Квашук Дмитро, к.е.н, доц, доцент кафедри фінансових технологій та бізнесу, Національного авіаційного інституту, м. Київ, Україна, ORCID: https//orcid.org/ 0000-0002-4591-8881

Kvashuk Dmytro, Candidate of Economic Sciences, Associate Professor, Department of Financial Technologies and Business, National Aviation Institute, Kyiv, Ukraine, ORCID: https//orcid.org/ 0000-0002-4591-888

BIG DATA В АНАЛІЗІ ПОПИТУ ТА ЦІНОУТВОРЕННІ

BIG DATA IN DEMAND ANALYSIS AND PRICING

Анотація

У статті розглянуто наукові та практичні засади використання технологій Big Data в аналізі попиту та ціноутворенні. Доведено, що в умовах цифрової трансформації ринків традиційні підходи до формування цін, які спираються лише на витрати, середню рентабельність і періодичний моніторинг конкурентів, є недостатніми. Сучасний попит формується під впливом складної сукупності факторів, серед яких поведінка споживачів у цифрових каналах, сезонність, промоакції, наявність товарів, ціни конкурентів, макроекономічні показники, регіональні особливості, логістичні обмеження та інформаційні сигнали з онлайн-платформ. Методології обробки великих даних дають змогу об’єднати ці різнорідні джерела даних в єдине аналітичне середовище та використовувати їх для підтримки цінових рішень.

У роботі розглянуто основні групи даних, які застосовуються для прогнозування попиту: транзакційні дані, поведінкові дані, зовнішні ринкові дані та неструктуровану інформацію з відгуків, пошукових запитів і

соціальних мереж. Охарактеризовано роль методів машинного навчання, моделей часових рядів, регресійного аналізу, градієнтного бустингу, нейронних мереж і гібридних моделей у виявленні прихованих закономірностей попиту. Особливу увагу приділено оцінюванню цінової еластичності, оскільки вона дозволяє підприємствам визначати, наскільки різні сегменти споживачів реагують на зміну ціни. Запропоновано концептуальну модель застосування Big Data у ціноутворенні, яка охоплює збір даних, очищення, формування ознак, прогнозування попиту, оптимізацію ціни, контроль економічного результату та перенавчання моделей.

Доведено, що динамічне ціноутворення не слід розглядати лише як інструмент максимізації короткострокового прибутку. Воно має враховувати лояльність споживачів, сприйняття справедливості ціни, правові обмеження, ризики алгоритмічної координації та необхідність людського контролю за автоматизованими рішеннями. Наукова новизна дослідження полягає в визначенні шляхів інтеграції методів обробки великих даних до адаптивних систем ціноутворення, що поєднує аналітичний, оптимізаційний і контрольний рівні. Практичне значення роботи пов'язане з можливістю використання запропонованого підходу в роздрібній торгівлі, електронній комерції, логістиці, сфері послуг і виробничих підприємствах.

Ключові слова: Big Data, аналіз попиту, ціноутворення, динамічне ціноутворення, машинне навчання, цінова еластичність, аналітика даних, цифрова економіка.

Abstract

The article examines the scientific and practical foundations of using Big Data technologies in demand analysis and pricing. It is proven that in the context of digital transformation of markets, traditional approaches to price formation,

relying solely on costs, average profitability, and periodic monitoring of competitors, are insufficient. Contemporary demand is shaped by a complex set of factors, including consumer behavior in digital channels, seasonality, promotional campaigns, product availability, competitor prices, macroeconomic indicators, regional specifics, logistical constraints, and information signals from online platforms. Big data processing methodologies make it possible to integrate these heterogeneous data sources into a single analytical environment and use them to support pricing decisions.

The paper considers the main groups of data used for demand forecasting: transactional data, behavioral data, external market data, and unstructured information from reviews, search queries, and social media. The role of machine learning methods, time series models, regression analysis, gradient boosting, neural networks, and hybrid models in revealing hidden demand patterns is characterized. Special attention is paid to estimating price elasticity, as it allows enterprises to determine the extent to which different consumer segments respond to price changes. A conceptual model for applying Big Data in pricing is proposed, encompassing data collection, cleaning, feature engineering, demand forecasting, price optimization, economic outcome control, and model retraining.

It is proved that dynamic pricing should not be viewed solely as a tool for maximizing short-term profit. It must take into account consumer loyalty, perceived price fairness, legal constraints, risks of algorithmic coordination, and the necessity of human oversight over automated decisions. The scientific novelty of the study lies in identifying ways to integrate big data processing methods into adaptive pricing systems, combining analytical, optimization, and control levels. The practical significance of the work is associated with the possibility of applying the proposed approach in retail, e-commerce, logistics, the service sector, and manufacturing enterprises.

Keywords: Big Data, demand analysis, pricing, dynamic pricing, machine learning, price elasticity, data analytics, digital economy.

Постановка проблеми в загальному вигляді та її зв'язок із важливими науковими чи практичними завданнями

У сучасній економіці ціна є не лише інструментом відшкодування витрат і формування прибутку, а й важливим сигналом для споживача, конкурентів і всього ринку. Вона впливає на сприйняття якості товару, рівень довіри до бренду, готовність до повторної покупки, швидкість реалізації запасів і загальну фінансову стійкість підприємства. В умовах цифровізації ринків значення ціни ще більше зростає, оскільки споживач отримує можливість майже миттєво порівнювати пропозиції, переглядати відгуки, реагувати на рекомендаційні системи та змінювати свою купівельну поведінку залежно від інформації, яку він отримує в онлайн-середовищі.

