



Маркетинг

УДК 004.8:339.138:658.8:005.591.6:519.816

DOI <https://doi.org/10.5281/zenodo.20375676>

**Штучний інтелект як інструмент прогнозування попиту
і поведінки споживачів**

Тимченко Надія Миколаївна,

кандидат економічних наук, доцент, доцент кафедри товарознавства,
стандартизації та сертифікації,
факультет інтегрованих технологій,
Херсонський національний технічний університет,
м. Хмельницький, Україна, <https://orcid.org/0000-0002-7270-7350>

Міщенко Іван Анатолійович,

кандидат економічних наук, доцент, доцент кафедри адміністративного
менеджменту та зовнішньоекономічної діяльності, факультет аграрного
менеджменту, Національний університет біоресурсів і природокористування
України, м. Київ, Україна, <https://orcid.org/0000-0002-2919-8546>

Вдовічена Ольга Геннадіївна,

кандидат економічних наук, доцент кафедри менеджменту, маркетингу і
логістики Чернівецького торговельно-економічного інституту Державного
торговельно-економічного університету, м. Чернівці, Україна,
<https://orcid.org/0000-0003-0768-5519>

Прийнято: 13.05.2026 | Опубліковано: 30.05.2026



Анотація: Трансформація маркетингового середовища під впливом цифровізації зумовлює потребу в методичному переосмисленні інструментарію прогнозування попиту. Актуальність дослідження зумовлена необхідністю адаптації бізнесу до умов цифрової економіки та ринку. Мета – обґрунтування методичних засад застосування алгоритмів штучного інтелекту для прогнозування попиту та моделювання поведінки споживачів. У процесі дослідження застосовано комплекс взаємодоповнювальних методів наукового пізнання. Зокрема, використано системний аналіз для класифікації сучасних підходів до застосування штучного інтелекту в прогнозуванні попиту та визначення їхніх функціональних особливостей у маркетинговій аналітиці. Для побудови та інтерпретації прогнозних підходів застосовано елементи економіко-математичного моделювання, зокрема аналіз часових рядів (ARIMA-підхід), рекурентні нейронні мережі (LSTM), а також ансамблеві алгоритми машинного навчання (Random Forest, XGBoost), що дозволяють урахувувати як лінійні, так і нелінійні залежності в споживчих даних. Порівняльний аналіз моделей прогнозування здійснювався за допомогою стандартних метрик якості: середньої абсолютної похибки (MAE), середньоквадратичної похибки (RMSE) та середньої абсолютної відносної похибки (MAPE), що дозволяє оцінити точність і стабільність прогнозних результатів у різних умовах даних. Окремо застосовано методи аналізу даних поведінки споживачів, які включають оброблення історії покупок, цифрової активності та реакцій на маркетингові стимули, що дозволяє враховувати поведінкові фактори в процесі формування прогнозів попиту. Результати дослідження свідчать, що штучний інтелект суттєво змінює підхід до прогнозування попиту. Якщо раніше компанії переважно реагували на вже сформовані тенденції, то зараз з'являється можливість їх передбачати ще на ранніх етапах. Алгоритми машинного навчання дозволяють виявляти складні взаємозв'язки між ціною, сезонністю, поведінковими патернами та зовнішніми факторами, які важко врахувати у традиційних моделях. Водночас



ефективність таких технологій значною мірою залежить від якості даних, рівня цифрової зрілості компанії та здатності інтегрувати аналітичні системи в управлінські процеси. Узагальнено, що штучний інтелект поступово стає ключовим елементом сучасної маркетингової аналітики, впливаючи не лише на точність прогнозів, а й на підходи до прийняття управлінських рішень у сфері попиту та поведінки споживачів. Подальші дослідження доцільно спрямувати на вдосконалення моделей прогнозування та адаптацію алгоритмів штучного інтелекту до динамічних умов ринку.

Ключові слова: прогнозування попиту; машинне навчання; рекурентні нейронні мережі; XGBoost; RFM-сегментація; предиктивна аналітика; поведінкові дані.

Artificial Intelligence as a Tool for Forecasting Consumer Demand and Behaviour

Nadiia Tymchenko,

Candidate of Economic Sciences, Associate Professor, Associate Professor at the Department of Commodity Studies, Standardization and Certification, Integrated Technologies Faculty, Kherson National Technical University, Khmelnytskyi, Ukraine, <https://orcid.org/0000-0002-7270-7350>

Ivan Mishchenko,

PhD in Economics, Associate Professor, Associate Professor at the Department of Administrative Management and Foreign Economic Activity, Faculty of Agrarian Management, National University of Life and Environmental Sciences of Ukraine, Kyiv, Ukraine, <https://orcid.org/0000-0002-2919-8546>



Olha Vdovichen,

Candidate of Economic Sciences, Associate Professor, Department of Management, Marketing and Logistics, Chernivtsi Institute of Trade and Economics of the State University of Trade and Economics, Chernivtsi, Ukraine,
<https://orcid.org/0000-0003-0768-5519>

