УДК 658.8:004.8:004.62:004.738.5
DOI: https://doi.org/10.30838/EP.208.82-91

Перегуда Ю.А.
доктор економічних наук
Навчальний-науковий інститут управління, економіки та бізнесу
Міжрегіональної Академії управління персоналом
Pereguda Yuliya
Dr. of Economic Sc.
Educational and Scientific Institute of Management, Economics and Business
Interregional Academy of Personnel Management
https://orcid.org/0000-0002-1434-2509

ВИКОРИСТАННЯ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ ТА BIG DATA В ЕЛЕКТРОННІЙ КОМЕРЦІЇ: ПЕРСОНАЛІЗОВАНИЙ МАРКЕТИНГ NETFLIX

Стаття присвячена аналізу використання Big Data та алгоритмів машинного навчання для персоналізації маркетингу в електронній торгівлі на прикладі Netflix. Розглянуто особливості процедур збору та обробки поведінкових, транзакційних і контентних даних, що формують єдиний профіль користувача. У статті визначено патерни активного, пасивного й латентного споживання. Проаналізовано архітектуру аналітики Netflix із використанням розподілених систем для обробки великих наборів даних у режимі реального часу, а також застосування гібридних моделей глибинного навчання для рекомендацій і динамічної адаптації контенту. Окреслено етичні та регуляторні ризики, пов'язані з конфіденційністю та ефектом інформаційної бульбашки. Зазначено, що впровадження аналітики Big Data забезпечує підвищення залученості користувачів і сталий розвиток компаній на глобальному ринку та ефективна взаємодія між аналітичними технологіями, регуляторними вимогами та етичними принципами формує основу стійкого розвитку цифрових платформ.

Ключові слова: *штучний інтелект, Big Data, електронна комерція, цифровий маркетинг, персоналізований маркетинг, аналіз великих даних, поведінкові дані користувачів, споживча поведінка, цифровізація, цифрові платформи, Netflix.*

USE OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE AND BIG DATA IN E-COMMERCE: PERSONALIZED MARKETING OF NETFLIX

The article is devoted to the analysis of the Big Data concept, consumer behavior analytics, and personalization in e-commerce using Netflix as a case study. It identifies the main directions of Big Data application in digital marketing, including the collection, integration, and processing of behavioral, transactional, socio-demographic, and content data that form the basis for building a unified user profile. The types of behavioral signals (active, passive, and latent consumption) are considered, along with the role of micro-interactions and temporal patterns in determining user activity. The architecture of Netflix's Big Data analytics is analyzed, including the use of distributed data storage systems (Apache Spark, Presto, Cassandra) and real-time stream processing technologies. It is shown that building a scalable analytical infrastructure enables personalized content recommendations and real-time marketing decision-making. The role of machine learning algorithms in individualizing user experience is highlighted, ranging from similarity-based filtering systems to hybrid neural models that account for cognitive and emotional behavioral markers. Special attention is given to dynamic personalization of marketing materials (adapting covers, trailers, and descriptions using Generative Adversarial Networks) as well as automated A/B/N testing aimed at improving LTV, CTR, and user retention. The paper discusses the risks and limitations of personalized marketing, including privacy concerns, algorithmic inertia, and the formation of "information bubbles." It is noted that an effective personalization strategy requires balancing recommendation relevance and content diversity. In conclusion, the study emphasizes that the implementation of Big Data analytics and intelligent personalization systems creates prerequisites for sustainable business development in the global market, enhances user engagement, and provides competitive advantages. Practical recommendations are proposed to improve analytical infrastructure, optimize personalization algorithms, and increase the transparency of marketing decisions in a multichannel environment.

Keywords: *artificial intelligence; Big Data; e-commerce; digital marketing; personalized marketing; big data analytics; user behavioral data; consumer behavior; digitalization; digital platforms; Netflix.*

JEL classification: *M31, C55, L86.*

ISSN друкованої версії: 2224-6282
ISSN електронної версії: 2224-6290

Постановка завдання. Сучасний розвиток електронної торгівлі відбувається в умовах стрімкого зростання обсягів даних, що генеруються у процесі взаємодії споживачів із цифровими платформами [1-3]. Активне використання мобільних додатків, соціальних мереж, відеосервісів, платіжних систем і маркетплейсів створює потік інформації, відомої як Big Data, яка відображає складну структуру уподобань користувачів. Ці дані включають історію переглядів, часові характеристики, патерни навігації, реакції на контент і мікровзаємодії [4-6], тобто поведінкові сигнали, що формують основу для аналітичної інтерпретації цінностей та інтересів аудиторії. У межах поведінкової аналітики виділяють три типи сигналів споживання: активне (усвідомлені дії, як то перегляд, пошук, лайки), пасивне (автоматичне споживання контенту без явної взаємодії) та латентне (непрямі індикатори інтересу, як то тривалість зупинки чи повторний запуск епізоду). Аналіз цих сигналів забезпечує можливість створення єдиного профілю користувача, що інтегрує дані з різних джерел — пристроїв, акаунтів, мовних і регіональних контекстів. Саме ця інтеграція є базою для побудови інтелектуальних систем персоналізації маркетингу.

Використання технологій машинного навчання (Machine Learning, ML) у цифровому маркетингу дає змогу здійснювати глибоку індивідуалізацію контенту та рекомендаційних стратегій [7-9]. Алгоритми кластеризації, нейронні мережі та системи прогнозування дозволяють формувати адаптивні рекомендаційні моделі, що динамічно підлаштовуються до змін користувацької активності. Взаємозв'язок між глибиною персоналізації та рівнем залученості користувача визначає не лише успішність маркетингових кампаній, а й довгострокову лояльність до бренду. Таким чином, основним завданням дослідження є обґрунтування ролі Big Data як ключового ресурсу для побудови персоналізованих маркетингових стратегій у сфері електронної торгівлі. Потребує подальшого аналізу питання ефективності алгоритмів машинного навчання в індивідуалізації контенту, а також визначення оптимальної аналітичної інфраструктури, здатної забезпечити масштабовану обробку поведінкових даних у режимі реального часу.

