

Д. В. ЯЦЕНКО, аспірант;

ORCID: 0009-0001-2610-222X

В. С. САДОВЕНКО, канд. фіз.-мат. наук, доцент,

ORCID: 0000-0001-7341-6021

Державний університет інформаційно-комунікаційних технологій, Київ

ДОСЛІДЖЕННЯ ПРОБЛЕМАТИКИ ПРЕДИКТИВНОЇ АНАЛІТИКИ У ЦИФРОВОМУ МАРКЕТИНГУ

У статті здійснено системне висвітлення концептуальних підходів, еволюційних характеристик і домінуючих векторів трансформації предиктивної аналітики в сфері цифрового маркетингу. Аргументовано, що прогностичні моделі, сформовані на основі методів машинного навчання та інших інтелектуальних технологій оброблення інформаційних потоків, є ключовим інструментом підвищення достовірності прогнозування споживчої активності, удосконалення маркетингових стратегій і поглиблення персоналізації комунікаційних практик.

Окремо окреслено технологічні чинники, які забезпечують можливість масштабного впровадження предиктивних підходів, зокрема інтенсивне зростання масивів Big Data, розвиток хмарних сервісів та активне поширення платформ управління клієнтськими даними (CDP) як інфраструктурної основи аналітичних процесів. Водночас визначено сукупність обмежень і загроз, що супроводжують експлуатацію моделей машинного навчання, включно з проблемами цілісності та повноти даних, динамічним зсувом статистичних закономірностей (concept drift), етичними дилемами та недостатньою інституційною готовністю компаній до інтеграції складних аналітичних рішень.

Особливий акцент зроблено на встановленні функціональної взаємодоповнюваності предиктивної та прескриптивної аналітики, що створює підґрунтя для переходу від простого передбачення майбутніх станів до автоматизованого формування оптимальних управлінських сценаріїв у режимі оперативного реагування.

Ключові слова: предиктивна аналітика, машинне навчання, цифровий маркетинг, прогнозування поведінки споживачів, Big Data, CDP, персоналізація, динамічне ціноутворення, рекомендаційні системи, prescriptive analytics.

Вступ

У контексті стрімкої трансформації цифрових ринків та експоненційного нарощування обсягів даних сформувався гострий запит на інтелектуальні інструменти й концептуальні підходи, здатні здійснювати комплексну обробку великих масивів інформації (Big Data) та забезпечувати аналітичну підтримку процесів прийняття маркетингових рішень [1]. За таких умов особливого значення набуває предиктивна аналітика, що репрезентує методологічну парадигму прогнозного аналізу, побудованого на застосуванні алгоритмів машинного навчання (Machine Learning, ML) та технологій штучного інтелекту (Artificial Intelligence, AI) для ідентифікації й моделювання майбутніх закономірностей на основі історичних даних. Використання предиктивної аналітики відкриває для фахівців у сфері маркетингу широкі можливості для моделювання споживчої поведінки, оцінювання результативності промокампаній та оптимізації стратегічних і тактичних рішень у комунікаційній та збутовій політиці [2].

Попри значний прикладний стратегічний потенціал прогнозової аналітики, значна частина компаній зіштовхується з бар'єрами під час її інтеграції у внутрішні бізнес-процеси. Основ-

ними чинниками таких труднощів є недостатнє розуміння принципів функціонування відповідних аналітичних моделей, обмеження у роботі з високовимірними та гетерогенними наборами даних, а також ризики, пов'язані з некоректною інтерпретацією прогнозних результатів, що здатні зумовлювати помилкові управлінські рішення та втрату значущих конкурентних переваг [3], [4]. У зв'язку з цим у професійному та науковому середовищі формується стійка потреба в поглибленому осмисленні можливостей, алгоритмічних підходів і технологічних обмежень сучасної предиктивної аналітики, а також у розробленні концептуальних моделей її ефективного застосування у сфері цифрового маркетингу.

Зазначені обставини обумовлюють актуальність системного огляду еволюції та сучасних трендів застосування предиктивної аналітики в цифровому маркетингу, зокрема деталізації ключових методів і моделей прогнозування поведінки цільових аудиторій, та оцінювання результативності маркетингових активностей; виявлення обмежень і ризиків, притаманних застосуванню технологій предиктивної аналітики, а також окреслення перспективних траєкторій їх подальшого використання у цифровому маркетингу. Аналітична база роботи спирається на актуальний корпус наукових досліджень, галузевих звітів та емпіричних кейсів, що уможливує формування комплексного уявлення про позиціонування й функціональне значення предиктивної аналітики у глобальному цифровому маркетинговому середовищі.

Аналіз літературних даних та постановка проблеми

У контексті сучасної цифрової трансформації обсяги інформації, що акумулюються щодо споживчої активності, транзакційних операцій, комунікаційних потоків та взаємодії користувачів із торговими марками, демонструють стале експоненційне зростання. Така динаміка формує підґрунтя для масштабного впровадження предиктивної аналітики у маркетингові процеси різних рівнів. За свідченнями провідних аналітичних центрів, ефективність маркетингових рішень дедалі більше визначається здатністю організацій здійснювати високошвидкісну обробку великих масивів даних, синтезувати інформацію з гетерогенних джерел та застосовувати алгоритми машинного навчання з метою моделювання поведінкових траєкторій споживачів і прогнозування ключових параметрів ринкової динаміки [3], [4].