Abstract: The transformation of the marketing environment driven by digitalization creates a need for the methodological reassessment of demand-forecasting tools. The relevance of the study stems from the need for businesses to adapt to the conditions of the digital economy and the modern market. The aim is to substantiate the methodological foundations for applying artificial intelligence algorithms to demand forecasting and consumer-behavior modeling. The study employs a set of complementary scientific methods. In particular, systems analysis is used to classify current approaches to the application of artificial intelligence in demand forecasting and to identify their functional features within marketing analytics. To construct and interpret the forecasting approaches, elements of economic and mathematical modeling are applied, including time-series analysis (the ARIMA approach), recurrent neural networks (LSTM), and ensemble machine-learning algorithms (Random Forest, XGBoost), which capture both linear and nonlinear dependencies in consumer data. A comparative analysis of the forecasting models is performed using standard quality metrics, namely the mean absolute error (MAE), the root-mean-square error (RMSE), and the mean absolute percentage error (MAPE), which allow the accuracy and stability of the forecast results to be evaluated under various data conditions. In addition, dedicated methods of consumer-behavior data analysis are applied, including the processing of purchase history, digital activity, and responses to marketing stimuli, which makes it possible to incorporate behavioral factors into the demand-forecasting process. The results show that artificial intelligence substantially changes the approach to demand forecasting. Whereas companies previously tended to react to trends that had already



taken shape, it is now possible to anticipate such trends at much earlier stages. Machine-learning algorithms reveal complex interrelationships among price, seasonality, behavioral patterns, and external factors that are difficult to capture using traditional models. At the same time, the effectiveness of these technologies depends largely on data quality, the company's level of digital maturity, and its ability to integrate analytical systems into management processes. It is concluded that artificial intelligence is gradually becoming a key element of contemporary marketing analytics, influencing not only forecast accuracy but also the approaches to managerial decision-making in the area of consumer demand and behavior. Further research should focus on refining forecasting models and adapting artificial intelligence algorithms to dynamic market conditions.

Keywords: demand forecasting; machine learning; recurrent neural networks; XGBoost; RFM segmentation; predictive analytics; behavioral data.

Постановка проблеми. Суб'єкти господарювання роздрібної торгівлі функціонують в умовах посилення конкурентного тиску з боку цифрових платформ, що зумовлює необхідність інтеграції інструментів штучного інтелекту (ШІ) до систем прогнозування попиту. Водночас процес цифрової трансформації бізнесу характеризується нерівномірністю, що проявляється у відмінностях рівня впровадження аналітичних та автоматизованих рішень між великими і середніми підприємствами.

Незважаючи на наявність значних масивів даних і розвиток інструментів бізнес-аналітики, у багатьох випадках відсутня їх системна інтеграція в процеси прийняття управлінських рішень, що знижує ефективність використання наявного інформаційного ресурсу. Додатковим обмеженням виступає недостатній рівень кадрового забезпечення, що ускладнює повноцінне впровадження алгоритмічних рішень у практику прогнозування.

У таких умовах особливої актуальності набуває проблема підвищення точності прогнозування попиту на основі методів штучного інтелекту, які



дозволяють урахувати поведінкові характеристики споживачів та динамічні зміни ринкового середовища. Водночас існує науково-практична проблема недостатньої адаптації ШІ-моделей до нестабільних умов ринку та обмеженої інтерпретованості результатів їх роботи.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. У сучасній науковій літературі дослідження використання штучного інтелекту в маркетингу та прогнозуванні попиту умовно формують три основні дослідницькі напрями. Водночас вони не є ізольованими, а формують взаємопов'язану систему підходів, у якій відбувається поступовий перехід від статистичного опису до алгоритмічного та поведінкового моделювання попиту.

Перший напрям охоплює економетричне моделювання та аналіз часових рядів, де традиційні підходи (зокрема, ARIMA-подібні моделі) застосовуються для прогнозування ринкової динаміки на основі історичних даних. У цьому контексті роботи А. Юткіної (A. Iutkina) [1] та Н. Косар зі співавторами (N. Kosar et al.) [2, с. 53] демонструють застосування статистичних моделей для аналізу ринкових процесів, однак такий підхід здебільшого обмежується лінійними залежностями та недостатньо враховує поведінкові фактори споживачів. У порівнянні з економетричними моделями, які демонструють вищу стабільність за умов стаціонарності даних, методи машинного навчання є більш чутливими до структурних змін ринку та забезпечують кращу точність у нелінійних системах, однак поступаються в інтерпретованості результатів.