З розвитком інформаційних технологій процес розробки маркетингових комунікацій стає дедалі складнішим. У минулому дослідники використовували більш прості інструменти взаємодії зі споживачами, зокрема моніторинг поведінки покупців у торговельних залах, аналіз покупок тощо. Інколи така діяльність супроводжувалася критикою з боку громадськості через бажання не допустити надмірного контролю за поведінкою покупців. На сьогодні інструменти моніторингу споживацької поведінки вдосконалилися та розширилися настільки, що це потребує законодавчого врегулювання та дотримання етичних норм ведення маркетингової діяльності.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Останні роки характеризуються інтенсивними дослідженнями, присвяченими інтеграції технологій Big Data та штучного інтелекту (Artificial Intelligence, AI) у сфері електронної комерції. Активізація цих досліджень зумовлена необхідністю адаптації бізнес-моделей до умов цифрової економіки, підвищення точності прогнозування споживацької поведінки та забезпечення персоналізованого досвіду користувачів. Зокрема, Wang і Wu [1] запропонували модель персоналізованої рекомендаційної системи електронної торгівлі, побудованої на принципах аналітики великих даних, яка демонструє зростання ефективності взаємодії з користувачем за рахунок динамічного оновлення профілів споживачів. У роботах Odionu, Bristol-Alagbariya та Okon [2], а також Sianipar [4] розглянуто роль аналітики великих даних у системах управління взаєминами з клієнтами (Customer Relationship Management, CRM), де акцент зроблено на підвищенні рівня залученості, лояльності та утримання уваги споживачів завдяки алгоритмічній адаптації маркетингових кампаній.

Важливий напрям досліджень пов'язаний із використанням технологій Big Data для підвищення ефективності корпоративних систем управління. Bandara та співавтори [3] довели, що впровадження аналітичних компонентів Big Data сприяє прискоренню реакції підприємства та зменшенню затримок у процесі прийняття рішень, тоді як Solano і Cruz [6] систематизували вплив інтеграції аналітичних модулів на інноваційність і стійкість бізнес-процесів.

Водночас дослідження Valdez Mendia та Flores-Cuautle [5] засвідчили ефективність гіперперсоналізації споживацького досвіду на основі машинного навчання, що дозволяє не лише підвищувати конверсію, а й формувати емоційно релевантний контент у реальному часі. Фундаментальні підходи до цифрового маркетингу, описані в праці Kotler, Kartajaya і Setiawan [7], визначили перехід до моделі Marketing 4.0, що об'єднує аналітику даних, соціальні взаємодії та автоматизовані системи рекомендацій. Подальший розвиток цих ідей демонструють роботи Wamba та співавтори [8], які показали, що аналітика великих даних забезпечує не лише зростання економічної ефективності, але й трансформацію корпоративної культури у стилі даних-центричного управління. Shao, Feng і Liu [9] розширили це положення у контексті сталого розвитку, довівши вплив Big Data-стратегій на екологічно орієнтовану поведінку споживачів у сфері електронної торгівлі.

Окрему групу становлять дослідження, присвячені Netflix як еталонній моделі використання штучного інтелекту для персоналізованого маркетингу. У роботі Boiko, Kalenskiy, Bogoyavlenska та Trusova [10] показано, що бізнес-модель Netflix базується на глибокій аналітиці користувацьких даних і формує передумови для прийняття інноваційних рішень на ринку відеостримінгу. Jia [11] проаналізував фінансовий та стратегічний складник діяльності компанії, підкресливши роль алгоритмічних підходів у забезпеченні прибутковості. Дослідження Yuan [12] і Liu [13] зосереджені на маркетингових аспектах і глобальній інноваційній стратегії Netflix, що поєднує аналітику Big Data з методами штучного інтелекту для підтримки індивідуалізованих рекомендацій, автоматизації вибору контенту та

формування клієнтської лояльності.

Водночас, попри значну кількість наукових напрацювань, недостатньо дослідженими залишаються питання оцінювання ефективності AI-рекомендаційних моделей з позицій як споживачів, так і бізнесу, а також проблематика соціально-етичних наслідків їх масового впровадження в практику цифрового маркетингу, що зумовлює потребу в подальших поглиблених дослідженнях у цьому напрямі.

Мета статті полягає у дослідженні методів і підходів до персоналізації маркетингу в електронній комерції на основі технологій Big Data та штучного інтелекту, із фокусом на аналітичну екосистему Netflix як показовий приклад реалізації інтегрованих рішень. Робота присвячена аналізу ролі великих даних у трансформації маркетингових стратегій, вивченню структури та принципів функціонування аналітичної архітектури, що забезпечує побудову єдиного профілю користувача та формування релевантних рекомендацій у режимі реального часу. Також метою дослідження є оцінка ефективності поведінкової аналітики і сегментації аудиторії, виявлення взаємозв'язку між глибиною персоналізації, рівнем залученості користувачів і бізнес-показниками платформи, а також визначення ризиків і обмежень застосування персоналізованого маркетингу, пов'язаних із конфіденційністю, алгоритмічною упередженістю та ефектом інформаційної бульбашки. Отримані результати покликані сформувати узагальнену методологічну основу для побудови гнучких аналітичних систем, що поєднують дані, штучний інтелект і креативні інструменти у створенні персоналізованого користувацького досвіду в умовах багатоканальної цифрової взаємодії.