Академічні дослідження послідовно наголошують, що предиктивна аналітика посідає центральне місце у структурі сучасних інструментів підтримки маркетингових рішень, оскільки дає змогу істотно підвищувати точність адресного впливу, оптимізувати механізми ціноутворення, поглиблювати рівень персоналізації комунікацій та забезпечувати стратегічне управління споживчою лояльністю [1], [2]. Використання статистичних і машинних моделей – зокрема дерев рішень, ансамблевих методів, нейронних мереж, рекомендаційних алгоритмів та моделей прогнозування часових рядів – створює можливості ідентифікації латентних структур у масивах даних, оцінювання ризику клієнтського відтоку, аналізу конверсійних показників та завчасного передбачення потреб специфічних ринкових сегментів [2], [5].

Водночас огляд наявних наукових та аналітичних джерел демонструє, що, незважаючи на значний інноваційний потенціал, ступінь інтеграції предиктивної аналітики у практики маркетингового менеджменту залишається вкрай неоднорідним. Частина організацій успішно впроваджує інтелектуальні програмні рішення у CRM-системи, платформи управління даними про клієнтів (CDP) та інструменти цифрової реклами, тоді як інші структури зіштовхуються з комплексом обмежень різної природи. До найпоширеніших груп перешкод належать (рис. 1):

– технічні чинники, серед яких ключову роль відіграють недостатній рівень розвитку інформаційно-аналітичної інфраструктури, труднощі зі стандартизацією процесів інтеграції даних, а також низька достовірність і неповнота первинних інформаційних масивів [3], [6], [7];

– організаційні бар'єри, що охоплюють дефіцит цифрових компетентностей серед персоналу, недостатню підготовленість компаній до прийняття управлінських рішень на основі аналітичних даних (data-driven), а також психологічний і структурний опір трансформаційним змінам [5], [8], [9];

– етичні ризики, які включають загрози порушення конфіденційності даних, появу алгоритмічних упереджень, непрозорий характер роботи складних моделей типу black box, а також

потенційну небезпеку маніпулятивного впливу на вразливі сегменти споживачів [4], [10] – [13].

Одним із найбільш дискусійних викликів, що систематично фіксується у сучасних дослідженнях, є складність практичного використання моделей машинного навчання у реальних бізнес-сценаріях у зв'язку з явищем concept drift [9], [14], [15]. Під цим феноменом розуміють поступову або різку трансформацію поведінкових закономірностей споживачів і загальних ринкових умов, що неминуче спричиняє зниження прогностичної точності моделей у разі відсутності регулярного моніторингу, адаптивного перенавчання та корекції їхніх параметрів [2]. Додатковим методологічним викликом є необхідність досягнення компромісу між високою результативністю прогнозів та забезпеченням їх інтерпретації, прозорості й відтворюваності рішень, що приймаються на їх основі.

Попри стрімке зростання інтересу наукової спільноти до інтелектуальних методів аналізу даних, низка ключових аспектів залишається недостатньо опрацьованою та потребує подальшого теоретичного осмислення та емпіричного підтвердження.

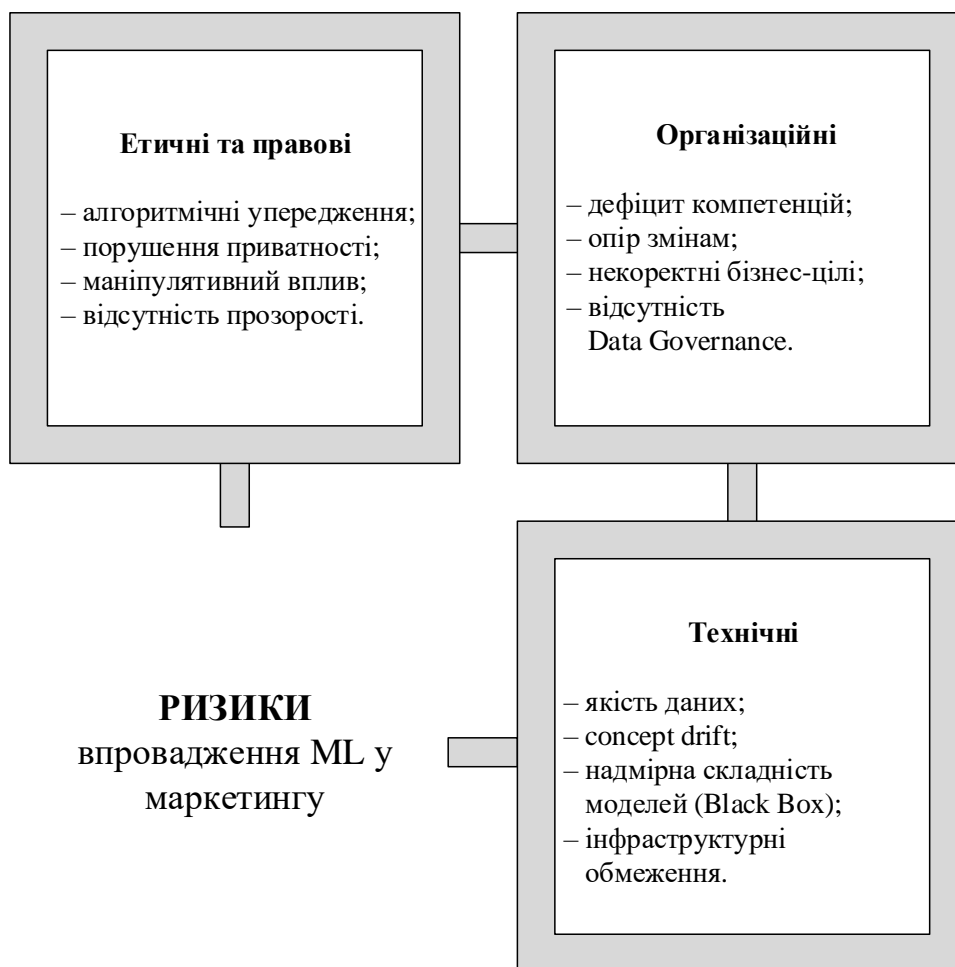


Рис. 1. Ризики використання ML у маркетингу

Зокрема, актуальними для дослідження залишаються такі напрями:

- формування уніфікованого клієнтського профілю (Customer 360) та розробка механізмів інтеграції гетерогенних інформаційних джерел у цілісний аналітичний контур [9], [11];
- оцінювання впливу якості вхідних даних на стабільність, узагальнювальну здатність і стійкість моделей, що використовуються у маркетингових задачах типу прогнозування відтоку клієнтів, розрахунку CLV або оцінювання ймовірності конверсії;
- порівняльний аналіз ефективності різних типологічних груп алгоритмів у завданнях сегментації, прогностичної аналітики та персоналізованої комунікації;

– оптимізація зв'язку між предиктивною та прескриптивною аналітикою, що передбачає перехід від пасивного прогнозування до формування систематизованих рекомендацій щодо управлінських дій;

– етичні параметри використання прогнозних моделей, включно з регулюванням динамічного ціноутворення, індивідуалізованого таргетингу та запобіганням потенційним маніпуляціям уразливими групами споживачів.

Зіставлення наукових джерел дає підстави стверджувати, що, попри значний трансформаційний вплив предиктивної аналітики на розвиток цифрового маркетингу, ідентифіковано цілу низку наукових та прикладних проблем. Вони охоплюють питання якості й консолідації даних, масштабованості алгоритмів у реальних бізнес-процесах, забезпечення прозорості моделей та дотримання етичних стандартів. У цьому контексті предметом наукового пошуку виступає обґрунтування та розроблення методичного підходу до впровадження предиктивної аналітики у маркетингову діяльність, який би не тільки комплексно враховував технічні, організаційні та етичні вимоги, а й передбачав інтеграцію аналітичних результатів у повний цикл ухвалення управлінських рішень.

Мета та завдання дослідження

Ключовою метою представленого дослідження є теоретичне обґрунтування, концептуальне формування та подальша систематизація методичного підходу до інтеграції предиктивної аналітики в екосистему цифрового маркетингу. Запропонований підхід має забезпечувати підвищення точності прогнозування споживчої поведінки, створювати підґрунтя для оптимізації маркетингових рішень і водночас гарантувати дотримання технічних, організаційних та етичних параметрів роботи з даними.

Досягнення зазначеної мети потребує проведення багатовимірного дослідження, що охоплює: комплексний огляд сучасних технологічних засобів, алгоритмічних моделей і практичних механізмів застосування предиктивної аналітики; визначення її ключових переваг та інституційних, технічних і методологічних обмежень; а також розроблення структурованої архітектурної моделі аналітичної системи, призначеної для підтримки процесів маркетингового управління на основі прогнозних оцінок.

Системний огляд і аналітичне узагальнення методів, технологій, викликів та перспектив предиктивної аналітики в цифровому маркетингу

Сучасний етап розвитку предиктивної аналітики сформувався внаслідок конвергенції кількох ключових технологічних трендів, серед яких домінують стрімке зростання обсягів Big Data, істотне розширення обчислювальних ресурсів, активне впровадження хмарних інфраструктур і трансформація архітектур зберігання та обробки інформації. Сучасні маркетингові екосистеми здатні акумулювати широке коло гетерогенних даних: цифрові сліди користувачів на веб-ресурсах, патерни взаємодії з мобільними застосунками, CRM-записи, історії фінансових транзакцій, активність у соціальних мережах, показники рекламних сервісів та інші джерела поведінкової й контекстної інформації.

Архітектуру предиктової аналітики в цифровому маркетингу наведено на рис. 2. Ключовим інфраструктурним компонентом виступають системи обробки великих даних на кшталт Hadoop та Apache Spark, які забезпечують горизонтальне масштабування, розподілену аналітику та можливість одночасної роботи з великими, високовимірними й різнорідними інформаційними наборами.

Хмарні платформи провідних постачальників (AWS, Google Cloud, Microsoft Azure) доповнюють цю екосистему, пропонуючи інтегровані сервіси для навчання ML-моделей, зберігання структурованих і неструктурованих даних, розгортання аналітичних сервісів, а також їх швидку інтеграцію з маркетинговими інструментами та корпоративними інформаційними середовищами.

Окреме місце в сучасних дослідженнях займає концепт Customer Data Platform (CDP) – цілісної інтеграційної платформи, призначеної для централізованого збирання, консолідації та

уніфікації клієнтських даних, отриманих із різних цифрових каналів [11], [16], [17]. CDP формує єдиний узгоджений профіль користувача, що забезпечує високий рівень цілісності, актуальності та структурованості інформації, яка лежить в основі створення точних прогнозних моделей. Саме наявність такої уніфікованої бази даних є визначальною передумовою для побудови персоналізованих, адаптивних і надійних аналітичних систем у сфері цифрового маркетингу.

