комерції

Архітектура	Основні задачі в e-commerce	Особливості моделі
Multilayer Perceptron (MLP)	Прогноз конверсії, CTR, скоринг клієнтів	Повнозв’язна мережа з кількома прихованими шарами, нелінійні активації



Архітектура	Основні задачі в e-commerce	Особливості моделі
Recurrent Neural Network (RNN)	Аналіз сесій користувачів, моделювання поведінкових сценаріїв	Наявність внутрішнього стану (пам'яті)
Long Short-Term Memory (LSTM)	Прогноз покупки, повторні візити, відтік	Механізми керування пам'яттю (forget/input/output gates)
Gated Recurrent Unit (GRU)	Швидке прогнозування дій користувача	Спрощена версія LSTM з меншою кількістю параметрів
Convolutional Neural Network (CNN)	Аналіз зображень товарів, патерни натискань	Згорткові шари для виділення локальних ознак
Transformer	CTR, CVR, рекомендаційні системи	Механізм self-attention, паралельне оброблення
Graph Neural Network (GNN)	Рекомендаційні системи, аналіз зв'язків «користувач – товар»	Моделювання відносин між об'єктами у вигляді графа
Advanced GNN	Подолання проблеми холодного старту, психологічне моделювання споживачів	Формування двочасткових графів взаємодій, захоплення латентних непрямих зв'язків між вузлами вищих порядків
Deep Interest Network (DIN)	Персоналізований CTR	Адаптивне зважування історії інтересів
Гібридні моделі (CNN+RNN, LSTM+Attention тощо)	Комплексний прогноз конверсії	Поєднання декількох архітектур
State-Space Models (SSM, Mamba)	Потоковий аналіз клікстріму, моделювання наддовгих поведінкових послідовностей	Лінійна обчислювальна складність $O(N)$, ефективна робота з часовими рядами без ефекту «вузького місця уваги»
Deep Hierarchical Ensemble Network (DHEN)	Багатозадачне прогнозування CVR та CTR	Архітектура типу «коктейль», що об'єднує модулі автоматичного перетину ознак (feature crossing) без ручної інженерії
Contrastive Representation Learning Models	Навчання на нерозмічених даних, крос-доменна персоналізація	Використання гіперграфових структур для контрастивного моделювання; зближення векторів семантично споріднених сутностей

Джерело: розробка авторів на основі [16; 18–22]

У межах оптимізації конверсії в електронній комерції різні архітектури нейронних мереж доцільно розглядати не ізольовано, а як еволюційні етапи розвитку підходів до моделювання поведінкових патернів споживачів. Кожна з них формувалася як відповідь на конкретні обмеження попередніх моделей і



відображає поступове ускладнення завдань аналізу даних – від статичних табличних ознак до багатовимірних послідовностей, графових структур і контекстно-залежних інтересів користувачів.

Базовою архітектурою в задачах прогнозування конверсії залишається MLP, яка забезпечує універсальний механізм апроксимації нелінійних залежностей між ознаками. Її результативність помітна насамперед у роботі зі структурованими даними: демографічними характеристиками, агрегованими показниками активності, статистиками взаємодій. Перевагою моделі MLP є стабільність у навчанні та відносній простоті інтеграції в наявні аналітичні системи. Водночас обмеженням є відсутність механізмів моделювання часової динаміки, що знижує прогностичну здатність у сценаріях, де порядок подій визначає ймовірність конверсії [16]. Таким чином, MLP є доцільною для базових моделей, але недостатньою для складних поведінкових траєкторій.

Перехід до аналізу послідовностей зумовив активне використання рекурентних архітектур. Класичні моделі RNN дали змогу враховувати порядок взаємодій користувача з платформою, що підвищило точність прогнозування сценаріїв переходів між сторінками або формування кошика. Однак проблема зникнення градієнта обмежила їхню здатність працювати з довгими історіями взаємодій. Саме це було підґрунтям для впровадження архітектур LSTM та GRU, які завдяки механізмам керування пам'яттю забезпечили збереження релевантної інформації протягом тривалого часу. LSTM демонструють високу точність у прогнозуванні повторних покупок і довгострокової лояльності, проте потребують значних обчислювальних ресурсів, тоді як GRU пропонують компроміс між складністю та продуктивністю, забезпечуючи швидше навчання за дещо меншої гнучкості в моделюванні надскладних залежностей [18].