Традиційні підходи до ціноутворення, які спираються переважно на собівартість, нормативну рентабельність, експертну оцінку попиту та періодичне порівняння з конкурентами, не завжди відповідають умовам сучасного ринку. Причина полягає в тому, що попит став більш мінливим, фрагментованим і залежним від великої кількості факторів. Один і той самий товар може мати різний рівень попиту залежно від регіону, сезону, часу доби, каналу продажу, наявності знижки, поведінки конкурентів, стану логістики, платоспроможності споживачів і навіть інформаційного фону в соціальних мережах.

Сучасні методи обробки великих даних створюють нові можливості для аналізу попиту та ціноутворення. Йдеться не просто про накопичення великих масивів інформації, а про формування комплексного аналітичного середовища, у якому поєднуються дані з різних джерел: касових операцій, CRM-систем, ERP-систем, інтернет-магазинів, мобільних застосунків,

програм лояльності, маркетплейсів, соціальних мереж, відкритих статистичних джерел і сервісів моніторингу конкурентних цін. Таке поєднання дозволяє не тільки фіксувати факт зміни попиту, а й виявляти фактори, які цю зміну зумовлюють.

Наукова проблема полягає в необхідності обґрунтування методичного підходу, який дозволяє використовувати методи обробки великих даних не фрагментарно, а як основу системи підтримки цінових рішень. У багатьох підприємствах аналітика даних застосовується окремо від практичного ціноутворення: маркетологи аналізують поведінку клієнтів, фінансисти розраховують маржу, відділ продажів оцінює реакцію ринку, а керівництво ухвалює рішення на основі узагальнених звітів. Такий підхід створює розрив між даними, аналітичними висновками та реальними управлінськими діями. Сучасні підходи до обробки великих даних дозволяють подолати цей розрив, але для цього потрібна структурована модель, яка поєднує збір даних, прогнозування попиту, оцінювання еластичності, оптимізацію ціни та контроль результатів.

Практична значущість проблеми зумовлена тим, що помилки в ціноутворенні безпосередньо впливають на прибутковість підприємства. Завищена ціна може призвести до зниження обсягу продажу, втрати клієнтів і збільшення залишків товару. Занижена ціна, навпаки, може збільшити обсяг реалізації, але зменшити маржинальний прибуток і сформувати у споживачів очікування постійних знижок. Особливо складною є ситуація для підприємств, що працюють із великою кількістю товарних позицій, регіонів і каналів продажу. У таких умовах ручне ціноутворення стає повільним, суб’єктивним і недостатньо точним.

Зв’язок теми з важливими науковими та практичними завданнями проявляється у необхідності розвитку моделей прогнозування попиту, методів оцінювання цінової еластичності, алгоритмів динамічного

ціноутворення та механізмів контролю якості автоматизованих рішень. Водночас важливо враховувати не тільки економічний результат, а й етичні, правові та конкурентні наслідки алгоритмічного ціноутворення. Так, Big Data в аналізі попиту та ціноутворенні є міждисциплінарною проблемою, яка поєднує економіку, менеджмент, маркетинг, інформаційні технології, машинне навчання та питання регулювання цифрових ринків.

Аналіз останніх досліджень і публікацій

Проблематика використання великих даних у бізнес-аналітиці активно досліджується в контексті цифрової трансформації підприємств, розвитку електронної комерції, автоматизації маркетингових рішень і впровадження штучного інтелекту в управління [1; 6; 7]. У наукових працях Big Data найчастіше розглядається як сукупність технологічних, організаційних і методичних підходів до збирання, зберігання, оброблення та аналізу великих обсягів структурованих і неструктурованих даних [1]. У прикладному вимірі особлива увага приділяється тому, як ці дані можуть бути перетворені на управлінські рішення, зокрема у сфері прогнозування попиту, сегментації клієнтів, персоналізації пропозицій і формування цінової політики [6; 7; 8].

Класичні дослідження попиту спираються на економетричні моделі, у яких обсяг продажу пояснюється ціною, доходом споживачів, цінами товарів-замінників, сезонними факторами та іншими змінними [8; 9]. Такі моделі мають важливу перевагу: вони є відносно прозорими та дозволяють інтерпретувати вплив окремих факторів. Наприклад, регресійний аналіз дає змогу оцінити, як зміна ціни впливає на обсяг продажу за інших незмінних умов [9; 10]. Такий підхід підтверджується прикладами, наведеними у працях [9; 10], де графічно ілюструється характер взаємозв’язку між ціною та попитом (рис. 1, рис. 2). На рис. 1 відображено типову спадну залежність попиту від ціни, що узгоджується з положеннями класичної економічної теорії.