Другий науковий напрям представлений методами машинного навчання і нейромережевими підходами до прогнозування попиту. Зокрема, дослідження А. Жук (A. Zhuk) та О. Яцького (O. Yatskyi) [3, с. 35] розкриває застосування ШІ-алгоритмів та машинного навчання в електронній комерції, акцентуючи увагу на алгоритмічних рішеннях для підвищення ефективності продажів. При цьому ансамблеві моделі машинного навчання характеризуються вищою стабільністю на малих та середніх вибірках, тоді як рекурентні нейронні мережі демонструють перевагу в роботі з довгими



часовими рядами та складними поведінковими патернами споживачів. Подібний підхід до оцінювання ефективності цифрових маркетингових інструментів представлено у дослідженні О. Вдовіченої, де цифровий маркетинг розглядається як комплексний механізм підвищення конкурентоспроможності бізнесу та оптимізації комунікації зі споживачами в умовах цифровізації економіки [4, с. 85]. Бондаренко В. та О. Омеляненко [5, с. 322], а також Є. Венгер і В. Нікульча [6, с. 316], досліджують нейронні мережі як інструмент цифрового маркетингу. Також у сучасних дослідженнях підкреслено ефективність застосування гібридних моделей машинного навчання, що поєднують ансамблеві алгоритми і нейронні мережі, для підвищення точності прогнозування в умовах нестабільного ринку [7, с. 24]. Водночас у цих роботах недостатньо розкрито поведінкову інтерпретацію результатів моделей та їх адаптацію до змін ринку.

Третій дослідницький напрям об'єднує поведінкові та стратегічні дослідження цифрового середовища, де штучний інтелект розглядається як елемент управління і трансформації бізнес-процесів. У роботах Т. Пшеничної [8, с. 46], М. Унгурян, К. Купрієнко та І. Онофрійчук [9, с. 430], а також К. Купрієнко [10, с. 102] акцент зроблено на ролі ШІ у цифровому маркетингу та стратегічному плануванні, проте механізми формування прогнозу попиту залишаються узагальненими. У цьому ж контексті Я. Шуміло [11, с. 64] та В. Тугай і В. Худолей [12, с. 267] розглядають вплив штучного інтелекту на поведінку економічних агентів та адаптивне управління підприємствами, але без глибокої формалізації моделей прогнозування.

Окремим напрямом розвитку є застосування методів оброблення природної мови (NLP), які дозволяють аналізувати текстові дані з відгуків, соціальних мереж та цифрових платформ. Це забезпечує виявлення емоційних і семантичних патернів споживчої поведінки, які не фіксуються у структурованих транзакційних даних. Окремий пласт досліджень становлять роботи, що аналізують цифрову трансформацію та ризики використання



штучного інтелекту. Зокрема, Л. Романчук, Д. Щитов і М. Мормуль [13, с. 22] розглядають загрози застосування ШІ в електронній комерції, а Т. Тардаскіна [14, с. 45] подає огляд сучасних трендів цифрового маркетингу. Водночас І. Костін, А. Чухліб та В. Ільченко [15, с. 46] аналізують вплив цифрових інновацій на структуру ринку, однак переважно на макrorівні, без деталізації споживчої поведінки.

Узагальнення показує, що сучасні дослідження переходять від ізольованого використання окремих методів до інтегрованих підходів, які поєднують економетричне моделювання, алгоритми машинного навчання та поведінкову аналітику [16, с. 762]. Найбільш перспективним напрямом є синтез ML-моделей із NLP-аналізом цифрових слідів, що дозволяє підвищити як точність прогнозування, так і глибину інтерпретації споживчої поведінки.

Виділення не вирішених раніше частин загальної проблеми. Попри значну кількість досліджень у сфері застосування штучного інтелекту для прогнозування попиту, залишається нерозв'язаною проблема порівняльної емпіричної валідації основних класів моделей машинного навчання (ARIMA, LSTM, XGBoost, Random Forest) на єдиному масиві даних роздрібного ринку в умовах структурних змін попиту. У більшості наявних наукових праць такі моделі розглядаються ізольовано, без узгодженого порівняння в однакових умовах даних та однакових метрик оцінювання, що ускладнює обґрунтований вибір оптимального підходу для практичного застосування.

Також не досить дослідженим є питання інтеграції поведінкових даних споживачів у формалізовані моделі прогнозування попиту, оскільки значна частина підходів базується на агрегованих показниках продажів, що обмежує можливість глибокого аналізу причинно-наслідкових зв'язків у поведінці споживачів.

Таким чином, ключовою науковою прогалиною є відсутність комплексного підходу, який поєднує порівняльну валідацію ШІ-алгоритмів і



поведінкову аналітику споживачів у межах єдиної моделі прогнозування попиту.

Формулювання цілей статті (постановка завдання). Мета дослідження полягає в обґрунтуванні методичних засад застосування алгоритмів штучного інтелекту для прогнозування попиту та моделювання поведінки споживачів на ринку роздрібної торгівлі.

Для досягнення поставленої мети визначено такі завдання:

- 1) систематизувати підходи до ШІ-прогнозування попиту;
- 2) обґрунтувати набір методів (ARIMA, XGBoost, LSTM);
- 3) провести порівняльне оцінювання моделей за MAPE, RMSE, MAE;
- 4) окреслити обмеження та перспективи.

Отримані результати дозволяють сформулювати системне уявлення про ефективність застосування ШІ в прогнозуванні попиту, а також визначити напрями підвищення точності моделей у реальних умовах функціонування ринку.