Подальший розвиток методів глибинного навчання для аналізу даних у системах рекомендацій та прогнозування поведінки користувачів пов'язаний із розширенням типів даних та ускладненням структур взаємодії. CNN



виявилися ефективними для аналізу зображень товарів і виділення локальних патернів у поведінкових послідовностях, що важливо для платформ з візуально орієнтованим контентом. Водночас для суто табличних даних їхнє застосування потребує додаткових архітектурних модифікацій. Значно вищий рівень контекстного аналізу забезпечили Transformer-архітектури завдяки механізму *self-attention*, що сприяє визначенню значущості кожного елемента історії взаємодій незалежно від його позиції в послідовності. Це підвищує точність прогнозування CTR та CVR, однак потребує великих масивів даних і високої обчислювальної потужності [19].

Особливе місце в сучасних дослідженнях посідають *Graph Neural Networks*, які моделюють взаємозв'язки між користувачами, товарами та контентом у вигляді графових структур. Це забезпечує враховування глобального контексту платформи та підвищує якість рекомендацій і персоналізації. Водночас складність побудови графів і ресурсомісткість алгоритмів обмежують їхнє використання для невеликих проєктів. Моделі на основі механізму уваги, зокрема *Deep Interest Network*, зосереджені на динамічному зважуванні історії взаємодій відповідно до поточного запиту користувача [20], що забезпечує високий рівень персоналізації, але потребує значного обсягу якісно підготовлених даних.

Сучасний етап розвитку методів передбачає використання гібридних моделей, що інтегрують кілька архітектур у єдину систему прогнозування. Вони дають змогу одночасно враховувати структуровані ознаки, часові послідовності, візуальні характеристики та графові зв'язки, підвищуючи точність конверсійних прогнозів. Проте їхнє впровадження вимагає значних ресурсів для розроблення, оптимізації та підтримки інфраструктури. Вибір конкретної архітектури визначається балансом між складністю поведінкових патернів, обсягом даних і ресурсними можливостями платформи, а сучасна тенденція полягає у поступовому переході від ізольованих моделей до комплексних багаторівневих систем прогнозування [21].



Таке різноманіття нейромережових архітектур у сфері електронної комерції зумовлене необхідністю гнучкого реагування на складність поведінкових патернів споживачів. Кожна модель має власні переваги та обмеження, що визначають доцільність її застосування в конкретних бізнес-умовах. У практиці оптимізації конверсії ефективним є стратегічний підхід, за якого вибір архітектури ґрунтується на характері даних, масштабі платформи та ресурсних можливостях підприємства. Поєднання різних нейромережових моделей або використання гібридних рішень сприяє досягненню найвищої точності прогнозування та забезпеченню конкурентних переваг в умовах цифрової економіки.

Попри високу ефективність нейромережових моделей у прогнозуванні поведінкових патернів споживачів, їхнє застосування для оптимізації конверсії в електронній комерції супроводжується низкою суттєвих обмежень теоретичного, технічного та організаційного характеру. Одним з базових недоліків є потреба у великих обсягах якісних навчальних даних. Нейромережі демонструють стабільну узагальнювальну здатність лише за умови наявності репрезентативних вибірок, що охоплюють різноманітні сценарії поведінки користувачів. Для нових або нішевих інтернет-магазинів проблема «холодного старту» є критичною, оскільки недостатня кількість історичних даних знижує точність прогнозування та підвищує ризик перенавчання. Крім того, дані електронної комерції часто містять шум, пропуски та зміщення, що потребує складної процедури очищення та попереднього оброблення [6].