*Методи дослідження***.** У процесі підготовки статті було використано комплекс загальнонаукових і спеціальних методів дослідження, що забезпечили системний та всебічний аналіз застосування штучного інтелекту й технологій Big Data в електронній комерції на прикладі платформи Netflix. Теоретичний аналіз і синтез застосовано для узагальнення наукових підходів до персоналізованого маркетингу, алгоритмів машинного навчання та концепцій обробки великих даних. Системний підхід дозволив розглянути архітектуру аналітичної платформи Netflix як цілісну взаємопов'язану систему збору, обробки та використання поведінкових, транзакційних і контентних даних. Метод структурно-функціонального аналізу використано для дослідження компонентів рекомендаційних систем, визначення патернів споживчої поведінки та функціональних особливостей гібридних моделей глибинного навчання. Порівняльний метод застосовано для зіставлення різних підходів до персоналізації контенту та оцінювання їх ефективності з позицій бізнесу й користувачів.

Виклад основних результатів дослідження. Як показав проведений аналіз, сучасний розвиток електронної комерції визначається зростанням ролі Big Data та штучного інтелекту у формуванні персоналізованого маркетингового середовища. Саме інтеграція аналітичних платформ із системами автоматичного навчання забезпечує можливість виявлення прихованих закономірностей у поведінці користувачів, прогнозування індивідуальних потреб та адаптації контенту в реальному часі. В умовах зростання обсягів даних та багатоканальної взаємодії з користувачами аналітика споживацької поведінки стає ключовим інструментом стратегічного управління. Компанії, що впроваджують інтелектуальні системи персоналізації, отримують змогу не лише оптимізувати комунікацію з клієнтами, але й формувати динамічну модель попиту, що враховує часові, контекстуальні та емоційні чинники. Показовим у цьому процесі є приклад платформи Netflix, яка реалізує комплексну аналітичну екосистему, поєднуючи масштабовану інфраструктуру обробки великих даних, алгоритми машинного навчання та поведінкову аналітику. Такий підхід забезпечує стабільну конкурентну перевагу на ринку цифрових сервісів, оскільки дозволяє одночасно адаптувати контент до множини профілів користувачів і підтримувати баланс між автоматизацією та креативною гнучкістю маркетингових рішень. У рамках дослідження необхідно послідовно виконати ряд завдань:

- визначити роль Big Data у трансформації маркетингових стратегій і класифікувати основні типи поведінкових сигналів;
- проаналізувати інтелектуальні системи персоналізації, що використовують алгоритми машинного навчання для побудови індивідуальних рекомендацій;
- дослідити архітектуру аналітики Netflix від збору великих даних до формування релевантних рішень у режимі реального часу;
- узагальнити підходи до поведінкової аналітики та сегментації цільової аудиторії, включно з когнітивними та емоційними маркерами взаємодії;
- розглянути механізми персоналізованого маркетингу в умовах багатоканальності та оцінити ефективність автоматизованого тестування гіпотез;
- проаналізувати ризики та обмеження впровадження персоналізованого маркетингу, пов'язані з конфіденційністю, алгоритмічною інерцією та інформаційною замкненістю користувачів.

Структурна логіка дослідження відображена на рис. 1, де послідовно показано взаємозв'язок між постановкою завдання персоналізації, технічною інфраструктурою обробки даних, поведінковою аналітикою та оцінкою етичних обмежень системи. Діаграма ілюструє замкнений цикл розвитку персоналізованого маркетингу, у межах якого результати аналізу ризиків та інерційних ефектів стають підґрунтям для оновлення моделей обробки даних і вдосконалення рекомендаційних алгоритмів.