Виклад основного матеріалу дослідження. Аналіз розвитку прогнозування попиту в ретроспективі дає можливість побачити, що класичні економетричні моделі будувались навколо відносно стабільних залежностей. Попит пояснювали ціною, доходом, сезонністю – набір факторів був невеликий і доволі передбачуваний. Такі підходи працювали, поки ринок змінювався повільніше, ніж оновлювались самі моделі.

З появою цифрових каналів ситуація почала змінюватися більш динамічно. Дані почали накопичуватись нерівномірно – стрибками, з шумом і випадковими впливами [13, с. 21]. У таких умовах класичні моделі стали менш точними: вони добре пояснювали минуле, але гірше вгадували майбутнє. Саме тут виникла логіка переходу до алгоритмів машинного навчання, які не потребують жорстко заданої структури залежностей. Вони більше адаптовані під дані, ніж під їх пояснення [17, с. 132].



Узагальнену архітектуру інтегрованої системи прогнозування попиту з використанням методів машинного навчання та поведінкової аналітики наведено на рисунку 1.



Рис. 1. Архітектура інтегрованої системи ШІ-прогнозування попиту на основі поведінкових даних та ML-моделей

Джерело: побудовано авторами

Сучасний цифровий маркетинг поступово рухається в бік персоналізації та мікросегментації. Масові моделі попиту поступово відходять на задній план, натомість формується інтерес до індивідуальних траєкторій поведінки споживача. У такому форматі штучний інтелект уже виглядає не як додатковий інструмент, а як базова умова роботи з ринком, де універсальних сценаріїв майже не залишилось [18, с. 1429].

Поведінкові дані, з якими працює ШІ, на практиці виглядають досить різноманітно. Вони не зводяться лише до транзакцій або продажів. Алгоритми машинного навчання в маркетингу рідко працюють як щось строго задане або повністю формалізоване. На практиці це радше набір моделей, які постійно підлаштовуються під нові дані. Нейронні мережі добре справляються там, де обсяг інформації великий і класичні підходи вже не дають нормального



результату [19, с. 122]. Але разом із цим виникає проблема в розумінні того, чому модель видала саме такий прогноз.

У зазначених моделях відсутня жорстко задана система правил у традиційному розумінні. Алгоритми не здійснюють явного обчислення залежностей, а формують їх на основі аналізу великих масивів даних. Процес навчання моделей базується на виявленні статистичних закономірностей у наявних даних із подальшим їх узагальненням для прогнозування майбутніх значень. У разі прискорення змін ринкового середовища порівняно з оновленням навчальних вибірок спостерігається зниження точності прогнозних результатів. Особливо це проявляється в умовах високої волатильності споживчої поведінки [6, с. 315].

У практиці предиктивної аналітики використовується сукупність моделей різного рівня складності, які функціонують у межах єдиної аналітичної системи, але не завжди інтегровані між собою. Частина моделей застосовується для оперативного короткострокового прогнозування, інша – для довгострокового аналізу тенденцій. Короткострокові моделі орієнтовані на реакцію на поточні зміни ринкового середовища, зокрема коливання попиту, цінові зміни та маркетингові впливи, що підвищує чутливість до короткострокових коливань даних. Це може призводити до інтерпретації випадкових відхилень як стійких трендів, що впливає на значення показників точності, зокрема MARE. Довгострокові моделі характеризуються більш інерційною структурою, що зумовлює повільніше оновлення прогнозних оцінок і використання історичних закономірностей як бази для розрахунків. У результаті адаптація до змін ринкового середовища відбувається із часовим лагом [9, с. 432].

Точність прогнозних моделей у задачах попиту часто розглядається спрощено – як наслідок обсягу доступних даних. Водночас якість і структура цих даних мають не менший вплив, ніж їх кількість. За умов нерівномірного або зміщеного розподілу даних моделі відтворюють наявні викривлення, що



може призводити до завищеної оцінки їх ефективності. Крім того, більшість ШІ-алгоритмів працює на основі статистичних зв'язків між змінними, не враховуючи причинно-наслідковий контекст їх формування. У результаті їх ефективність може суттєво змінюватися залежно від динаміки ринку. Узагальнення основних підходів до прогнозування попиту, а також їхніх типових характеристик і показників точності (MAPE), подано в таблиці 1.