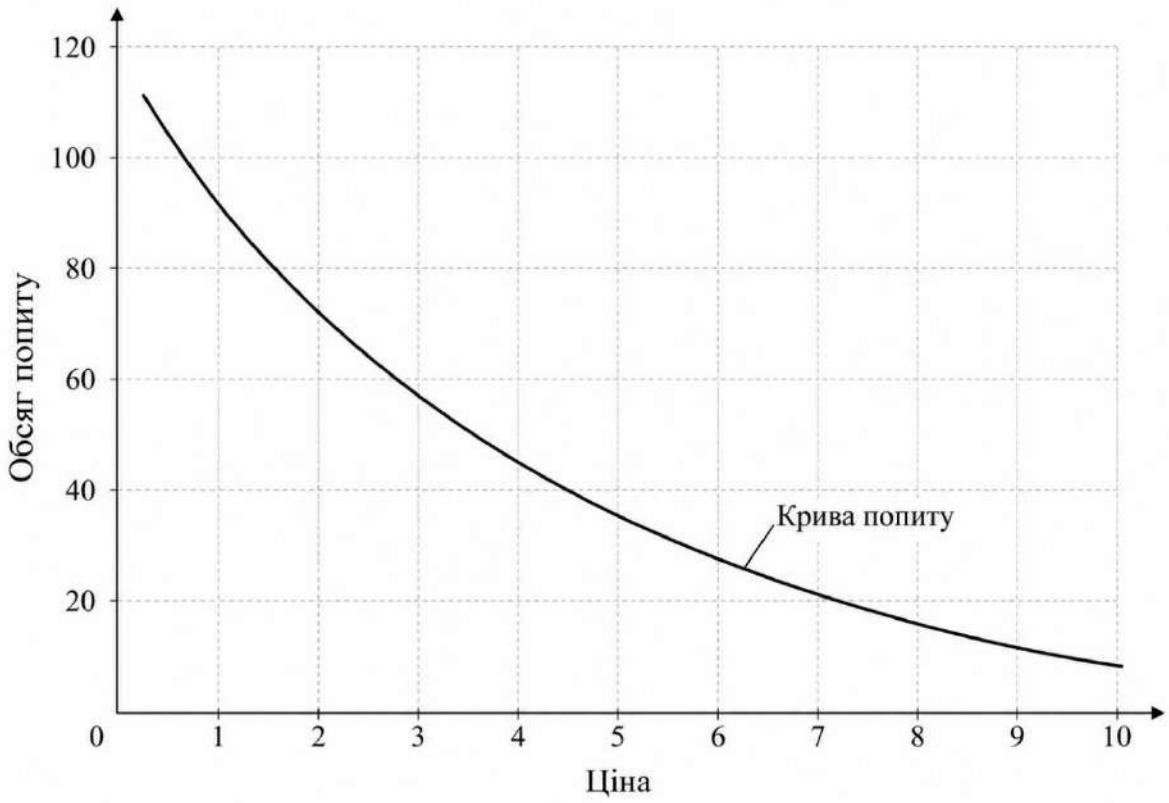


Рис. 1. Класична залежність обсягу попиту від рівня ціни

Джерело: складено автором на основі [9; 10].

На рис. 2 продемонстровано більш складний, нелінійний характер цієї залежності, за якого реакція споживачів на зміну ціни визначається не лише самим рівнем ціни, а й супутніми факторами, зокрема сезонністю, інтенсивністю промоакцій, наявністю товарів-замінників та поведінковими особливостями споживачів [9; 10].

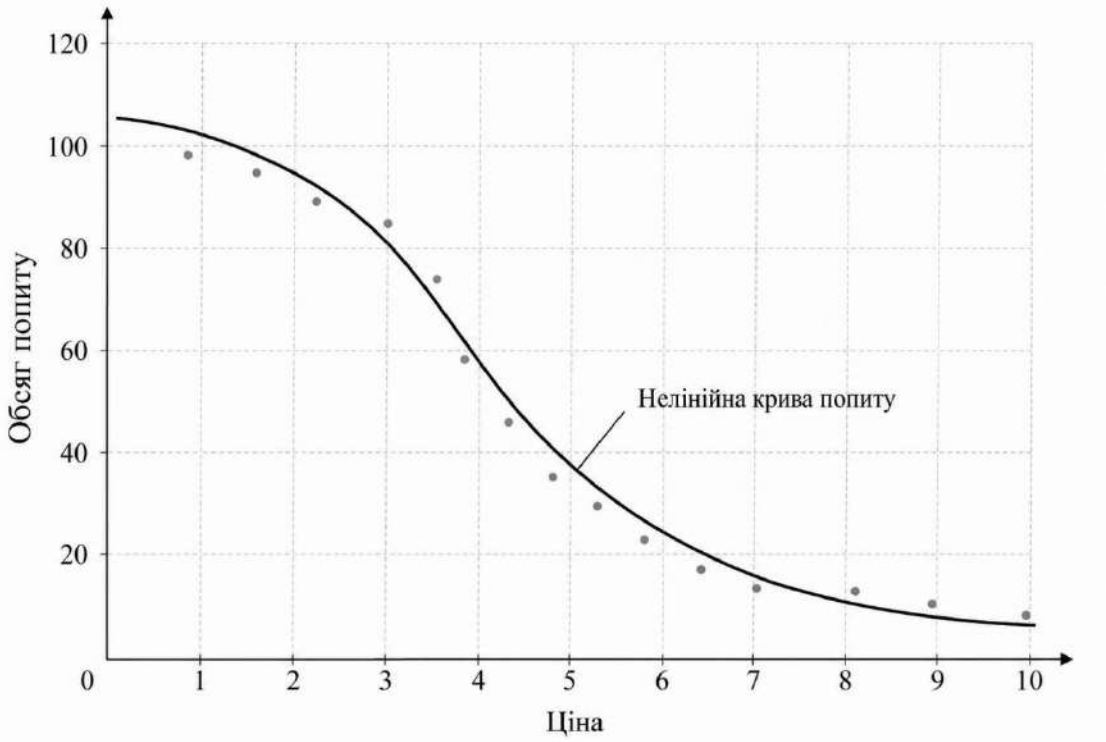


Рис. 2. Нелінійна залежність попиту від ціни в умовах багатофакторного впливу

Джерело: складено автором на основі [9; 10].

