

DOI: <https://doi.org/10.32782/2524-0072/2026-85-94>

УДК 004.8:339.138

ПРЕДИКТИВНА АНАЛІТИКА НА БАЗІ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ ЯК ІНСТРУМЕНТ МІНІМІЗАЦІЇ ВІДТОКУ КЛІЄНТІВ У ЦИФРОВИХ СЕРВІСАХ

PREDICTIVE ANALYTICS BASED ON ARTIFICIAL INTELLIGENCE AS A TOOL FOR MINIMIZING CUSTOMER CHURN IN DIGITAL SERVICES

Кобець Сергій Петрович

кандидат економічних наук, доцент,
Національний університет «Полтавська політехніка імені Юрія Кондратюка»
ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-4660-6994>

Івасенко Олена Анатоліївна

кандидат економічних наук, доцент,
Національний університет «Полтавська політехніка імені Юрія Кондратюка»
ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-9536-3677>

Kobets Serhii, Ivasenko Olena

National University «Yuri Kondratyuk Poltava Polytechnic»

Стаття присвячена актуальним питанням мінімізації відтоку клієнтів у цифрових сервісах засобами предиктивної аналітики на базі штучного інтелекту. Проаналізовано та систематизовано сучасні підходи до прогнозування відтоку на базі алгоритмів машинного навчання. Досліджено світовий досвід застосування ансамблевих методів та гібридних архітектур глибокого навчання для утримання клієнтів. Окреслено переваги та обмеження впровадження ШІ-рішень в умовах українського ринку. Розроблено концептуальну модель інтеграції аналітики в процеси управління лояльністю цифрових сервісів. Визначено етичні, технічні та управлінські ризики впровадження. Запропоновано інструментарій для переходу до проактивного управління лояльністю. Це дозволить оптимізувати маркетингові бюджети та підвищити життєву цінність клієнта. Результати сприяють забезпеченню конкурентоспроможності цифрових сервісів.

Ключові слова: предиктивна аналітика, штучний інтелект, відтік клієнтів, цифрові сервіси, лояльність клієнтів, машинне навчання, концептуальна модель.

Customer retention has become a critical indicator of financial stability for digital services amid economic digitalization and subscription model proliferation. Growing competition and market saturation lead to increased churn rates, posing systemic threats to business viability. Traditional prediction methods prove insufficient for large volumes of non-functional data. The purpose of this article is to substantiate the role of predictive analytics based on artificial intelligence as a tool for minimizing customer churn and to develop a conceptual model for its implementation in digital services. The study employs methods of systematization, comparative analysis of machine learning algorithms, and conceptual modeling. Recent scientific publications from 2022 to 2025 were analyzed to identify current trends. A 5-layer conceptual model was developed, comprising Data Layer, Analytics Layer, Decision Layer, Action Layer, and Risk Management Layer with feedback loop for adaptive retraining. The analysis established that for Ukrainian digital services, the optimal balance lies between accuracy and interpretability. Ensemble methods demonstrate the best ratio for structured data, while hybrid deep learning architectures suit large platforms. Simpler methods achieve accuracy exceeding 85% given quality data preparation. Three groups of implementation risks were identified: ethical risks including data confidentiality and algorithmic bias, managerial risks including staff resistance and personnel deficit, and technical risks including data quality and conceptual drift. The practical value lies in the developed model and comparative algorithm characteristics for informed selection of AI solutions. This enables transition from reactive to proactive loyalty management and increases customer lifetime value. The proposed model creates a methodological foundation for further research and practical implementation



of AI in Ukrainian digital services. Future research should focus on empirical validation using local datasets and integration of explainable AI tools.

Keywords: predictive analytics, artificial intelligence, customer churn, digital services, customer loyalty, machine learning, conceptual model.

Постановка проблеми. Стрімка цифровізація економіки та масове впровадження підписних бізнес-моделей (SaaS, стрімінгові сервіси, телекомунікації, e-commerce) кардинально змінили пріоритети маркетингового управління. У цих умовах ключовим індикатором фінансової стійкості компанії стає не лише залучення нових клієнтів, а й здатність утримувати існуючу базу, оскільки вартість залучення (CAC) у 5–7 разів перевищує вартість ретенції, а збільшення рівня утримання на 5% може зростити прибутковість на 25–95% [5]. Проте зростання конкуренції та насиченість цифрового ринку призводять до підвищення рівня відтоку клієнтів, що становить системну загрозу для життєздатності цифрових сервісів.

Наукова сторона проблеми полягає в тому, що традиційні методи прогнозування відтоку, такі як RFM-аналіз, логістична регресія або опитування задоволеності, виявляються недостатньо ефективними в умовах великих обсягів нефункціональних даних. Вони, як правило, мають реактивний характер (фіксують проблему постфактум) або базуються на лінійних припущеннях, що не дозволяє врахувати складні нелінійні патерни поведінки користувачів у цифровому середовищі. Водночас, попри стрімкий розвиток інструментів штучного інтелекту (ШІ) та машинного навчання (МН), у науковій літературі відсутня систематизована методологія, яка б обґрунтовувала вибір конкретного алгоритму предиктивної аналітики залежно від типу цифрового сервісу, обсягу даних та бізнес-цілей утримання клієнтів. Це створює «методологічний розрив» між технічними можливостями ШІ та їхнім прикладним застосуванням у маркетинговому менеджменті.