Таблиця 1

Узагальнення підходів до використання ШІ-моделей у прогнозуванні попиту

Підхід / модель	Дані, що використовуються	Тип даних	Сильні сторони	Обмеження в практиці	Типова точність (MAPE, %)
Класичні економетричні моделі	Історія продажів, ціни, сезонність	Агреговані дані, $n \approx 10-50$ тис.	Зрозумілість, стабільність	Слабка адаптація до різких змін	10–18%
ARIMA (часові ряди)	Часові ряди продажів	Часові ряди, $n \approx 5-20$ тис.	Стабільні короткострокові прогнози	Погано працює в разі структурних «шоків» ринку	10–15%
ML-моделі (регресія, дерева, XGBoost, Random Forest)	Комбіновані структуровані дані	Структуровані дані, $n \approx 50-150$ тис.	Гнучкість, висока точність, урахування багатьох факторів	Чутливість до якості даних, складність налаштування, зниження інтерпретованості	7–12%
Нейронні мережі (зокрема, LSTM)	Великі масиви поведінкових даних	Big Data, $n > 100$ тис.	Виявлення складних нелінійних і довгострокових залежностей	«Чорна скринька», високі вимоги до даних	5–10%
Рекомендаційні системи	Цифрові сліди, історія взаємодій	Clickstream-дані, $n > 80$ тис.	Персоналізація, швидка реакція на зміни	Ризик нестабільних або суперечливих результатів	8–14%
Гібридні моделі	Поєднання всіх типів даних	Комбіновані дані, $n > 100$ тис.	Більш збалансований і стійкий прогноз	Складність інтеграції та підтримки	5–9%

Джерело: систематизовано авторами на основі [3; 5; 8; 15]

Для емпіричного аналізу використано транзакційні дані роздрібної FMCG-мережі за період 2022–2024 рр., що включають інформацію про обсяг продажів, ціни, сезонні коливання та маркетингові активності. Загальний обсяг вибірки становить $n = 124\,320$ записів. Дані було агреговано на рівні товар–день, що дозволило сформуванати часові ряди попиту для подальшого моделювання. Перед побудовою моделей проведено попереднє оброблення даних, яке включало:



- очищення від пропущених значень;
- нормалізацію числових змінних;
- усунення викидів методом міжквартильного розмаху;
- формування лагових змінних для часових рядів (t-1, t-2, t-7).

Дані було поділено на навчальну (80%) та тестову (20%) вибірки для забезпечення коректності оцінювання моделей. Для підвищення надійності результатів також може застосовуватися підхід часової кросвалідації (rolling / expanding window), що є більш релевантним для задач прогнозування часових рядів.

MAPE було розраховано за формулою:

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^n \left| \frac{y_i - \tilde{y}_i}{y_i} \right| * 100\%,$$

де y_i – фактичне значення попиту, \tilde{y}_i – прогнозоване значення, n – кількість спостережень.

У дослідженні використано три типи моделей:

- ARIMA як базова модель часових рядів;
- XGBoost як ансамблевий алгоритм машинного навчання;
- LSTM як рекурентна нейронна мережа для виявлення довгострокових залежностей.

Для моделі XGBoost використано 100 дерев рішень із глибиною 6, для LSTM – двошарову архітектуру з 50 нейронами в кожному шарі (таблиця 2) [21].

Таблиця 2

Результати емпіричного порівняння моделей

Модель	MAE	RMSE	MAPE (%)
ARIMA	12,4	18,7	12,8
XGBoost	8,9	13,2	9,1
LSTM	7,2	11,5	7,4

Джерело: розраховано авторами



Зниження показника MAPE для моделей машинного навчання пояснюється здатністю враховувати нелінійні залежності між змінними, тоді як ARIMA обмежується лінійною структурою часових рядів. Водночас LSTM демонструє найкращі результати завдяки врахуванню довгострокових залежностей у поведінці споживачів.

Поведінкові дані не забезпечують прямого відображення попиту, оскільки фіксують лише проміжні індикатори взаємодії користувача з продуктом (перегляди, кліки, взаємодії). Їх сукупність інтерпретується як ймовірнісні ознаки майбутньої купівельної поведінки. Водночас порушення окремих поведінкових патернів знижує стабільність прогностичних моделей. У сучасних дослідженнях наголошується на необхідності аналізу поведінки споживачів та використання цифрових даних для персоналізації маркетингових стратегій і підвищення ефективності комунікації між бізнесом і цільовою аудиторією [4, с. 86].

Сезонні компоненти мають варіативну значущість і можуть деформуватися під впливом зовнішніх факторів, що знижує їхню передбачувальну цінність. Ціновий фактор також не є однозначним: зміна ціни може як стимулювати попит, так і знижувати сприйняту цінність товару. Обмежена представленість зовнішніх факторів у даних ускладнює їх врахування, унаслідок чого взаємозв'язок між поведінковими змінними та попитом має ймовірнісний характер.

Процес прийняття споживчих рішень характеризується нелінійністю та багатоетапністю, включаючи повторні звернення до товару, порівняння альтернатив і відкладення рішення. Це, разом зі зростанням інформаційного навантаження в цифровому середовищі, знижує передбачуваність вибору та формує імпульсний характер попиту [11, с. 63].

У цифровому маркетингу III-технології інтегровані в бізнес-процеси, забезпечуючи персоналізацію, сегментацію та автоматизацію взаємодії. Ефективність таких систем залежить від якості та узгодженості даних, а їх



суперечливість призводить до зниження стабільності результатів. На рівні управління штучний інтелект використовується як інструмент підтримки рішень, причому рівень довіри до моделей визначається їх інтерпретованістю. Масштаб упровадження залежить від ресурсних можливостей підприємств, що зумовлює неоднорідність впливу ШІ на управлінські процеси.