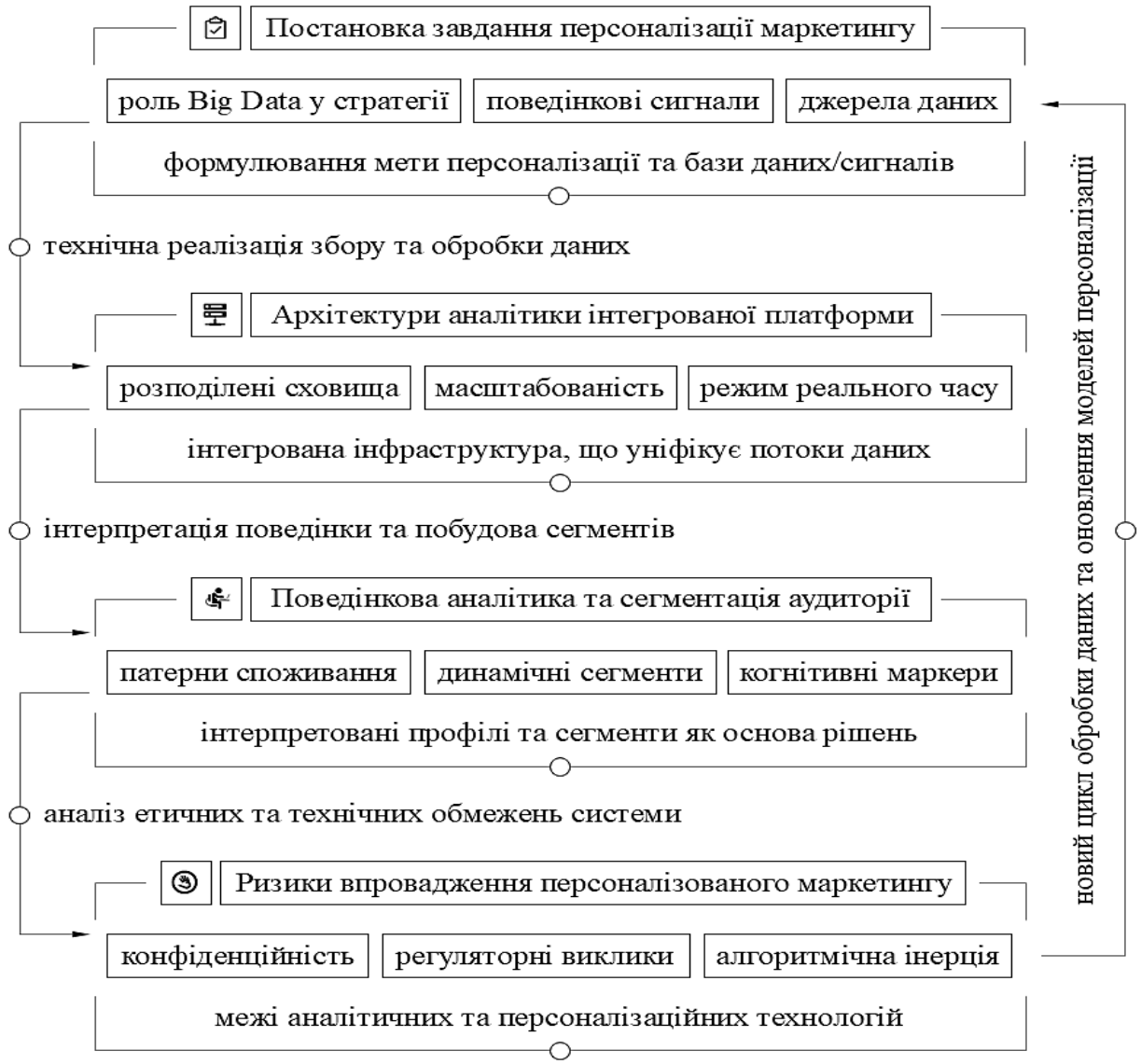

Рис. 1. Узагальнена схема структури персоналізованого маркетингу на основі аналітики Big Data і штучного інтелекту.
Джерело: сформовано автором

Постановка завдання персоналізації маркетингу передбачає визначення ролі технологій Big Data у трансформації сучасних маркетингових стратегій. Інтеграція аналітики великих даних у процеси управління взаємодією зі споживачем дозволяє перейти від масових комунікацій до індивідуалізованих рішень, заснованих на аналізі реальних моделей поведінки користувачів. У межах цифрової екосистеми такі дані охоплюють історію переглядів, часові характеристики взаємодії, патерни переходів між контентом, мікровзаємодії та інші показники активності [5, 7-9]. Як уже зазначалося, на основі цих параметрів формуються три ключові типи поведінкових сигналів:

- активне споживання, що характеризується свідомим вибором контенту;
- пасивне споживання, пов'язане з інерційним переглядом рекомендацій;
- латентне споживання, коли користувацькі наміри виявляються опосередковано через тривалість, повторюваність чи контекст дій.

Такі сигнали утворюють аналітичну основу для побудови персоналізованих моделей прогнозування інтересів та пріоритетів аудиторії. Важливим складником цього процесу є використання інтелектуальних систем персоналізації, що застосовують алгоритми машинного навчання для інтерпретації поведінкових даних і динамічного оновлення профілів користувачів [6, 10-13]. Моделі класифікації, кластеризації та нейронні мережі забезпечують автоматичне виявлення схожих патернів споживання, дозволяючи адаптувати контент до індивідуальних очікувань у реальному часі. Глибина персоналізації безпосередньо корелює з рівнем залученості користувача, адже що точніше алгоритм передбачає його інтереси, то вищою є імовірність утримання та повторної взаємодії. Таким чином, постановка завдання персоналізації у сучасних умовах зводиться до побудови циклічної системи аналізу великих даних, де взаємозалежність між поведінковими сигналами, машинним навчанням і користувацьким досвідом визначає ефективність усієї маркетингової

моделі.

Архітектура аналітики Netflix є одним із найяскравіших прикладів інтеграції технологій Big Data у реальну бізнес-екосистему. Її головною метою є забезпечення безперервного циклу збору, обробки та аналізу даних користувачів у масштабах сотень мільйонів одночасних з'єднань. Для цього компанія використовує комплексну технічну інфраструктуру, побудовану за принципами розподілених обчислень і високої масштабованості. Як показано у табл. 1, аналітична інфраструктура Netflix побудована за модульним принципом, де кожен рівень системи виконує окрему функцію. Базовим рівнем системи є розподілені сховища даних, де ключову роль відіграє «Apache Cassandra», що забезпечує високу доступність і стійкість.

Таблиця 1

Інфраструктура аналітики Netflix для обробки масивів даних

Компонент	Призначення	Реалізація
Збір даних	виділення потоків поведінкових подій у режимі реального часу	Netflix Keystone, Apache Kafka
Сховище даних	збереження великих масивів неструктурованих даних	Apache Cassandra, S3, Hive
Аналітична обробка	пакетна і потокова обробка великих даних	Apache Spark, Flink
Інтерактивні запити	миттєвий доступ до аналітичних результатів	Presto, Trino
Моделі персоналізації	побудова рекомендаційних систем	TensorFlow, PyTorch, Metaflow
Візуалізація та моніторинг	оцінка показників ефективності та побудова тестів	Tableau, Kibana, Netflix Atlas