Однак у цифровому середовищі попит часто має нелінійний, нестійкий і сегментований характер, тому класичні моделі можуть втрачати точність, якщо не враховують складну поведінку споживачів [6; 7].

У сучасних дослідженнях усе більше уваги приділяється методам машинного навчання. Для прогнозування попиту застосовуються дерева рішень, випадкові ліси, градієнтний бустинг, нейронні мережі, рекурентні моделі, ансамблеві методи та гібридні підходи [5; 6; 10]. Їх перевага полягає в здатності працювати з великою кількістю ознак і виявляти складні залежності між ціною, поведінкою споживачів, сезонністю, промоакціями та зовнішніми факторами [5; 6]. Разом із тим такі моделі часто потребують великого обсягу якісних даних, постійного перенавчання та додаткових інструментів пояснення результатів [6; 10].

У працях, присвячених динамічному ціноутворенню, ціна розглядається як змінна, що може адаптуватися до поточного або прогнозованого стану ринку [2; 3; 4]. Такий підхід поширений в авіаперевезеннях, готельному бізнесі, електронній комерції, сервісах таксі, маркетплейсах і роздрібній торгівлі [2; 4]. Динамічне ціноутворення дозволяє краще узгоджувати попит і пропозицію, підвищувати маржинальність і зменшувати ризики надлишкових запасів [2; 4]. Проте воно також створює ризики: споживачі можуть негативно сприймати часту зміну цін, а алгоритми можуть призводити до непрозорих або дискримінаційних рішень [2; 3].

Окрема група досліджень присвячена ціновій еластичності попиту. У традиційній економічній теорії еластичність показує, наскільки змінюється попит у відповідь на зміну ціни [8; 9]. Проте в умовах Big Data виникає можливість оцінювати еластичність не лише для ринку загалом, а й для окремих товарів, регіонів, часових періодів, каналів продажу та клієнтських сегментів [4; 6]. Це має важливе практичне значення, оскільки однакова зміна ціни може мати різний ефект для різних груп споживачів. Наприклад, частина клієнтів може бути дуже чутливою до знижок, тоді як інша частина більше орієнтується на якість, швидкість доставки або довіру до бренду [4; 8].

У публікаціях міжнародних організацій, зокрема OECD, підкреслюється, що алгоритмічне ціноутворення може підвищувати ефективність ринків, але водночас потребує уваги з боку регуляторів через ризики для конкуренції та захисту споживачів [2; 3]. Алгоритми здатні швидко реагувати на ринкові зміни, але в деяких випадках вони можуть сприяти небажаній координації цін або формувати рішення, які складно пояснити [2; 3]. Тому сучасна наукова дискусія зміщується від питання «чи

можна використовувати алгоритми в ціноутворенні» до питання «як саме їх використовувати безпечно, прозоро та економічно обґрунтовано» [2; 3].

Незважаючи на значну кількість досліджень, невирішеною залишається проблема комплексного поєднання Big Data-аналітики, прогнозування попиту, оптимізації ціни та управлінського контролю [2; 4; 6]. Часто окремо розглядаються методи машинного навчання, окремо — економічна логіка ціноутворення, окремо — ризики алгоритмічних рішень [2; 3; 5; 10]. Проте підприємствам потрібна цілісна система, у якій модель прогнозування не є самоціллю, а виступає частиною ширшого механізму прийняття рішень [4; 6; 7]. Саме цій проблемі присвячено дану статтю.

Мета статті

Метою статті є дослідження можливостей використання Big Data для аналізу попиту та формування цінової політики підприємств. Для досягнення цієї мети розглянуто сутність Big Data, основні джерела даних, методи прогнозування попиту, підходи до оцінювання цінової еластичності, а також переваги й ризики застосування алгоритмічного ціноутворення.

Виклад основного матеріалу дослідження з повним обґрунтуванням отриманих наукових результатів

Big Data в аналізі попиту та ціноутворенні доцільно розглядати як багаторівневу систему, що об’єднує інформаційні ресурси, аналітичні методи, алгоритми оптимізації та управлінські правила. На першому рівні формується інформаційна база, яка містить дані про продажі, ціни, залишки, клієнтів, конкурентів, зовнішні умови та поведінку споживачів. На другому рівні здійснюється підготовка даних: очищення, усунення дублікатів, оброблення пропусків, нормалізація форматів, виявлення аномальних значень і формування аналітичних ознак. На третьому рівні будуються моделі прогнозування попиту, які дозволяють оцінити майбутній обсяг продажу за різних цінових умов. На четвертому рівні виконується

оптимізація ціни з урахуванням маржі, еластичності, залишків, конкурентного середовища та стратегічних обмежень. На п'ятому рівні здійснюється контроль результату та коригування моделі.