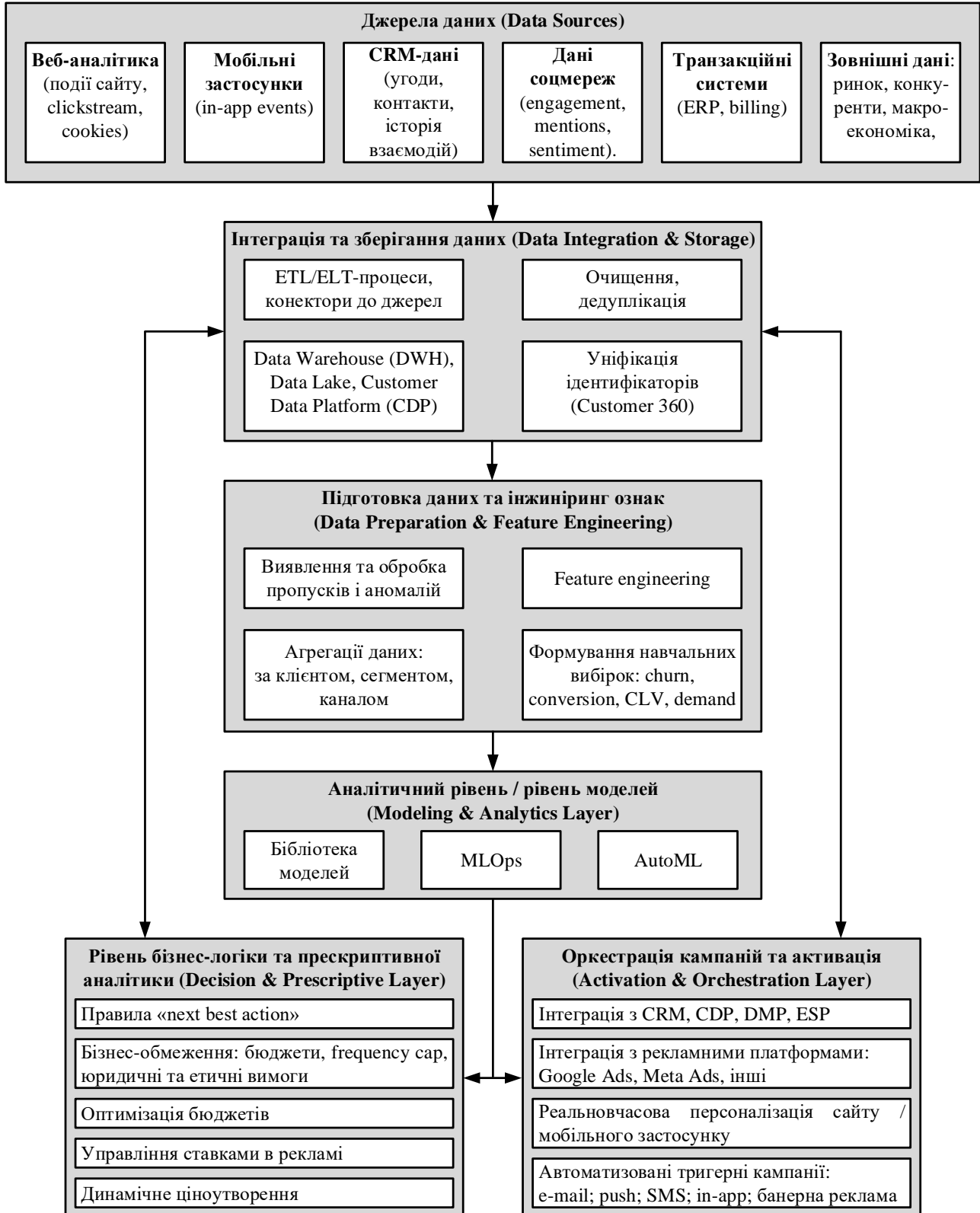


Рис. 2. Архітектура предиктивної аналітики в цифровому маркетингу

Візуалізацію методологічного циклу предиктивної аналітики наведено на рис. 3.

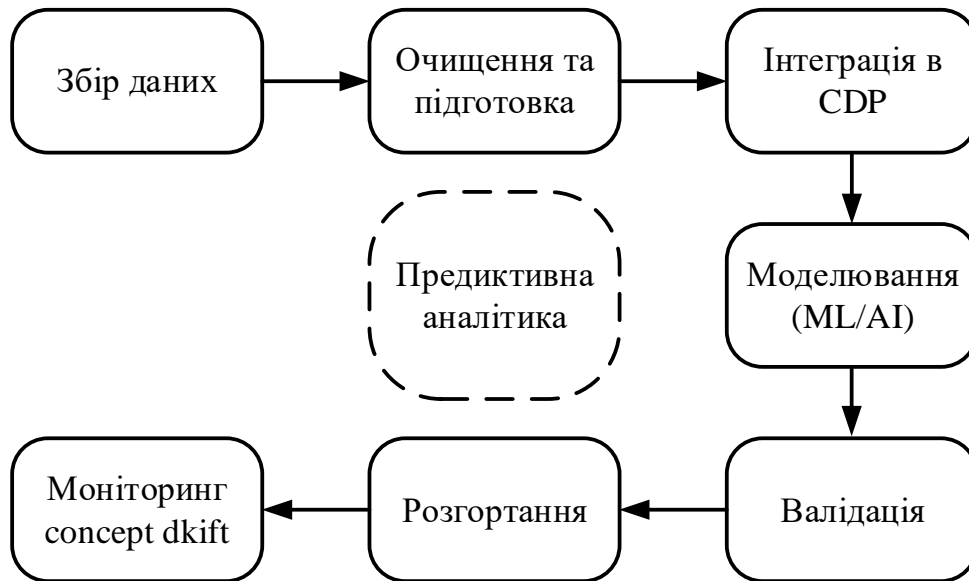


Рис. 3. Діаграма методологічного циклу предиктивної аналітики

Аналіз застосованих методів, алгоритми та інструменти прогнозування в маркетингу

Для повноцінного розкриття можливостей предиктивної аналітики у маркетинговому управлінні використовується широкий спектр аналітичних методів та алгоритмічних підходів. Процес побудови прогнозних моделей зазвичай розпочинається з чіткої постановки бізнес-завдання, серед яких оцінювання ймовірності відтоку клієнта, прогнозування показників конверсії рекламної кампанії або визначення цінності клієнта в довгостроковій перспективі, після чого здійснюється добір відповідної аналітичної моделі.