Джерело: сформовано автором

Аналітичні обчислення виконуються у середовищах «Apache Spark», що використовуються для пакетної обробки даних та «Presto», які застосовуються для опрацювання інтерактивних SQL-запитів у великих кластерах. Така комбінація дозволяє підтримувати баланс між обсягом набору оброблюваних даних і швидкістю отримання результатів. Інфраструктура Netflix орієнтована на режим реального часу (Real-Time Analytics, RTA), що забезпечується за допомогою потокових сервісів і механізмів кешування [14]. Масштабованість розглянутого підходу досягається через модульну архітектуру, у якій обчислювальні ресурси динамічно розподіляються між окремими підсистемами. Наступним етапом є побудова єдиного профілю користувача, який виступає ядром персоналізованої аналітики. Цей профіль формується на основі узагальнення інформації з різних пристроїв кінцевого користувача, а також урахування контекстних чинників, як то мови інтерфейсу, геолокації, часових поясів і навіть поведінкових патернів конкретного регіону. Дані синхронізуються у межах єдиної хмарної інфраструктури, що дозволяє Netflix формувати динамічні рекомендації незалежно від пристрою, на якому здійснюється перегляд. Завдяки цьому система персоналізації забезпечує «безшовний» досвід користувача (Seamless Experience, SE) і підтримує узгодженість контентних пропозицій у кожному каналі взаємодії. Таким чином, архітектура аналітики Netflix реалізує замкнений цикл обробки даних, що поєднує масштабовану інфраструктуру, алгоритмічну гнучкість і здатність до миттєвого оновлення моделей.

У сучасних системах електронної комерції аналітика поведінки користувачів є ключовим інструментом перетворення великих даних на структуровані знання, необхідні для прийняття маркетингових рішень. Netflix використовує багаторівневу модель поведінкового аналізу, що поєднує часові, контекстуальні та змістові параметри [10-13, 15], представлену на рис. 2:

1. Моделі виявлення патернів, що включають у себе часові моделі, як то ланцюги Маркова для послідовностей переглядів і моделі подій, а також прогностичні моделі частоти/тривалості та алгоритми машинного аналізу ризику відтоку.
2. Динамічне сегментування, що включає у себе виділення кластерів за ознаками «час перегляду – тематика – частота – новизна», мікросегменти за сценаріями споживання, механізми оновлення сегментів у реальному часі.
3. Когнітивні та емоційні маркери, що включає у себе індикатори взаємодії, як то «момент зупинки», «перегляд до кінця», «повторний запуск», швидкість прийняття рішення, а також вторинні маркери, як то стабільність уподобань та ступінь відкритості користувача до експериментального контенту (Novelty Tolerance, NT).
4. Мультимодальна інтерпретація, що включає у себе поєднання текстових, візуальних та аудіоатрибутів контенту, а також узгодження профілю кінцевого користувача з векторними просторами семантичних ознак контенту.

Розвиток персоналізованого маркетингу вимагає інтеграції результатів аналітики у механізми безпосереднього управління користувацьким досвідом.

Рис. 2. Етапи поведінкової аналітики та мультимодальної інтерпретації контенту в системі персоналізації Netflix
Джерело: сформовано автором

На платформі Netflix цей процес реалізується через систему експериментального тестування гіпотез, що охоплює A/B/N-експерименти та динамічну оптимізацію варіантів контенту [10-13, 16]. Відповідні алгоритми автоматично розподіляють кінцевих користувачів між експериментальними групами, порівнюючи показники залученості, утримання, часу перегляду та коефіцієнта CTR (Click-Through Rate). Такий підхід дозволяє визначити найефективніші комбінації рекомендацій, обкладинок чи трейлерів для кожного сегменту аудиторії [10-13, 17]. Особливу роль у системі відіграє оптимізація маркетингових метрик, що здійснюється не лише за короткостроковими показниками ефективності, але й за довгостроковими параметрами, такими як цінність користувача (Lifetime Value, LTV) та стабільність лояльності [10-13, 18]. Для підтримки персоналізації на візуальному рівні Netflix застосовує генеративні моделі (Generative Adversarial Network, GAN), які дозволяють автоматично створювати адаптивні обкладинки, трейлери та текстові описи, орієнтовані на певний кластер користувачів [10-13, 19]. Ці процеси узгоджуються між усіма каналами (вебплатформою, мобільними додатками та «Smart TV») що формує єдине середовище користувацького досвіду [10-13]. Таким чином, персоналізований маркетинг у системі Netflix виступає завершальним етапом аналітичного циклу, у межах якого зібрані дані трансформуються в релевантні рішення. Поєднання поведінкової аналітики, автоматизованого тестування та генеративних технологій забезпечує адаптивність, масштабованість і конкурентну перевагу компанії у глобальному середовищі електронної комерції. Хоча своє становище серед конкурентів Netflix здобула не лише завдяки перерахованим вище чинникам, а, швидше за все, через вдалий момент виходу на ринок. Своїм успіхом компанія завдячує вчасному використанню інноваційних підходів до надання послуг. Як відображено у табл. 2, персоналізований маркетинг Netflix базується на комбінації експериментальних і генеративних підходів, де A/B/N-експерименти формують емпіричну основу для оцінки ефективності контенту, а генеративні моделі забезпечують гнучке створення варіантів у реальному часі. Така архітектура дозволяє одночасно підвищувати залученість аудиторії та підтримувати сталість

користувацького досвіду на всіх платформах. Попри очевидні переваги систем персоналізованих рекомендацій, їх широке впровадження супроводжується низкою ризиків, пов'язаних із конфіденційністю даних користувачів, етичними аспектами впливу на поведінку аудиторії та алгоритмічною замкненістю аналітичних моделей. У сучасному цифровому середовищі платформи, подібні до Netflix, зобов'язані не лише підтримувати високу точність персоналізації, але й гарантувати прозорість збору, зберігання та використання великих масивів даних.