Ключовою перевагою має бути можливість об'єднання різних типів даних. Транзакційні дані відображають фактичні покупки, середній чек, кількість одиниць у замовленні, частоту повторних покупок і реакцію на знижки. Поведінкові дані показують, як споживач взаємодіє з товаром до моменту покупки: переглядає сторінку, порівнює характеристики, додає товар у кошик, залишає його без оплати або повертається до нього пізніше. Зовнішні дані дозволяють враховувати фактори, які не контролюються підприємством, але впливають на попит: ціни конкурентів, інфляцію, курс валют, погодні умови, святкові періоди, локальні події та логістичні обмеження. Неструктуровані дані, такі як відгуки й коментарі, допомагають оцінити сприйняття товару споживачами.

У загальному вигляді попит на товар можна подати як функцію багатьох факторів:

$$Q_t = f(P_t, P_{c,t}, S_t, A_t, I_t, R_t, W_t, L_t, B_t, \varepsilon_t), \quad (1)$$

де Q_t — обсяг попиту в момент часу t; P_t — ціна товару; $P_{c,t}$ — ціни конкурентів або товарів-замінників; S_t — сезонний фактор; A_t — рекламна та промоційна активність; I_t — купівельна спроможність споживачів; R_t — регіональні характеристики; W_t — зовнішні умови; L_t — доступність товару; B_t — поведінкові характеристики споживачів; ε_t — випадкова складова.

Така постановка показує, що попит не можна пояснити лише ціною. Ціна є важливим, але не єдиним фактором. Наприклад, зниження ціни може не збільшити продаж, якщо товар відсутній на складі, має негативні відгуки або програє конкурентам за якістю. Навпаки, підвищення ціни може не зменшити попит, якщо товар має високу унікальність, сильний бренд або обмежену пропозицію. Тому Big Data-аналітика має враховувати не тільки

прямий зв’язок між ціною і кількістю продажу, а й контекст, у якому ця ціна діє.

Важливим етапом є формування ознак. Для прогнозування попиту можуть використовуватися календарні ознаки, такі як день тижня, місяць, сезон, свята, періоди розпродажів; цінові ознаки, такі як поточна ціна, середня ціна за період, відсоток знижки, відхилення від ціни конкурентів; товарні ознаки, такі як категорія, бренд, рейтинг, наявність аналогів; клієнтські ознаки, такі як сегмент, історія покупок, частота взаємодії; логістичні ознаки, такі як залишок товару, термін доставки, наявність у регіоні. Саме правильне формування ознак часто має не менше значення, ніж вибір алгоритму.

Для побудови моделей попиту можуть застосовуватися різні методи. Регресійні моделі доцільні тоді, коли важливо отримати інтерпретовані результати. Вони дозволяють оцінити напрям і силу впливу окремих факторів. Наприклад, можна визначити, як змінюється попит при зміні ціни на 1 %, якщо інші фактори залишаються сталими. Однак регресійні моделі можуть бути недостатньо точними, якщо залежності мають складний нелінійний характер (Рис. 3).

Методи машинного навчання краще працюють у ситуаціях, де попит залежить від великої кількості взаємопов’язаних факторів. Дерева рішень і випадкові ліси можуть виявляти нелінійні закономірності та взаємодію ознак. Градієнтний бустинг часто демонструє високу точність у задачах прогнозування табличних даних. Нейронні мережі можуть використовуватися для складних сценаріїв, де існують великі обсяги даних і важлива взаємодія між часовими, поведінковими та ціновими ознаками. Для часових рядів використовуються ARIMA, SARIMA, Prophet, LSTM та інші моделі, які враховують тренд, сезонність і залежність поточного попиту від попередніх значень.