Одними з фундаментальних підходів у цьому контексті є методи класифікації, кластеризації та регресії, спрямовані на моделювання ймовірнісної належності клієнта до певної групи або на оцінку числових маркетингових параметрів. Для таких задач застосовуються алгоритми логістичної регресії, які дозволяють оцінювати ймовірність здійснення покупки чи взаємодії з оголошенням, а також дерева прийняття рішень та їх ансамблеві модифікації (random forest, градієнтний бустинг), що демонструють високу ефективність у поведінковій сегментації, виявленні латентних детермінант реакції на маркетингові комунікації та побудові інтерпретованих моделей [6], [14]. Навіть класичні алгоритми, зокрема дерево С4.5, здатні витягувати релевантні закономірності з високовимірних даних і забезпечувати конкурентну точність прогнозних оцінок.

Паралельно значного поширення набули методи ML з учителем, серед яких особливе місце посідають штучні нейронні мережі, здатні відтворювати складні нелінійні залежності між численними факторами. Їх використання в маркетинговій аналітиці охоплює широкий спектр сценаріїв – від передбачення дій окремих користувачів до моделювання макrorівневих ринкових тенденцій. Сучасні дослідження підкреслюють, що нейромережеві моделі відзначаються високою прогностичною точністю і активно застосовуються не лише у сфері маркетингу, а й усуміжних галузях, включаючи екологічні дослідження та соціально-економічне планування.

У практиці провідних компаній також використовуються моделі глибинного навчання, методи нечіткої логіки та еволюційні алгоритми, що дозволяють знаходити оптимальні рішення у середовищах із високою невизначеністю, значною розмірністю та складною структурою даних. Завдяки цим підходам стає можливим моделювання прихованих закономірностей, адаптивне налаштування моделей та досягнення більшої стійкості й гнучкості прогнозних систем [9], [11], [15].

орівняльний аналіз характеристик методів предиктивної аналітики наведено у табл 1.

Таблиця 1

Порівняльний аналіз характеристик методів предиктивної аналітики

Група моделей	Приклади	Основні переваги	Обмеження	Типові задачі
Регресійні	Logistic, Linear	Інтерпретованість	Лінійні залежності	CTR прогноз, імовірність відтоку
Дерева рішень	CART, C4.5, RF	Прозорість, robust	Схильність до overfitting	Сегментація, класифікація
Ансамблеві	XGBoost, GBM	Висока точність	Менша інтерпретованість	CLV, прогноз продажів
Нейронні мережі	DNN, RNN	Нелінійність, гнучкість	Потребують великих даних	Рекомендації, часові ряди
Кластеризація	k-means, DBSCAN	Виявлення сегментів	Чутливість до масштабу	Персоналізація, таргетинг

У контексті сучасного цифрового маркетингу істотну роль відіграють алгоритми без учителя, зокрема методи кластеризації та виявлення асоціативних правил, які доповнюють можливості традиційних прогнозних моделей. Кластеризація (алгоритми k-means, DBSCAN, ієрархічні підходи) дає змогу виокремлювати однорідні групи споживачів на підставі схожості їхніх поведінкових, транзакційних або соціодемографічних характеристик. Завдяки цьому маркетолог отримує підґрунтя для побудови диференційованих комунікаційних стратегій і проведення високоточних таргетингових кампаній для кожного сегмента. Асоціативні правила – насамперед алгоритми аналізу товарних кошиків – дозволяють виявляти латентні залежності між об'єктами споживання та оптимізувати стратегії перехресних продажів. Саме на цих підходах вибудовуються сучасні рекомендаційні системи, які сьогодні є фундаментальним елементом цифрового маркетингу. Досвід Amazon та Netflix демонструє, що поєднання методів колаборативної фільтрації, матричної факторизації та секвенційних моделей дозволяє формувати персоналізовані рекомендації продуктів або контенту з високим ступенем релевантності для споживача.

Не менш значущими в маркетинговому прогнозуванні є методи аналізу часових рядів, які традиційно застосовуються для моделювання продажів, попиту, ефективності рекламних активностей та планування запасів. Поряд із класичними моделями, такими як ARIMA або методи експоненційного згладжування, все більшого поширення набувають сучасні ML-технології, серед яких Facebook Prophet та рекурентні нейронні мережі (RNN), що здатні інтегрувати сезонні тренди, зовнішні фактори та нелінійні залежності в єдину прогностичну структуру.

Сучасний маркетолог-аналітик має доступ до широкого спектра комерційних та відкритих (open-source) інструментів та рішень. Мови програмування Python і R залишаються домінуючими у сфері прикладного ML завдяки наявності розгалужених бібліотек, таких як Scikit-learn, TensorFlow, Keras і PyTorch. Для роботи з великими даними застосовуються розподілені платформи Hadoop і Spark, тоді як автоматизація розгортання моделей і керування життєвим циклом ML-проектів забезпечується хмарними сервісами – Google Cloud AI, Azure ML та AWS SageMaker. Окремої уваги заслуговують платформи AutoML, які здатні автоматично підбирати, навчати та оптимізувати моделі, істотно знижуючи бар'єр входу для фахівців із невисокою технічною підготовкою.