Таблиця 2

Інфраструктура аналітики Netflix для обробки масивів даних [16-19]

Складник	Призначення	Ключові алгоритми	Метрики
експерименти A/B/N	перевірка гіпотез щодо ефективності різних варіантів контенту на платформі сервісу	стратифікація за сегментами, багатоваріантні експерименти	CTR-показник клікабельності, середній час взаємодії, рівень утримання користувачів
динамічна оптимізація контенту	автоматичне оновлення рекомендованих матеріалів залежно від реакції користувача	потокова обробка даних, адаптивні алгоритми рекомендацій	рівень залученості користувачів відповідно до взаємодії з контентом, коефіцієнт конверсії
цінність користувача	довгострокова ефективність персоналізації на рівні утримання та монетизації аудиторії	прогностичні моделі вартості клієнта, аналіз виживаності та регресійне модель цінності користувача	цінність користувача, ймовірність відтоку, індекс лояльності як стабільність вподобань користувача
генеративні моделі	персоналізація трейлерів та текстів для різних кластерів	моделі GAN, стилістична адаптація зображень	різноманітність даних, візуальна привабливість, CTR-показник
багатоканальна узгодженість	забезпечення єдиного досвіду незалежно від типу середовища	синхронізація профілів користувача у хмарному сервері	рівень узгодженості контенту між каналами, рівень утримання.

Джерело: розроблено автором за [16-19]

Одним із головних викликів є питання конфіденційності та потенційної маніпуляції поведінкою користувачів. Межа між релевантністю персоналізованого контенту та його нав'язливістю є надзвичайно тонкою: алгоритми, оптимізовані під утримання уваги, можуть поступово формувати залежність від платформи чи звужувати спектр сприйняття контенту. Цей аспект набуває особливої актуальності в умовах зростання вимог до етичної обробки даних, визначених міжнародними регуляторними актами, такими як GDPR (General Data Protection Regulation) у ЄС та CCPA (California Consumer Privacy Act) у США [20, 21]. Відповідно, персоналізований маркетинг має базуватися на принципах прозорості, добровільності згоди користувача та мінімізації зібраних даних, що дозволяє забезпечити баланс між аналітичною ефективністю та правом на приватність.

Іншою групою обмежень є алгоритмічна інерція та ефект "інформаційної бульбашки", коли система, орієнтуючись на попередні вподобання користувача, поступово обмежує його експозицію до нового або нетипового контенту. Така вузька персоналізація призводить до стабілізації інформаційного середовища, у якому користувач отримує лише подібні до попередніх рекомендації, що знижує відкритість до експериментів і зменшує культурне різноманіття. Для подолання цього явища Netflix та інші провайдери інтегрують механізми диверсифікації рекомендацій, які навмисно вводять елементи новизни та випадковості, дозволяючи користувачам відкривати нові жанри або нетипові напрями контенту. Таким чином, система прагне досягти динамічного балансу між подібністю та різноманіттям, поєднуючи аналітичну точність із збереженням когнітивної свободи користувача.

Узагальнюючи, можна стверджувати, що розвиток персоналізованого маркетингу має ґрунтуватися не лише на технічній досконалості алгоритмів, а й на принципах етичної відповідальності, прозорості та соціальної збалансованості. Відповідальне використання даних, запобігання алгоритмічній інерції та підтримка різноманіття контенту визначають ключові напрями подальшої еволюції персоналізованих систем у глобальній цифровій економіці.

Висновки. Розвиток персоналізованого маркетингу у сфері електронної комерції відображає перехід від традиційних підходів до аналітики великих даних до комплексних інтелектуальних систем, що інтегрують методи машинного навчання, поведінкове моделювання та когнітивний аналіз. Приклад Netflix демонструє ефективність архітектур, у яких поєднано розподілену інфраструктуру обробки Big Data, алгоритми динамічної сегментації аудиторії та генеративні моделі

для формування персоналізованого контенту. Така багаторівнева аналітика забезпечує не лише релевантність рекомендацій, а й стале зростання залученості користувачів у мультиканальному середовищі.

Водночас, зростання рівня автоматизації маркетингових рішень потребує врахування етичних і правових аспектів використання даних. Забезпечення конфіденційності, прозорості алгоритмів і запобігання ефекту «інформаційної бульбашки» стають ключовими умовами довгострокової ефективності персоналізаційних систем. Ефективна взаємодія між аналітичними технологіями, регуляторними вимогами та етичними принципами формує основу стійкого розвитку цифрових платформ. Таким чином, подальша еволюція персоналізованого маркетингу має спиратися на синергію технологічних інновацій, аналітичної адаптивності та соціальної відповідальності. Оптимальне поєднання технологій Big Data, штучного інтелекту та етичних стандартів обробки інформації забезпечить не лише підвищення економічної ефективності, а й зміцнення довіри користувачів, що є визначальним чинником успіху в умовах глобальної цифрової конкуренції.