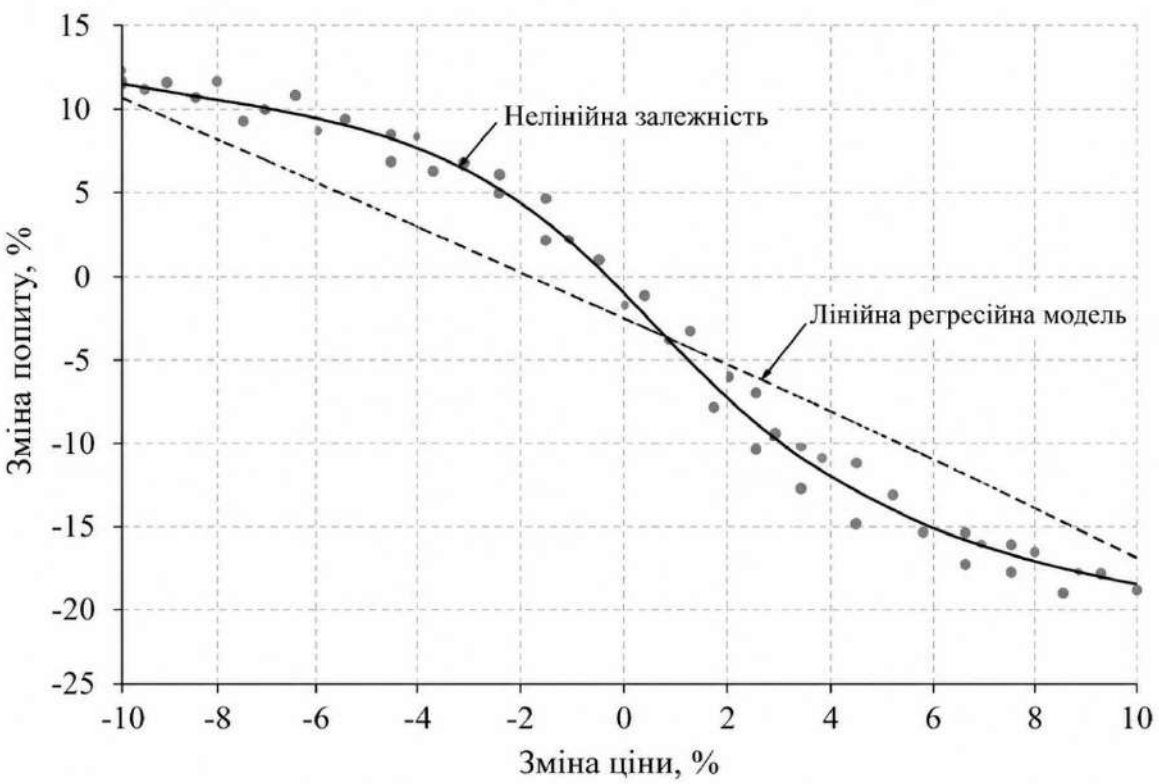


Рис. 3. Порівняння лінійної регресійної та нелінійної залежності між зміною ціни і попитом

Складено автором

Окреме місце займає оцінювання цінової еластичності попиту. У спрощеному вигляді вона визначається як:

$$E_p = \frac{\Delta Q/Q}{\Delta P/P}, \quad (2)$$

де E_p — еластичність попиту за ціною; ΔQ — зміна обсягу попиту; Q — початковий обсяг попиту; ΔP — зміна ціни; P — початкова ціна.

Якщо абсолютне значення еластичності більше одиниці, попит вважається еластичним. Це означає, що споживачі суттєво реагують на зміну ціни, і підвищення ціни може призвести до значного скорочення продажу. Якщо абсолютне значення еластичності менше одиниці, попит є нееластичним, і підприємство має більше можливостей для підвищення ціни без різкого падіння обсягу реалізації. Проте в практичних умовах

еластичність не є сталою величиною. Вона може змінюватися залежно від сезону, рівня доходів споживачів, наявності конкурентних товарів, інтенсивності реклами та навіть психологічного сприйняття ціни.

Big Data дозволяє перейти від середньої еластичності до сегментної еластичності. Це означає, що підприємство може оцінювати чутливість до ціни окремо для різних груп клієнтів, регіонів, каналів продажу, товарних категорій і часових періодів. Такий підхід є більш точним, оскільки він враховує неоднорідність ринку. Наприклад, для товарів першої необхідності попит часто менш еластичний, тоді як для товарів імпульсної покупки, або товарів із великою кількістю аналогів еластичність може бути значно вищою.

На основі прогнозу попиту й оцінки еластичності може бути побудована модель оптимізації ціни. У простому вигляді цільова функція прибутку може бути записана так:

$$П(p) = (p - c) \cdot D(p) - K(p), \quad (3)$$

де $П(p)$ — прибуток при ціні p; c — собівартість одиниці товару; $D(p)$ — прогнозований попит при ціні p; $K(p)$ — додаткові витрати або штрафи, пов'язані з ризиками дефіциту, надлишкових запасів, репутаційних втрат чи зниження лояльності клієнтів. Оптимальна ж ціна визначається як: $p^* = \underset{p}{\operatorname{argmax}} П(p)$. Проте реальна задача ціноутворення складніша за математичну максимізацію прибутку. Так, підприємство повинно враховувати стратегічні обмеження: мінімальну допустиму маржу, максимальну частоту зміни ціни, цінове позиціонування бренду, реакцію конкурентів, правові обмеження, правила акцій і лояльність клієнтів. Тому практична система динамічного ціноутворення має включати не лише алгоритм оптимізації, а й блок бізнес-правил. Наприклад, система може забороняти підвищення ціни більше ніж на певний відсоток за короткий період або не дозволяти знижувати ціну нижче мінімального рівня маржі.

Особливе значення має контроль якості даних. Якщо дані містять помилки, то алгоритм може формувати неправильні рекомендації. Наприклад, якщо система не врахувала, що товар був відсутній на складі, вона може помилково зробити висновок про низький попит. Якщо неправильно враховано промоакцію, модель може переоцінити природний попит на товар. Якщо дані про ціни конкурентів зібрані некоректно, система може рекомендувати ціну, яка не відповідає реальному ринку. Тому перед побудовою моделей необхідно забезпечити перевірку повноти, достовірності та актуальності даних.

Важливим практичним питанням є пояснюваність моделей. Для керівництва підприємства недостатньо отримати лише рекомендовану ціну. Потрібно розуміти, чому система пропонує саме таке рішення: через зростання попиту, зменшення запасів, зміну ціни конкурента, сезонний фактор або зміну поведінки клієнтів. Без пояснення алгоритмічне ціноутворення може викликати недовіру з боку менеджерів і створювати ризики помилкового застосування. Тому, доцільно використовувати методи інтерпретації моделей, такі як аналіз важливості ознак, часткові залежності, SHAP-значення або порівняння сценаріїв [11-13].