Ще однією важливою проблемою є висока обчислювальна складність моделей. Глибокі архітектури, особливо ті, що ґрунтуються на механізмах *attention* або графових структурах, потребують значних ресурсів для навчання та інференсу. Це зумовлює необхідність використання спеціалізованого обладнання, оптимізованих фреймворків та масштабованої інфраструктури, що підвищує вартість впровадження та експлуатації системи. Для малих і середніх підприємств такі витрати можуть бути економічно невиправданими.



Крім того, суттєвим обмеженням є низький рівень інтерпретованості результатів. Нейромережі функціонують як «чорна скринька», що ускладнює пояснення причин ухвалення конкретного прогнозного рішення. У сфері електронної комерції це створює труднощі при аналізі маркетингових стратегій, оцінюванні ефективності кампаній та затвердженні управлінських рішень. На цьому тлі відсутність прозорості може викликати недовіру з боку бізнес-аналітиків і менеджерів, які потребують чітких аргументів щодо змін у стратегії персоналізації чи ціноутворення [7]. Разом з тим, необхідно визнати, що сфера інтерпретованого ШІ на поточний момент вже сформувала великий арсенал інструментів, що дозволяють вирішити цю проблему, перетворивши інтерпретованість результатів з концептуальної ідеї на де-факто стандарт.

Довіра бізнес-стейкхолдерів до автономних систем прогнозування конверсії можлива лише за умови розуміння логіки формування конкретних рекомендацій або стратегій ціноутворення. Коли нейромережа, наприклад DHEN, класифікує клієнта як такого, що готовий здійснити транзакцію лише за наявності великої знижки, фахівець повинен розуміти причинно-наслідковий механізм такого висновку. Для цього сьогодні активно застосовуються модельно-агностичні підходи до локальних та глобальних пояснень, зокрема методи LIME (Local Interpretable Model-agnostic Explanations) та SHAP (SHapley Additive exPlanations) [23].

Додатковим ризиком є можливість виникнення алгоритмічного зміщення. Якщо навчальні дані відображають нерівномірну представленість певних груп користувачів або певних типів товарів, модель може відтворювати та посилювати ці дисбаланси. У контексті персоналізованих рекомендацій це здатне призвести до обмеження різноманіття контенту або формування інформаційних «бульбашок», що знижує довгострокову залученість клієнтів [6].

Зокрема, значущою є проблема адаптивності моделей до динамічного ринку. Поведінка споживачів в електронній комерції змінюється під впливом



сезонності, маркетингових кампаній, соціально-економічних чинників та конкурентного середовища. Нейромережеві моделі потребують регулярного перенавчання та моніторингу, інакше їхня прогностична точність поступово знижується через ефект концептуального дрейфу, що вимагає постійної підтримки, автоматизації процесів MLOps (Machine Learning Operations) та залучення кваліфікованих спеціалістів.

Отже, хоча нейромережеві методи є потужним інструментом оптимізації конверсії, їхнє застосування має супроводжуватися комплексним оцінюванням ресурсних можливостей, організаційної готовності та потенційних ризиків. Ефективність таких систем визначається не лише точністю прогнозу, але й здатністю інтегрувати модель у бізнес-процеси, забезпечити її прозорість, масштабованість і довгострокову стабільність функціонування.

Висновки. У процесі проведеного дослідження підтверджено, що нейромережеве прогнозування є потужним інструментом підвищення конверсії в електронній комерції, однак його результативність визначається не лише точністю алгоритмів, а й комплексністю методичного підходу, якістю даних та стратегічною інтеграцією аналітичних рішень у бізнес-процеси.

Узагальнення теоретичних положень і прикладних аспектів використання нейромережевих моделей у системах електронної комерції дає змогу стверджувати, що їхнє застосування формує якісно новий рівень аналітичної підтримки управління конверсією. Нейромережеве прогнозування трансформує конверсію з ретроспективного показника ефективності у прогностичний інструмент стратегічного управління поведінкою споживачів, забезпечуючи перехід від реактивної до проактивної моделі ухвалення маркетингових рішень.