Список використаних джерел:

1. Wang, S., & Wu, C. (2024). Research on Personalized Recommendation System of E-Commerce Based on Big Data. The Frontiers of Society, Science and Technology, Vol. 6. No. 5. Pp. 27–33. DOI: https://doi.org/10.25236/FSST.2024.060504
2. Odionu, C.S., Bristol-Alagbariya, B., & Okon, R. (2024). Big data analytics for customer relationship management: Enhancing engagement and retention strategies. International Journal of Scholarly Research in Science and Technology, Vol. 5. No. 2. Pp. 50–67. DOI: https://doi.org/10.56781/ijsrst.2024.5.2.0039
3. Bandara, F. ets. (2024). Enhancing ERP responsiveness through Big Data technologies: An empirical investigation. Information Systems Frontiers, Vol. 26. Pp. 251–275. DOI: https://doi.org/10.1007/s10796-023-10374-w
4. Sianipar, A. (2025). Increasing Business Growth Through Strategic Integration of Big Data in Customer Relationship Management (CRM): A Systematic Literature Review. SSRN. DOI: https://doi.org/10.2139/ssrn.5260107
5. Valdez Mendia, J.M., & Flores-Cuautle, J. (2022). Toward customer hyper-personalization experience – A data driven approach. Cogent Business & Management, Vol. 9. No. 1. Pp. 4-16. DOI: https://doi.org/10.1080/23311975.2022.2041384
6. Solano, M.C., & Cruz, H. (2024). Integrating analytics in enterprise systems: A systematic literature review of impacts and innovation. Adm. Sci., Vol. 14. No. 7. Article 138. DOI: https://doi.org/10.3390/admsci14070138
7. Kotler, Ph., Kartajaya, H., & Setiawan I. (2017). Marketing 4.0. Moving from traditional to digital. URL: https://www.drnishikantjha.com/booksCollection/Marketing%204.0_%20Moving%20from%20Traditional%20to%20Digital%20(%20PDFDrive%20).pdf
8. Wamba, S.F., Akter, S., Edwards, A., Chopin, G., & Gnanzou, D. (2015). How 'big data' can make big impact: Findings from a systematic review and a longitudinal case study. International Journal of Production Economics, No. 165. Pp. 234–246. DOI: https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2014.12.031
9. Shao, J., Feng, Yi., & Liu, Z. (2024). The impact of Big Data-driven strategies on sustainable consumption behavior in e-commerce: a green economy perspective Sustainability, Vol. 16. No. 24. Article 10960. DOI: https://doi.org/10.3390/su1624 10960
10. Boiko, L., Kalenskiy, V., Bogoyavlenska, Yu., & Trusova, N. (2023). The role of Netflix's business model in disruptive innovations formation on the video streaming market. Економічний вісник ДВНЗ УДХТУ, № 2. С. 25-34. URL: http://ek-visnik.dp.ua/wp-content/uploads/pdf/2023-2/Boiko.pdf
11. Jia, L. (2024). Financial Analysis of Netflix with a Strategic Approach. Advances in Economics, Management and Political Sciences, No. 68. Pp. 92-96, DOI: https://doi.org/10.54254/2754-1169/68/20241360
12. Yuan, C. (2023). A Case Study of Netflix's Marketing Strategy. BCP Business & Management, No. 42. Pp. 185-190. DOI: https://doi.org/10.54691/bcpbm.v42i.4580
13. Liu, X. (2023). Analysis of Netflix's Strategy and Innovation in a Global Context Based on BCG Matrix. BCP Business & Management, No. 42. Pp. 168-173. DOI: https://doi.org/10.54691/bcpbm.v42i.4577
14. Kurniawan, D.H., ets. (2023). EVStore: Storage and caching capabilities for scaling embedding tables in deep recommendation systems. Proceedings of the 28th ACM International Conference on Architectural Support for Programming Languages and Operating Systems (ASPLOS '23). URL: https://ucare.cs.uchicago.edu/pdf/asplos23-EVStore.pdf
15. Gomez-Uribe, C.A., & Hunt, N. (2015). The Netflix recommender system: algorithms, business value, and innovation. ACM Transactions on Management Information Systems, Vol. 6. No. 4. Article 13. DOI: https://doi.org/10.1145/2843948
16. Amat, F., Chandrashekar, A., Jebara, T., & Basilico J. (2018). Artwork personalization at Netflix. Proceedings of the 12th ACM Conference on Recommender Systems (RecSys '18). Pp. 487–488. DOI: https://doi.org/10.1145/3240323.3241729

17. Rui Ding et al. (2023). Interpretable User Retention Modeling in Recommendation. Proceedings of the 17th ACM Conference on Recommender Systems (RECSYS'23), Pp. 702–708. DOI: https://doi.org/10.1145/3604915.3608818

18. Ali, N., & Shabn, O. S. (2024). Customer lifetime value (CLV) insights for strategic marketing success and its impact on organizational financial performance. Cogent Business & Management, Vol. 11. No. 1. Article 2361321. DOI: https://doi.org/10.1080/23311975.2024.2361321

19. Ghasemi, P., Yuan, C., Marion, T., & Moghaddam, M. (2024). DCG-GAN: Design concept generation with generative adversarial networks. Design Science, 10, e14. DOI: https://doi.org/10.1017/dsj.2024.13

20. Klimashevskaia, A., Jannach, D., Elahi, M., & Trattner, C. (2024). A survey on popularity bias in recommender systems. User Modeling and User-Adapted Interaction, No. 34. Pp. 1777–1834. DOI: https://doi.org/10.1007/s11257-024-09406-0

21. Chacko, M., & Mishra, S. (2022). The former Indian DPB, California's CCPA and the European GDPR: A comparative analysis. Journal of Data Protection & Privacy, Vol. 5. No. 2. Pp. 111–118. DOI: https://doi.org/10.69554/MHTM1225

References:

1. Wang, S., & Wu, C. (2024). Research on Personalized Recommendation System of E-Commerce Based on Big Data. The Frontiers of Society, Science and Technology, Vol. 6. No. 5. Pp. 27–33. DOI: https://doi.org/10.25236/FSST.2024.060504 [in English].

2. Odionu, C.S., Bristol-Alagbariya, B., & Okon, R. (2024). Big data analytics for customer relationship management: Enhancing engagement and retention strategies. International Journal of Scholarly Research in Science and Technology, Vol. 5. No. 2. Pp. 50–67. DOI: https://doi.org/10.56781/ijsrst.2024.5.2.0039 [in English].