Запропонована концептуальна модель застосування Big Data в аналізі попиту та ціноутворенні може бути подана як послідовність взаємопов’язаних блоків (Рис. 4).

Перевага цієї моделі полягає в її циклічності. Система не завершується після встановлення ціни. Вона постійно збирає нові дані, оцінює фактичний результат і коригує модель. Такий підхід відповідає умовам сучасного ринку, де попит і конкурентне середовище змінюються швидко, а рішення мають бути не лише точними, а й адаптивними. Водночас необхідно враховувати ризики алгоритмічного ціноутворення. Перший ризик пов’язаний із можливістю дискримінаційного або несправедливого ціноутворення.



Рис. 4. Концептуальна модель застосування Big Data в аналізі попиту та ціноутворенні

Розроблено автором

Якщо система встановлює різні ціни для різних споживачів без зрозумілого економічного обґрунтування, це може викликати негативну реакцію. Другий ризик пов'язаний із надмірною частотою зміни цін. Споживачі можуть втрачати довіру до підприємства, якщо ціна змінюється занадто часто або здається випадковою. Третій ризик полягає в можливості алгоритмічної координації, коли автоматизовані системи різних підприємств починають реагувати одна на одну таким чином, що конкуренція послаблюється. Четвертий ризик — залежність від даних низької якості або моделей, які не враховують зміну зовнішніх умов.

З урахуванням цих ризиків доцільно застосовувати принцип «людина в контурі управління». Це означає, що алгоритм може готувати рекомендації, але остаточне рішення, або контроль за межами автоматичних змін має

залишатися за відповідальними фахівцями. Такий підхід особливо важливий у стратегічних товарних категоріях, під час кризових ситуацій, при різких коливаннях ринку, або у випадках, коли зміна ціни може мати значний репутаційний ефект.

Так, процес оптимізації методів оброки великих даних має розглядатися не лише як технологічний ресурс для зберігання великих масивів інформації, а як методологічна основа адаптивного ціноутворення. Вона дозволяє перейти від статичного підходу до ціни до динамічного, від агрегованого аналізу попиту — до сегментного, від інтуїтивних рішень — до рішень, заснованих на даних. Разом із тим, ефективність такого підходу залежить від якості даних, правильності моделей, наявності бізнес-обмежень і здатності підприємства інтегрувати аналітику в реальні управлінські процеси.

Висновки

У результаті дослідження доведено, що Big Data суттєво змінює підхід до аналізу попиту та ціноутворення. Якщо традиційні методи переважно спиралися на історичні продажі, витрати та загальну оцінку ринку, то сучасні підходи дозволяють враховувати значно ширший набір факторів: поведінку споживачів, цифрові сліди користувачів, сезонність, конкурентні ціни, промоакції, залишки товару, зовнішні економічні умови та неструктуровані дані. Завдяки цьому підприємство отримує можливість точніше прогнозувати попит і приймати більш обґрунтовані цінові рішення.

Обґрунтовано, що ефективне використання Big Data в ціноутворенні потребує цілісної системи, яка поєднує збір даних, їх очищення, формування ознак, прогнозування попиту, оцінювання цінової еластичності, оптимізацію ціни, контроль результатів і перенавчання моделей. Саме така циклічна структура дозволяє адаптувати цінову політику до мінливих ринкових умов.

Показано, що оцінювання цінової еластичності є одним із ключових елементів Big Data-аналітики в ціноутворенні. На відміну від традиційного підходу, який часто оперує середніми значеннями, сучасна аналітика дозволяє визначати еластичність для окремих клієнтських сегментів, регіонів, каналів продажу, товарних категорій і часових періодів. Це створює передумови для більш точного та гнучкого управління цінами.

Загалом, динамічне ціноутворення має розглядатися не лише як інструмент максимізації прибутку, а як комплексний управлінський механізм, який повинен враховувати стратегічні обмеження, лояльність клієнтів, справедливість ціни, конкурентне середовище та правові ризики.

А перспективи подальших досліджень мають полягати у розробленні прикладних моделей оцінювання еластичності попиту для різних галузей, створенні гібридних моделей прогнозування, які поєднують економетричні методи та машинне навчання, а також у вивченні етичних і правових аспектів персоналізованого та алгоритмічного ціноутворення. Окремим перспективним напрямом є розроблення пояснюваних моделей ціноутворення, які дозволяють не тільки рекомендувати оптимальну ціну, а й обґрунтовувати її для менеджерів, регуляторів та споживачів.

Список використаних джерел

1. NIST Big Data Public Working Group. NIST Big Data Interoperability Framework: Volume 1, Definitions. Gaithersburg: National Institute of Standards and Technology, 2015. DOI: 10.6028/NIST.SP.1500-1.

2. OECD. Algorithmic Competition. Paris: OECD Publishing, 2023. URL: https://www.oecd.org/content/dam/oecd/en/publications/reports/2023/05/algorithmic-competition_2be02d00/cb3b2075-en.pdf.