Комплексне застосування зазначених методів та інструментів суттєво трансформує маркетингову практику, роблячи її дедалі більш емпірично обґрунтованою та орієнтованою на точні дані. Численні корпоративні кейси підтверджують ефективність таких підходів: окрім класичних прикладів Amazon і Netflix, компанія IBM інтегрує прогнозні моделі у процеси персоналізації прямого маркетингу, зокрема для оцінювання довгострокової клієнтської цінності (CLV). Навіть компанії, що працюють за моделлю прямого продажу, удосконалюють власні бізнес-процеси, прогножуючи успішність торгових агентів на основі моделей продуктивності.

Узагальнюючи, застосування алгоритмів предиктивної аналітики надає можливість глибше осмислити потреби та преференції споживачів, підсилити традиційні маркетингові під-

ходи когнітивними інсайтами та підвищити результативність взаємодії із споживачами. Більше того, предиктивна аналітика відіграє роль інтелектуального зв'язувального елемента між психологічними механізмами споживчої поведінки та інструментами прийняття управлінських рішень – зокрема у контексті оптимізації цінових стратегій, управління пропозицією та адаптації маркетингової активності до коливань попиту. Це пояснює зростання інтересу наукової спільноти до розроблення статистичних, ML та гібридних моделей, орієнтованих на підтримку маркетингових рішень у високодинамічних, насичених даними середовищах. У підсумку володіння сучасними методами прогнозу аналітики перетворюється на один із ключових чинників конкурентоспроможності й результативності маркетингової діяльності у цифрову епоху.

Ефективне впровадження предиктивної аналітики у маркетингові та управлінські процеси передбачає комплексне врахування взаємопов'язаних технічних, організаційних та етико-правових аспектів. Для досягнення стійкого результату компаніям необхідно здійснювати системні інвестиції у підвищення якості даних – удосконалюючи механізми їх структурування, збору, перевірки достовірності, очищення та регулярного оновлення. Не менш важливим є формування гнучкої, масштабованої та надійної IT-інфраструктури, здатної підтримувати складні аналітичні процеси й інтеграцію моделей у реальний бізнес-контекст.

Паралельно потребує розвитку людський капітал: персонал має володіти достатнім рівнем цифрових компетентностей, розумінням методів аналітики та навичками роботи з інтелектуальними системами. Формування внутрішньої data-driven культури є критичною умовою для прийняття науково обґрунтованих рішень та мінімізації опору змінам. Важливою складовою також виступає розроблення та імплементація корпоративних політик щодо використання штучного інтелекту й аналітичних моделей, які мають відповідати чинним нормам законодавства, вимогам безпеки даних, а також сучасним етичним стандартам.

Лише за умови синхронного розвитку всіх зазначених компонентів предиктивна аналітика може забезпечити максимальний позитивний ефект, зменшуючи ймовірність виникнення небажаних ризиків або побічних наслідків та підвищуючи результативність управлінських рішень.

Тренди розвитку предиктивної аналітики в цифровому маркетингу у 2023–2025 рр.

Упродовж 2023–2025 рр. відбувається суттєва трансформація функціональної значущості предиктивної аналітики в системі сучасного маркетингу, що зумовлена одночасним формуванням та взаємним посиленням кількох ключових технологічних і поведінкових зрушень. Одним із провідних драйверів є ескалація запиту на гіперперсоналізовані взаємодії: результати міжнародних опитувань демонструють, що орієнтовно (70 – 75)% споживачів очікують індивідуалізованого підходу з боку брендів [10] – [12]. Компанії, які послідовно імплементують дата-центричні моделі персоналізації, фіксують помітне зростання критичних бізнес-індикаторів – від нарощування доходів до оптимізації витрат на маркетингові активності.

Паралельно розширюються масштаби адаптації систем динамічного ціноутворення та механізмів прийняття рішень у режимі реального часу, що традиційно використовувались у сферах авіаперевезень та цифрових транспортних сервісах, але нині активно переносяться у ритейл і сегмент електронної комерції. Аналітичні огляди 2024–2025 рр. підтверджують, що бізнеси, які інтегрували алгоритми AI для моніторингу й оптимізації цін, демонструють істотно вищі показники рентабельності продажів порівняно із структурами, що застосовують статичні цінові моделі. Додатково зазначається зростання середньої маржинальності на декілька процентних пунктів [15], [16]. На цьому тлі посилюється етична та нормативна дискусія щодо меж індивідуалізованого ціноутворення та необхідності впровадження запобіжних механізмів для соціально чутливих товарних категорій.

Ще одним вагомим чинником виступає стрімке поширення генеративних технологій AI, які у 2023–2025 рр. починають відігравати системоутворюючу роль у маркетинговому циклі. Застосування генеративних моделей виходить за межі створення креативного контенту та поширюється на побудову гібридних предиктивно-прескриптивних рішень: автоматизоване формування персоналізованих оферів, динамічних сценаріїв комунікацій, а також контентних стратегій для численних мікросегментів аудиторії. Це зумовлює перехід від традиційних пос-

лідовних «ручних» маркетингових воронках до напівавтономних систем, що поєднують прогнозування майбутньої поведінки з автоматизованим генеруванням відповідних реакцій у масштабі реального часу.

Одночасно формується виразний суспільно-ринковий запит на використання explainable AI [11], [12], [18] та етичних концептуальних рамок застосування аналітики. Особливо помітним є посилення регуляторних вимог у Європейському Союзі, де акцент робиться на прозорості алгоритмічних рішень та гарантуванні захисту персональних даних. Це стимулює компанії впроваджувати механізми інтерпретації моделей, проводити аудити на предмет потенційної упередженості та розробляти внутрішні регламенти щодо допустимих сфер застосування предиктивних алгоритмів. Унаслідок цього бізнес переходить від парадигми «максимізація точності за будь-яку ціну» до підходу, який інтегрує ефективність, алгоритмічну прозорість і принципи справедливості [9], [11], [16], [18].