Практичне впровадження ШІ-систем супроводжується комплексом взаємопов'язаних обмежень на різних етапах – від оброблення даних до моделювання поведінки, що впливає на якість прогнозів та ефективність їх застосування. Узагальнення зазначених обмежень подано в таблиці 3.

Таблиця 3

Проблеми впровадження штучного інтелекту в прогнозуванні попиту та поведінки споживачів

Група проблем	Суть обмеження	Як проявляється на практиці	Наслідок для прогнозування	Частка впливу (%)
Якість даних	Неповні, зашумлені, неузгоджені дані	Різні джерела не синхронізуються	Викривлення результатів	35–45%
Цифрова зрілість	Відсутність інтегрованих систем	Дані зберігаються розрізнено	Неможливість повноцінного аналізу	20–30%
Вартість упровадження	Високі витрати на технології та персонал	Часткові або незавершені проекти	Обмежене використання ШІ	15–25%
Галузева специфіка	Різні ринки потребують різних моделей	Моделі не переносяться між сферами	Потреба в постійній адаптації	20–35%
Поведінкова невизначеність	Нелінійність і нестабільність дій споживачів	Непередбачувані реакції на однакові стимули	Зниження точності прогнозів	30–40%
Інтерпретація моделей	Складність пояснення результатів ШІ	«Чорна скринька» у прийнятті рішень	Низький рівень довіри до прогнозів	25–35%

Джерело: систематизовано авторами на основі [7; 10; 12; 13; 21]

Частку впливу визначено на основі узагальнення результатів наукових досліджень та експертної оцінки впливу окремих факторів на точність прогнозування попиту.

Аналіз сукупності зазначених обмежень свідчить, що ключові проблеми пов'язані не з окремими факторами, а з їх взаємодією. Неповнота або неоднорідність даних може бути частково компенсована методами попереднього оброблення та нормалізації. Однак у поєднанні з недостатнім рівнем цифрової зрілості організацій та обмеженою інтерпретованістю



моделей виникає зниження стабільності функціонування аналітичних систем. Частина обмежень має не суто технічний, а поведінковий характер. Зокрема, споживча поведінка є динамічною і змінюється під впливом зовнішніх факторів у часових масштабах, що можуть бути меншими за період адаптації моделей [13, с. 269].

Перспективи розвитку ШІ-технологій у маркетингових та аналітичних системах визначаються одночасним розширенням інструментарію та динамічністю ринкового середовища. У цих умовах акцент зміщується з розроблення окремих рішень на формування методологічних підходів до їх застосування в бізнес-процесах. Спостерігається поступовий перехід від використання окремих моделей до комбінованих архітектур, в яких різні алгоритмічні підходи застосовуються у взаємодоповнювальному режимі. Такий підхід спрямований на мінімізацію обмежень, притаманних окремим методам, та підвищення стійкості прогнозних результатів [14, с. 46]. Окремим аспектом є часовий фактор. Попри наявність технологій оброблення даних у режимі реального часу, оновлення та перенавчання моделей не завжди відбувається синхронно з динамікою вхідних даних. З огляду на це актуальним напрямом розвитку є скорочення часових лагів між надходженням даних та формуванням управлінських рішень. Зазначені тенденції можуть бути систематизовані у вигляді основних напрямів розвитку з подальшим оціненням їх впливу на точність прогнозування та ефективність управлінських рішень (табл. 4).

Таблиця 4

Основні перспективи розвитку штучного інтелекту в прогнозуванні попиту та поведінки споживачів

Напрямок розвитку	Суть змін	Як проявляється на практиці	Потенційний ефект	Очікуваний ефект (приріст точності, %)
Гібридні моделі	Поєднання різних алгоритмів і підходів	Використання кількох моделей одночасно	Більш стабільні та гнучкі прогнози	+10–25%



Інтеграція в управління	Перехід від аналітики до підтримки рішень	Використання ШІ у стратегічному плануванні	Зменшення суб'єктивності рішень	+5–15%
Аналітика в реальному часі	Скорочення часу між даними і прогнозом	Оновлення моделей «на ходу»	Швидша реакція на зміни попиту	+5–12%
Персоналізація нового рівня	Глибше врахування поведінкових факторів	Індивідуальні сценарії взаємодії з клієнтом	Точніше формування попиту	+15–30%
Автоматизація рішень	Часткове делегування рішень алгоритмам	Автоматичне налаштування цін, пропозицій	Оптимізація операційних процесів	+5–10%

Джерело: систематизовано авторами на основі [8; 9; 14; 20]

Оцінка приросту точності є узагальненою та базується на результатах прикладних досліджень і практики впровадження штучного інтелекту в прогнозуванні попиту. Наведені оцінки свідчать, що найбільший потенціал підвищення точності прогнозування мають гібридні моделі та інструменти персоналізації, що підтверджує тенденцію до інтеграції різних підходів у єдині аналітичні системи.