3. Bandara, F. ets. (2024). Enhancing ERP responsiveness through Big Data technologies: An empirical investigation. Information Systems Frontiers, Vol. 26. Pp. 251–275. DOI: https://doi.org/10.1007/s10796-023-10374-w [in English].

4. Sianipar, A. (2025). Increasing Business Growth Through Strategic Integration of Big Data in Customer Relationship Management (CRM): A Systematic Literature Review. SSRN. DOI: https://doi.org/10.2139/ssrn.5260107 [in English].

5. Valdez Mendia, J.M., & Flores-Cuautle, J. (2022). Toward customer hyper-personalization experience – A data driven approach. Cogent Business & Management, Vol. 9. No. 1. Pp. 4-16. DOI: https://doi.org/10.1080/23311975.2022.2041384 [in English].

6. Solano, M.C., & Cruz, H. (2024). Integrating analytics in enterprise systems: A systematic literature review of impacts and innovation. Adm. Sci., Vol. 14. No. 7. Article 138. DOI: https://doi.org/10.3390/admsci14070138 [in English].

7. Kotler, Ph., Kartajaya, H., & Setiawan I. (2017). Marketing 4.0. Moving from traditional to digital. Retrieved from: https://www.drnishikantjha.com/booksCollection/Marketing%204.0_%20Moving%20from%20Traditional%20to%20Digital%20(%20PDFDrive%20).pdf [in English].

8. Wamba, S.F., Akter, S., Edwards, A., Chopin, G., & Gnanzou, D. (2015). How 'big data' can make big impact: Findings from a systematic review and a longitudinal case study. International Journal of Production Economics, No. 165. Pp. 234–246. DOI: https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2014.12.031 [in English].

9. Shao, J., Feng, Yi., & Liu, Z. (2024). The impact of Big Data-driven strategies on sustainable consumption behavior in e-commerce: a green economy perspective Sustainability, Vol. 16. No. 24. Article 10960. DOI: https://doi.org/10.3390/su1624 10960 [in English].

10. Boiko, L., Kalenskiy, V., Bogoyavlenska, Yu., & Trusova, N. (2023). The role of Netflix's business model in disruptive innovations formation on the video streaming market. Економічний вісник ДВНЗ УДХТУ, № 2. С. 25-34. Retrieved from: http://ek-visnik.dp.ua/wp-content/uploads/pdf/2023-2/Boiko.pdf [in English].

11. Jia, L. (2024). Financial Analysis of Netflix with a Strategic Approach. Advances in Economics, Management and Political Sciences, No. 68. Pp. 92-96, DOI: https://doi.org/10.54254/2754-1169/68/20241360 [in English].

12. Yuan, C. (2023). A Case Study of Netflix's Marketing Strategy. BCP Business & Management, No. 42. Pp. 185-190. DOI: https://doi.org/10.54691/bcpbm.v42i.4580 [in English].

13. Liu, X. (2023). Analysis of Netflix's Strategy and Innovation in a Global Context Based on BCG Matrix. BCP Business & Management, No. 42. Pp. 168-173. DOI: https://doi.org/10.54691/bcpbm.v42i.4577 [in English].

14. Kurniawan, D.H., ets. (2023). EVStore: Storage and caching capabilities for scaling embedding tables in deep recommendation systems. Proceedings of the 28th ACM International Conference on Architectural Support for Programming Languages and Operating Systems (ASPLOS '23). Retrieved from: https://ucare.cs.uchicago.edu/pdf/asplos23-EVStore.pdf [in English].

15. Gomez-Uribe, C.A., & Hunt, N. (2015). The Netflix recommender system: algorithms, business value, and innovation. ACM Transactions on Management Information Systems, Vol. 6. No. 4. Article 13. DOI: https://doi.org/10.1145/2843948 [in English].

16. Amat, F., Chandrashekar, A., Jebara, T., & Basilico J. (2018). Artwork personalization at Netflix. Proceedings of the 12th ACM Conference on Recommender Systems (RecSys ’18). Pp. 487–488. DOI: https://doi.org/10.1145/3240323.3241729 [in English].

17. Rui Ding et al. (2023). Interpretable User Retention Modeling in Recommendation. Proceedings of the 17th ACM Conference on Recommender Systems (RECSYS’23), Pp. 702–708. DOI: https://doi.org/10.1145/3604915.3608818 [in English].

18. Ali, N., & Shabn, O. S. (2024). Customer lifetime value (CLV) insights for strategic marketing success and its impact on organizational financial performance. Cogent Business & Management, Vol. 11. No. 1. Article 2361321. DOI: https://doi.org/10.1080/23311975.2024.2361321 [in English].

19. Ghasemi, P., Yuan, C., Marion, T., & Moghaddam, M. (2024). DCG-GAN: Design concept generation with generative adversarial networks. Design Science, 10, e14. DOI: https://doi.org/10.1017/dsj.2024.13 [in English].

20. Klimashevskaia, A., Jannach, D., Elahi, M., & Trattner, C. (2024). A survey on popularity bias in recommender systems. User Modeling and User-Adapted Interaction, No. 34. Pp. 1777–1834. DOI: https://doi.org/10.1007/s11257-024-09406-0 [in English].

21. Chacko, M., & Mishra, S. (2022). The former Indian DPB, California’s CCPA and the European GDPR: A comparative analysis. Journal of Data Protection & Privacy, Vol. 5. No. 2. Pp. 111–118. DOI: https://doi.org/10.69554/MHTM1225 [in English].

Дата надходження статті: 02.12.2025 р.
Дата прийняття статті до друку: 18.12.2025 р.