Теоретичне значення отриманих результатів полягає у систематизації сучасних нейромережевих архітектур у контексті їхньої функціональної придатності до моделювання поведінкових патернів споживачів, зокрема у



розширенні наукових уявлень про механізми інтеграції глибинного навчання в процес оптимізації конверсійної взаємодії. Обґрунтовано, що ефективність прогнозування визначається не ізольованим застосуванням окремої моделі, а побудовою багаторівневих гібридних систем, здатних одночасно враховувати структуровані, часові та графові характеристики цифрової поведінки. Такий підхід поглиблює методологію цифрового маркетингу, поєднуючи інструменти машинного навчання з економічною логікою управління клієнтською цінністю.

Практичне значення полягає у формуванні концептуальних орієнтирів для впровадження нейромережових рішень у бізнес-процеси електронної комерції. Стратегічна інтеграція нейромережових моделей у систему підтримки маркетингових рішень забезпечує довгострокову конкурентну перевагу суб'єктів електронної комерції.

Подальші дослідження доцільно спрямувати на розроблення методів підвищення інтерпретованості моделей прогнозування конверсії, зокрема з використанням пояснювального ШІ, удосконалення підходів до боротьби з концептуальним дрейфом та створення адаптивних систем, здатних працювати в умовах швидкозмінного ринку. Крім того, перспективним є поєднання нейромережових методів із каузальним аналізом для глибшого розуміння причинно-наслідкових зв'язків між маркетинговими впливами та поведінкою користувачів.

Список використаних джерел

1. Перевозова І. В., Земляков І. С., Шайбан В. М. Алгоритми персоналізації контенту у web-маркетингу як чинник підвищення конверсії інтернет-продажів. *Академічні візії*. 2023. № 24. URL: <https://academy-vision.org/index.php/av/article/view/1340> (дата звернення: 19.02.2026).

2. Пономаренко І. В., Сапян А. С. Інструмент інтернет-маркетингу – SEO-оптимізація сайту підприємства. *Проблеми інноваційно-інвестиційного*



розвитку. 2021. № 25. С. 84-89. URL:
<https://test.knutd.edu.ua/bitstream/123456789/19669/1/984-89.pdf> (дата
звернення: 19.01.2026).

3. Суворін О. І., Кабачій В. В. Комплексна оцінка конверсії підприємства та підвищення її ефективності на стадії обробки замовлень. *Актуальні проблеми економіки*. 2024. № 8 (278). С. 107-115. URL: https://eco-science.net/wp-content/uploads/2024/08/8.24._topic_Oleg-Suvorin-Vladyslav-Kabachii-107-115.pdf (дата звернення: 19.01.2026).

4. Galushko O., Kovalenko-Marchenkova Y., Kvirkvaia M. Conversion funnels as sales and marketing instruments. *Philosophy, Economics and Law Review*. 2023. Vol. 3, № 1. P. 145-151. DOI: <https://doi.org/10.31733/2786-491X-2023-1-145-151>.

5. Wen H., Zhang J., Lv F., Bao W., Wang T., Chen Z. Hierarchically modeling micro and macro behaviors via multi-task learning for conversion rate prediction. *arXiv*. 2021. arXiv:2104.09713. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2104.09713>.

6. Gao F. consumer psychological modeling and behavior prediction system based on graph neural network. *International Journal of Computational Intelligence Systems*. 2026. Vol. 19. 24 DOI: <https://doi.org/10.1007/s44196-025-01093-y>.

7. Zaghloul M., Barakat S., Rezk A. Predicting E-commerce customer satisfaction: Traditional machine learning vs. deep learning approaches. *Journal of Retailing and Consumer Services*. 2024. № 79. 103865. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2024.103865>

8. Wei S., Yang Z., Zhang J., Zeng Y., Li Q., Xiao Y. Click-through conversion rate prediction model of book e-commerce platform based on feature combination and representation. *Expert Systems with Applications*. 2024. Vol. 238, Part F. 122276. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.122276>.