Крім того, у зазначений період інтенсифікується процес створення комплексного уніфікованого профілю клієнта (customer 360), що базується на інфраструктурі CDP та інтегрованих даних корпоративних платформ. Формування цілісного простору клієнтських даних розглядається як критична передумова масштабної імплементації предиктивних моделей, оскільки лише консолідація інформації з різних точок взаємодії (онлайн-канали, фізичні магазини, мобільні застосунки, контакт-центри тощо) забезпечує стабільну якість прогнозування та узгоджену персоналізацію на всьому шляху клієнта.

У сукупності ці тенденції демонструють поступове, але незворотне перетворення предиктивної аналітики з допоміжного інструмента на стратегічно важливий елемент цифрової маркетингової екосистеми, який дедалі більше впливає на конкурентоспроможність ринкових агентів.

Висновки

Проведене дослідження дало змогу сформулювати комплексне уявлення про сучасний стан, ключові тенденції та проблемні аспекти використання предиктивної аналітики у цифровому маркетингу. Результати аналізу засвідчують, що у високодинамічному цифровому середовищі предиктивні методи, побудовані на ML та інтелектуальних алгоритмах, відіграють роль критично важливого інструменту для підвищення точності прогнозування поведінки споживачів, персоналізації комунікацій та оптимізації маркетингових стратегій.

Установлено, що ефективність застосування прогнозних моделей безпосередньо залежить від якості вхідних даних, рівня розвитку IT-інфраструктури, наявності професійних компетентностей у персоналі та здатності організації формувати сталі data-driven підходи до управління. Виявлені технічні, організаційні та етичні бар'єри істотно уповільнюють темпи впровадження аналітичних технологій, зокрема через недостатню стандартизацію даних, дефіцит кваліфікованих кадрів, опір трансформаціям і ризики непрозорості роботи складних ML-моделей.

Досліджено сучасні технологічні тренди 2023–2025 рр., зокрема розвиток CDP-платформ, динамічне ціноутворення, гіперперсоналізацію, генеративні системи AI та підвищення вимог до explainable AI, які радикально змінюють архітектуру маркетингових процесів. У цих умовах предиктивна аналітика перестане бути допоміжним інструментом і перетвориться на стратегічний елемент конкурентної моделі бізнесу.

Узагальнення наукових джерел та практичних кейсів дає підстави стверджувати, що подальший прогрес у цій сфері пов'язаний із розвитком методів інтеграції гетерогенних даних, підвищенням стійкості моделей до concept drift, формуванням прозорих етичних рамок використання AI та розробленням гібридних предиктивно-прескриптивних систем для підтримки управлінських рішень.

Таким чином, предиктивна аналітика виступає одним із ключових чинників цифрової трансформації маркетингу. Її повноцінне використання здатне забезпечити суттєве підвищення ефективності маркетингових активностей, зміцнення конкурентних позицій компаній та перехід до більш раціональних, обґрунтованих управлінських підходів. Разом із тим, актуальними залишаються завдання подальшого методичного вдосконалення моделей, забезпечення

їх прозорості й етичності, а також формування інституційних механізмів, що сприятимуть масштабному впровадженню аналітичних технологій у практику цифрового маркетингу.

Внесок авторів

Дмитро ЯЦЕНКО – аналіз джерел та підготовка огляду літератури, формування концептуальної основи дослідження, узагальнення результатів і формулювання висновків; Володимир САДОВЕНКО – наукове керівництво дослідженням, формування та уточнення методологічних засад роботи, концептуальне спрямування дослідження, формалізація наукових підходів, експертна оцінка змісту й результатів.

Декларація про штучний інтелект

Автор не використовував штучний інтелект при створенні матеріалів статті.

Конфлікт інтересів

Автор заявляє про відсутність конфлікту інтересів та підтверджує, що під час підготовки цієї статті не існувало жодних комерційних, фінансових або інших взаємовідносин, які могли б бути розцінені як такі, що здатні вплинути на результати дослідження або їх інтерпретацію. Робота виконана відповідно до принципів академічної доброчесності, етичних норм проведення наукових досліджень та вимог редакційної політики щодо запобігання конфлікту інтересів.