Сукупний аналіз зазначених напрямів свідчить, що розвиток відбувається не стільки шляхом поглиблення окремих технологічних рішень, скільки через їх інтеграцію в єдині аналітичні системи. Вирішальне значення має не ізольована ефективність алгоритмів, а їх функціональна взаємодія, ступінь інтеграції в бізнес-процеси та здатність до оперативного оновлення відповідно до змін зовнішнього середовища. Поглиблення інтеграції ШІ-технологій в управлінські процеси супроводжується зростанням залежності організацій від алгоритмічних рішень.

Узагальнено, що перспективи розвитку штучного інтелекту визначаються не лише розширенням його функціональних можливостей, а й формуванням ефективних механізмів поєднання автоматизованих та управлінських компонентів. Від досягнення такого балансу залежить рівень інтеграції ШІ в системи прогнозування попиту та його роль у прийнятті управлінських рішень.

Висновки. Наукова новизна дослідження полягає в систематизації та емпіричному порівнянні ефективності класичних економетричних моделей,



алгоритмів машинного навчання та нейронних мереж у задачах прогнозування попиту на основі реальних транзакційних даних FMCG-мережі. У межах дослідження встановлено кількісні відмінності в точності прогнозних моделей.

За результатами емпіричного моделювання на вибірці обсягом $n = 124\ 320$ спостережень отримано такі значення середньої абсолютної відносної похибки (MAPE): для моделі ARIMA – 12,8%, для XGBoost – 9,1%, для LSTM – 7,4%. Отримані результати свідчать про вищу точність моделей машинного та глибокого навчання порівняно з класичними економетричними підходами в умовах нелінійної структури попиту. Додатковим результатом є узагальнення факторів, що обмежують практичне застосування ШІ-моделей, зокрема якості вихідних даних, рівня цифрової зрілості систем та складності інтерпретації алгоритмів.

Виявлено, що основними обмеженнями застосування ШІ-моделей у прогнозуванні попиту є неповнота і неоднорідність вихідних даних, що призводить до накопичення похибок прогнозування, а також висока обчислювальна складність моделей глибокого навчання. Додатково встановлено обмежену інтерпретованість результатів для моделей типу LSTM та потребу в значних обсягах історичних даних для їх стабільного навчання.

Показано, що найменші значення похибки (MAPE у межах 5–9%) досягаються в разі використання гібридних підходів, які поєднують статистичні методи та алгоритми машинного навчання. Разом із тим такі підходи характеризуються підвищеною складністю реалізації, що вимагає інтеграції різномірних джерел даних та складної архітектури моделей.

Отримані результати можуть бути використані підприємствами роздрібною торгівлі для підвищення точності прогнозування попиту, оптимізації асортиментної політики, а також удосконалення процесу ухвалення управлінських рішень в умовах динамічного ринкового середовища.



Перспективи подальших досліджень включають розвиток моделей прогнозування в умовах нестабільного ринку та кризових ситуацій. Окремого дослідження потребують методи підвищення інтерпретованості ШІ-алгоритмів, а також інтеграція моделей у системи оперативного управління попитом у режимі реального часу.

Список використаних джерел

1. Iutkina A. Interaction of hotels with short-term rental platforms and the impact on pricing and positioning strategies. *Здобутки економіки: перспективи та інновації*. 2026. № 26. Р. 1–18. URL: <https://doi.org/10.5281/zenodo.18504865> (date of access: 28.02.2026).
2. Kosar N., Kuzo N., Binda J., Hayvanovych N., Pytulyak N. Modeling of the factors influencing the dairy market in Ukraine. *Agricultural and Resource Economics: International Scientific E-Journal*. 2022. Vol. 8, No. 3. Р. 42–59. URL: <https://doi.org/10.51599/are.2022.08.03.03> (date of access: 28.02.2026).
3. Zhuk A., Yatskyi O. The use of artificial intelligence and machine learning in e-commerce marketing. *Технологічний аудит та резерви виробництва*. 2024. № 3(4(77)). С. 33–38. URL: <https://doi.org/10.15587/2706-5448.2024.305280> (date of access: 28.02.2026).
4. Вдовічена О. Г., Дюгованець О. М., Чернова І. В. Digital-маркетинг як інструмент ефективності та конкурентоспроможності сучасного бізнесу: особливості та перспективи впровадження в Україні. *Бізнес-інформ*. 2022. № 2. С. 81–87. URL: <https://doi.org/10.32702/2306-6814.2022.2.81> (дата звернення: 28.02.2026).
5. Бондаренко В., Омеляненко О. Вплив штучного інтелекту (AI) на розвиток інтернет-маркетингу. *Вісник Хмельницького національного університету. Економічні науки*. 2024. № 334(5). С. 319–324. URL: <https://doi.org/10.31891/2307-5740-2024-334-47> (дата звернення: 28.02.2026).



6. Венгер Є., Нікульча В. Особливості використання штучних нейронних мереж у цифровому маркетингу. *Вісник Хмельницького національного університету. Економічні науки*. 2023. № 316(2). С. 312–318. URL: <https://doi.org/10.31891/2307-5740-2023-316-2-49> (дата звернення: 28.02.2026).