9. Pathe A. R. Neural network-based customer behavior modeling for dynamic conversion funnel optimization in digital retail. *Journal of Marketing &*



Supply Chain Management. 2024. Vol. 3, № 1. P. 1-5. DOI: [https://doi.org/10.47363/JMSCM/2024\(3\)E123](https://doi.org/10.47363/JMSCM/2024(3)E123).

10. Lin J. Application of machine learning in predicting consumer behavior and precision marketing. *PLoS One*. 2025. Vol. 20, № 5. e0321854. DOI: <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0321854>.

11. Грушко Є. Ефективність стратегій бренд-активацій у кроскультурному середовищі європейських ринків. *Здобутки економіки: перспективи та інновації*. 2025. №. 21. DOI: <https://doi.org/10.5281/zenodo.17851630>.

12. Maslianchuk V. Psychological mechanisms of the emergence of interests between asymmetric partners in business-ecosystems. *Здобутки економіки: перспективи та інновації*. 2025. № 25. DOI: <https://doi.org/10.5281/zenodo.17852079>.

13. Kyiashko D. Development of a hybrid testing framework for multimodal systems based on ai agents. *Наука і техніка сьогодні*. 2025. №. 11 (52). С. 1774-1788. DOI: [https://doi.org/10.52058/2786-6025-2025-11\(52\)-1774-1788](https://doi.org/10.52058/2786-6025-2025-11(52)-1774-1788).

14. Shevchuk Y. Risk Management and compliance strategies for legacy IT infrastructure. *The American Journal of Engineering and Technology*. 2025. Vol. 7, № 8. P. 85-91. DOI: <https://doi.org/10.37547/tajet/Volume07Issue08-10>.

15. Olkhovsky V. Adaptation of precision agriculture systems to conditions of labor shortages in agriculture. *Актуальні питання економічних наук*. 2025. № 18. DOI: <https://doi.org/10.5281/zenodo.18137244>.

16. Alotaibi S., Alotaibi B. A review of click-through rate prediction using deep learning. *Electronics*. 2025. Vol. 14, № 18. 3734. DOI: <https://doi.org/10.3390/electronics14183734>.

17. Hu Q., Xu Q., Wu J., Zhang L. Neural network prediction model of digital marketing under the green development mode of enterprises. *Discover Computing*. 2025. Vol. 28. 86. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10791-025-09568-4>.



18. Ye B. Predicting e-commerce customer purchase behavior using LSTM attention neural networks and data optimization strategies. *Informatica*. 2025. Vol. 49, № 31. DOI: <https://doi.org/10.31449/inf.v49i31.8875>.
19. Цемко А., Любунь З. Створення та реалізація нейронних мереж для прогнозування ціни віртуальних активів. *Електроніка та інформаційні технології*. 2022. № 20. С. 42–50. DOI: <https://doi.org/10.30970/eli.20.5>.
20. Basystiuk O., Rybchak Z. Recommendation systems in e-commerce applications. *Information Systems and Networks*. 2024. Vol. 15. P. 252-259. DOI: <https://doi.org/10.23939/sisn2024.15.252>.
21. On the practice of deep hierarchical ensemble network for ad conversion rate prediction / J. Zhuang et al. *WWW '25: companion proceedings of the ACM on web conference*. 2025. P. 671-680. DOI: <https://doi.org/10.1145/3701716.3715252>.
22. Shuvo M. S. S., Adib A. T., Emon M. E. A., Rafi A., Rahman R. M. How effective is Mamba-augmented Transformer for stock market price forecasting? *FinTech*. 2026. Vol. 5, № 1. 2026. 15. DOI: <https://doi.org/10.3390/fintech5010015>.
23. Liu X., Huang D., Yao J., Dong J., Song L., Wang H., Yao C., Chu W. From black box to glass box: a practical review of Explainable Artificial Intelligence (XAI). *AI*. 2025. Vol. 6, № 11. 285. DOI: <https://doi.org/10.3390/ai6110285>.