3. OECD. Algorithmic Pricing and Competition in G7 Jurisdictions: Emerging Trends and Responses. Paris : OECD Publishing, 2025. URL: https://www.oecd.org/en/publications/algorithmic-pricing-and-competition-in-g7-jurisdictions_f36dacf8-en.html.

4. Zelenyi D. Using Big Data for Demand Forecasting and Dynamic Pricing. *Economic Forum*. 2025. Vol. 15, no. 2. P. 45–55. URL: https://www.econstor.eu/bitstream/10419/323734/1/1932986049.pdf.

5. Safonov K. Neural Network Approach to Demand Estimation and Dynamic Pricing in Retail. *arXiv preprint*, 2024. URL: https://arxiv.org/abs/2412.00920. DOI: 10.48550/arXiv.2412.00920.

6. Shmueli G., Bruce P. C., Gedeck P., Patel N. R. Data Mining for Business Analytics: Concepts, Techniques, and Applications in Python. Hoboken : Wiley, 2019. 544 p. DOI: 10.1002/9781119549840.

7. Provost F., Fawcett T. Data Science for Business: What You Need to Know about Data Mining and Data-Analytic Thinking. Sebastopol : O'Reilly Media, 2013. 414 p.

8. Kotler P., Keller K. L. Marketing Management. 15th ed. Boston : Pearson, 2016. 832 p.

9. Montgomery D. C., Jennings C. L., Kulahci M. Introduction to Time Series Analysis and Forecasting. 2nd ed. Hoboken : Wiley, 2015. 672 p.

10. Hastie T., Tibshirani R., Friedman J. The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and Prediction. 2nd ed. New York : Springer, 2009. 745 p. DOI: 10.1007/978-0-387-84858-7.

11. Lundberg S. M., Lee S.-I. A Unified Approach to Interpreting Model Predictions. *Advances in Neural Information Processing Systems*. 2017. Vol. 30. P. 4765–4774. DOI: 10.5555/3295222.3295230.

12. Lundberg S. M. [et al.]. From Local Explanations to Global Understanding with Explainable AI for Trees. *Nature Machine Intelligence*. 2020. Vol. 2, no. 1. P. 56–67. DOI: 10.1038/s42256-019-0138-9.

13. Mothilal R. K., Sharma A., Tan C. Explaining Machine Learning Classifiers through Diverse Counterfactual Explanations. *Proceedings of the 2020 Conference on Fairness, Accountability, and Transparency*. 2020. P. 607–617. DOI: 10.1145/3351095.3372850.

References

1. NIST Big Data Public Working Group. (2015). *NIST Big Data Interoperability Framework: Volume 1, Definitions*. National Institute of Standards and Technology. https://doi.org/10.6028/NIST.SP.1500-1

2. OECD. (2023). *Algorithmic competition*. OECD Publishing. https://www.oecd.org/content/dam/oecd/en/publications/reports/2023/05/algorithmic-competition_2be02d00/cb3b2075-en.pdf

3. OECD. (2025). *Algorithmic pricing and competition in G7 jurisdictions: Emerging trends and responses*. OECD Publishing. https://www.oecd.org/en/publications/algorithmic-pricing-and-competition-in-g7-jurisdictions_f36dacf8-en.html

4. Zelenyi, D. (2025). Using Big Data for demand forecasting and dynamic pricing. *Economic Forum, 15*(2), 45–55. https://www.econstor.eu/bitstream/10419/323734/1/1932986049.pdf

5. Safonov, K. (2024). *Neural network approach to demand estimation and dynamic pricing in retail*. arXiv. https://doi.org/10.48550/arXiv.2412.00920

6. Shmueli, G., Bruce, P. C., Gedeck, P., & Patel, N. R. (2019). *Data mining for business analytics: Concepts, techniques, and applications in Python*. Wiley. https://doi.org/10.1002/9781119549840

7. Provost, F., & Fawcett, T. (2013). *Data science for business: What you need to know about data mining and data-analytic thinking*. O'Reilly Media.

8. Kotler, P., & Keller, K. L. (2016). *Marketing management* (15th ed.). Pearson.

9. Montgomery, D. C., Jennings, C. L., & Kulahci, M. (2015). *Introduction to time series analysis and forecasting* (2nd ed.). Wiley.

10. Hastie, T., Tibshirani, R., & Friedman, J. (2009). *The elements of statistical learning: Data mining, inference, and prediction* (2nd ed.). Springer. https://doi.org/10.1007/978-0-387-84858-7

11. Lundberg, S. M., & Lee, S.-I. (2017). A unified approach to interpreting model predictions. *Advances in Neural Information Processing Systems*, *30*, 4765–4774. https://doi.org/10.5555/3295222.3295230

12. Lundberg, S. M., Erion, G., Chen, H., DeGrave, A., Prutkin, J. M., Nair, B., Katz, R., Himmelfarb, J., Bansal, N., & Lee, S.-I. (2020). From local explanations to global understanding with explainable AI for trees. *Nature Machine Intelligence*, *2*(1), 56–67. https://doi.org/10.1038/s42256-019-0138-9

13. Mothilal, R. K., Sharma, A., & Tan, C. (2020). Explaining machine learning classifiers through diverse counterfactual explanations. *Proceedings of the 2020 Conference on Fairness, Accountability, and Transparency*, 607–617. https://doi.org/10.1145/3351095.3372850