7. Ключ Ю. І., Гуменюк В. В. Використання ШІ в бізнес-процесах підприємства. *Вісник Східноукраїнського національного університету імені Володимира Даля*. 2025. Вип. 289, № 3. С. 21–27. URL: <https://doi.org/10.33216/1998-7927-2025-289-3-21-27> (дата звернення: 28.02.2026).

8. Пшенична Т. Вплив штучного інтелекту на ефективність digital-маркетингу в бізнес-процесах. *Економіка та суспільство*. 2025. № 72. С. 1–6. URL: <https://doi.org/10.32782/2524-0072/2025-72-24> (дата звернення: 28.02.2026).

9. Унгурян М. О., Купрієнко К. С., Онофрійчук І. В. Штучний інтелект як драйвер змін у стратегічному маркетинговому плануванні. *Наукові записки Львівського університету бізнесу та права. Серія економічна*. 2025. № 45. С. 427–434. URL: <https://doi.org/10.5281/zenodo.16784192> (дата звернення: 28.02.2026).

10. Купрієнко К. С. Штучний інтелект у цифровому маркетингу: можливості, виклики та майбутні тренди. *Економічна парадигма*. 2025. Вип. 96, № 4. С. 99–106. URL: <https://doi.org/10.25313/2520-2294-2025-4-10856> (дата звернення: 28.02.2026).

11. Шуміло Я. М. Інструменти штучного інтелекту для управління поведінкою економічних агентів в маркетинговій діяльності. *Вісник Харківського національного університету імені В. Н. Каразіна*. 2022. № 15. С. 60–66. URL: <https://doi.org/10.26565/2310-9513-2022-15-07> (дата звернення: 28.02.2026).



12. Тугай В., Худолей В. Використання штучного інтелекту в адаптивному управлінні підприємством. *Development service industry management*. 2025. № 1. С. 264–271. URL: [https://doi.org/10.31891/dsim-2025-9\(36\)](https://doi.org/10.31891/dsim-2025-9(36)) (date of access: 28.02.2026).
13. Романчук Л. А., Щитов Д. М., Мормуль М. Ф. Штучний інтелект в електронній комерції: ключові аспекти, напрями, загрози. *Науковий погляд: економіка та управління*. 2024. № 4(88). С. 19–26. URL: <https://doi.org/10.32782/2521-666X/2024-88-2> (дата звернення: 28.02.2026).
14. Тардаскіна Т. М. Штучний інтелект у маркетингу: сучасні тренди та перспективи розвитку. *Наука, технології, інновації*. 2024. № 2. С. 43–49. URL: <https://doi.org/10.35668/2520-6524-2024-2-06> (дата звернення: 28.02.2026).
15. Костін І. Д., Чухліб А. В., Ільченко В. М. Прогнозування впливу цифрових інновацій на зміну структури ринку споживачів. *Актуальні питання економічних наук*. 2025. № 17. URL: <https://doi.org/10.5281/zenodo.17642206> (дата звернення: 28.02.2026).
16. Petropoulos F., Apiletti D., Assimakopoulos V., Babai M. Z., Barrow D. K., Taieb S. B., Ziel F. Forecasting: theory and practice. *International Journal of Forecasting*. 2022. Vol. 38, No. 3. P. 705–871. URL: <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2021.11.001> (date of access: 28.02.2026).
17. Hense J., Hübner A. Assortment optimization in omni-channel retailing. *European Journal of Operational Research*. 2022. Vol. 301, No. 1. P. 124–140. URL: <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2021.09.045> (date of access: 28.02.2026).
18. Linder A. D., Wolfinger R. D. Forecasting with gradient boosted trees: augmentation, tuning, and cross-validation strategies: winning solution to the M5 uncertainty competition. *International Journal of Forecasting*. 2022. Vol. 38, No. 4. P. 1426–1433. URL: <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2021.12.003> (date of access: 28.02.2026).



19. Ярова Ю. Штучний інтелект у цифровому маркетингу. *Вісник Хмельницького національного університету. Економічні науки*. 2026. № 350(1). С. 119–125. URL: <https://doi.org/10.31891/2307-5740-2026-350-15> (дата звернення: 28.02.2026).
20. Kyssa T. Psychological mechanisms underlying unrealistic expectations from aesthetic procedures in social media. *Наукові інновації та передові технології*. 2026. № 2(54). С. 2192–2206. URL: [https://doi.org/10.52058/2786-5274-2026-2\(54\)-2192-2206](https://doi.org/10.52058/2786-5274-2026-2(54)-2192-2206) (date of access: 28.02.2026).
21. Myronets A. Dependence of EBITDA margin on the service experience consistency index in network businesses. *Здобутки економіки: перспективи та інновації*. 2026. № 27. С. 1–17. URL: <https://doi.org/10.5281/zenodo.18871073> (date of access: 28.02.2026).