Список використаної літератури

1. Городецький, Ю.Д. *Предиктивна аналітика та її роль у прийнятті стратегічних рішень у маркетингу* (2023). *Журнал стратегічних економічних досліджень*. 5. С. 65 – 72. DOI: 10.30857/2786-5398.2023.5.7
2. Muhajir, A. (2024) *Predictive Analytics in Marketing: Contribution to Marketing Performance Management Studies and Business Journal «Productivity»*. 1(3). P. 447 – 460. DOI: 10.62207/0qan8b95
3. Wedel, M., Kannan, P. K. (2016) *Marketing Analytics for Data-Rich Environments*. *Journal of Marketing*. 80 (6). P. 97 – 121. DOI: 10.1509/jm.15.0413
4. Basu, R., Lim, W. M., Kumar, A., Kumar S. (2023) *Marketing analytics: the bridge between customer psychology and marketing decision-making*. *Psychology and Marketing*. 40 (12). P. 2588 – 2611. DOI: 10.1002/mar.21908
5. Miklošik, A., Kuchta, M., Evans, N., Žák, Š. (2019) *Towards the adoption of machine learning-based analytical tools in digital marketing*. *IEEE Access*. 7. P. 85705 – 85718. DOI: 10.1109/ACCESS.2019.2924425
6. Linoff, G., Berry, M. (2011). *Data Mining Techniques: For Marketing, Sales, and Customer Relationship Management*. 3 edition Wiley. 896 p.
7. Chen, H., Chiang, R.H. Storey, V.C. (2012) *Business Intelligence and Analytics: From Big Data to Big Impact*. *MIS Quarterly*, 36, P. 1165 – 1188. DOI: 10.2307/41703503
8. Davenport, T., Ronanki, R. (2018). *Artificial intelligence for the real world*. *Harvard Business Review*, 96(1), P. 108 – 116. <https://hbr.org/2018/01/artificial-intelligence-for-the-real-world>
9. Singh, M., Nayak, M., Palanivel, R.V., Chaturvedi, M., Patil, R. D., Srivastava, P. (2025). *Leveraging AI and ML in Digital Marketing Strategy for Industry*. *Advances in Consumer Research*, 4, P. 4510 – 4516. DOI: 10.61336/acr/25-04-07
10. Kietzmann, J., Paschen, J., Treen, E. (2018). *Artificial Intelligence in Advertising: How Marketers Can Leverage Artificial Intelligence along the Consumer Journey*. *Journal of Advertising Research*, 58, 263-267. DOI: 10.2501/jar-2018-035
11. Huang, MH., Rust, R.T. *A strategic framework for artificial intelligence in marketing*. *J. of the Acad. Mark. Sci.* 49, P. 30–50 (2021). DOI: 10.1007/s11747-020-00749-9
12. Aguirre, E., Mahr, D., Grewal, D., de Ruyter, K., Wetzels, M. (2015). *Unraveling the personalization paradox: The effect of information collection and trust-building strategies on online advertisement effectiveness*. *Journal of Retailing*, 91(1), P. 34 – 49. DOI: 10.1016/j.jretai.2014.09.005

13. Paschen, J., Wilson, M., Ferreira, J.J. (2020). *Collaborative Intelligence: How Human and Artificial Intelligence Create Value along the B2B Sales Funnel*. *Business Horizons*, 63, P. 403 – 414. DOI: 10.1016/j.bushor.2020.01.003
14. Nauck, D., Ruta, D., Spott, M., Azvine, B. (2008). *Predictive Customer Analytics and Real-Time Business Intelligence*. *Business, Computer Science*, Corpus ID: 167058264. DOI: 10.1007/978-3-540-75504-3_14
15. Ma, L., Sun, B. (2020). *Machine Learning and AI in Marketing – Connecting Computing Power to Human Insights*. *International Journal of Research in Marketing*, 37, P. 481 – 504. DOI: 10.1016/j.ijresmar.2020.04.005
16. Grewal, D., Hulland, J., Kopalle, P., Karahanna, E. (2020). *The future of technology and marketing: a multidisciplinary perspective*. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 48(1), P. 1–8. DOI: 10.1007/s11747-019-00711-4
17. Chen, H., Chiang, R.H., Storey, V.C. (2012) *Business Intelligence and Analytics: From Big Data to Big Impact*. *MIS Quarterly*, 36, P. 1165 – 1188. <https://www.scirp.org/reference/referencespapers?referenceid=2097965>
18. Paschen, U., Pitt, Ch., Kietzmann, J. (2020). *Collaborative intelligence: Human-AI interaction in digital marketing*. *Business Horizons*, 63(2), P. 215 – 224. DOI: 10.1016/j.bushor.2019.10.004

D. Yatsenko, V. Sadovenko

PROBLEMATIC ASPECTS OF PREDICTIVE ANALYTICS IN DIGITAL MARKETING

The article provides a comprehensive examination of the theoretical foundations, technological determinants, and applied challenges associated with the development and implementation of predictive analytics in digital marketing. The study synthesizes current scientific insights and industry evidence to reveal how machine learning algorithms, artificial intelligence models, and large-scale data-processing infrastructures reshape contemporary marketing decision-making. Particular emphasis is placed on the role of Big Data ecosystems, cloud computing services, and customer data platforms (CDP) as core enablers of scalable predictive modelling and personalized communication strategies. The research demonstrates that predictive analytics significantly enhances the accuracy of forecasting consumer behavior, supports the optimization of pricing and promotional mechanisms, and strengthens the personalization of marketing interactions across digital channels.

At the same time, the article identifies a set of critical constraints that limit the efficiency and reliability of predictive systems in real-world business environments. These include data quality issues, organizational resistance to data-driven transformation, algorithmic opacity, ethical dilemmas, and the phenomenon of concept drift, which leads to the degradation of model performance under dynamic market conditions. The study also highlights the increasing relevance of explainable AI, ethical frameworks for automated decision-making, and hybrid predictive–prescriptive architectures capable of generating scenario-based managerial recommendations in real time. The analysis of current trends for 2023–2025 demonstrates a shift toward hyper-personalization, dynamic pricing, generative AI integration, and the creation of unified customer profiles, all of which reinforce the strategic importance of predictive analytics in digital marketing ecosystems. The findings underline the necessity of advancing methodological tools, institutional readiness, and ethical safeguards to ensure the effective and responsible adoption of predictive technologies in marketing practice.

Keywords: predictive analytics, machine learning, digital marketing, consumer behavior forecasting, Big Data, CDP, personalization, dynamic pricing, recommendation systems, prescriptive analytics.

Надійшла до редакції: 04.03.2026

Прийнята до друку: 21.04.2026

Опубліковано: 27.04.2026

© 2026 Яценко Д. В., Садовенко В. С.

Цей матеріал ліцензовано за умовами CC BY 4.0. <https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>