Практична сторона проблеми виявляється у тому, що більшість компаній, які прагнуть впровадити предиктивну аналітику, стикаються з низкою бар'єрів:

- відсутність чітких критеріїв вибору інструменту: менеджери не мають орієнтирів, який алгоритм (Random Forest, Gradient Boosting, нейронні мережі тощо) буде оптимальним для їхнього бізнес-кейсу;

- проблема інтерпретованості результатів: складні моделі ШІ часто функціонують як

«чорна скринька», що ускладнює обґрунтування управлінських рішень перед стейкхолдерами;

- інтеграційні складнощі: відсутність готових рамок для вбудовування предиктивних моделей у існуючі CRM-процеси та маркетингові воронки;

- етичні та регуляторні ризики: використання персональних даних для прогнозування поведінки вимагає дотримання GDPR та забезпечення прозорості алгоритмічних рішень.

Таким чином, актуальність теми зумовлена необхідністю теоретичного осмислення та практичного впорядкування процесу впровадження інструментів штучного інтелекту в систему управління відтоком клієнтів, що є критично важливим для забезпечення конкурентоспроможності цифрових сервісів в умовах динамічного ринку.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Дослідження проблематики прогнозування відтоку клієнтів активно ведеться світовою науковою спільнотою, тоді як вітчизняний науковий простір характеризується обмеженою кількістю праць та перебуває на етапі становлення.

У зарубіжних джерелах питання застосування машинного навчання для прогнозування відтоку розглядаються переважно в технічному аспекті. Гайлером Л. та ін. [1] систематизували підходи, застосовувані в різних галузях, класифікувавши алгоритми за типом даних. Ключовим висновком є універсальність ансамблевих методів (Random Forest, XGBoost, LightGBM) для структурованих даних, тоді як методи глибокого навчання (LSTM, CNN) доцільні для послідовних джерел. Дослідження підкреслює важливість інтерпретованості моделей та інтеграції прибуткових критеріїв у процес оцінки.

Мехді Імані та ін. [2] у систематичному огляді підтвердили домінування ансамблевих методів та зростаючу роль архітектур глибокого навчання для моделювання поведінкових патернів. Автори виділили перспективні напрями: прибутково-орієнтоване моделювання, адаптивне навчання та пояснюваний ШІ (XAI). Разом з тим, виявлено системні прогалини: переважання статичних датасетів,

обмежене застосування інструментів інтерпретації (SHAP, LIME) та домінування статистичних метрик над бізнес-орієнтованими, що знижує практичну цінність моделей.

Як приклад емпіричної реалізації гібридних підходів, Хаттак А. та ін. [3] запропонували архітектуру BiLSTM-CNN для телекомунікаційної галузі. Експерименти продемонстрували точність 81%, що перевершує класичні алгоритми. Водночас автори зазначають практичні обмеження: необхідність великих обсягів даних, підвищені обчислювальні витрати та складність інтерпретації рішень. Ці висновки обґрунтовують необхідність розробки рамок, які поєднують технічну ефективність із бізнес-доцільністю.

Аналіз вітчизняного простору засвідчив обмежену кількість досліджень безпосередньо щодо застосування предиктивної аналітики для мінімізації відтоку, що визначає новизну даної роботи. Окремі праці демонструють перспективні підходи. Папа А. та ін. [4] розробили інформаційну технологію для телекомунікаційної компанії на основі комбінації методів дерева рішень та kNN у рамках bagging. Забезпечено точність понад 85% за час менше 2 секунд. Разом з тим, виявлено обмеження: необхідність тренувальної вибірки не менше 1000 записів, тривале навчання та вимоги до інфраструктури.

У ширшому контексті, Суружіу І.С. та ін. [7] систематизували тенденції використання ШІ в маркетингових комунікаціях, підтвердивши покращення персоналізації та швидкості реагування. Дослідження акцентує на викликах: конфіденційність даних, етичні стандарти та довіра споживачів. Євтушенко Н.М. та ін. [6] продемонстрували, що інтеграція ШІ у страховій галузі дозволяє оптимізувати витрати, але виявили бар'єри: інвестиції в інфраструктуру, дефіцит кадрів та ризики кібербезпеки. Ці висновки корелюють з [4] та [7], підкреслюючи потребу балансу між технічною ефективністю та управлінською доцільністю.

Узагальнення результатів дозволяє стверджувати, що сучасний стан досліджень характеризується дихотомією. Закордонні праці [1–3] зосереджені на алгоритмічному базисі, демонструючи високу точність на бенчмарк-дасетах. Вітчизняні дослідження [4; 6; 7] акцентують увагу на контекстуальних аспектах: обмеженнях інфраструктури, етичних ризиках та адаптації до локальних умов.

Разом з тим, аналіз засвідчив відсутність цілісної концептуальної моделі, яка б поєдну-

вала технічні переваги сучасних алгоритмів із практичними вимогами бізнес-середовища України. Більшість підходів фокусуються на вузькотехнічних рішеннях без урахування стратегічних цілей утримання клієнтів. Саме необхідність подолання цього розриву та систематизації підходів до застосування предиктивної аналітики в умовах української цифрової економіки зумовлює мету даного дослідження.

Виділення невирішених раніше частин загальної проблеми. Разом з тим, аналіз спеціальної літератури засвідчив відсутність цілісної концептуальної моделі, яка б поєднувала технічні переваги сучасних предиктивних алгоритмів із практичними вимогами бізнес-середовища України. Більшість існуючих підходів або залишаються на рівні теоретичних узагальнень, або фокусуються на вузькотехнічних рішеннях без урахування стратегічних цілей утримання клієнтів. Це створює методологічний розрив між можливостями штучного інтелекту та реальними потребами цифрових сервісів у мінімізації відтоку.

Саме необхідність подолання цього розриву та систематизації підходів до застосування предиктивної аналітики в умовах української цифрової економіки зумовлює мету даного дослідження.

Формулювання цілей статті (постановка завдання). Метою статті є обґрунтування ролі предиктивної аналітики на базі штучного інтелекту як інструменту мінімізації відтоку клієнтів та розробка концептуальної моделі її впровадження в цифрових сервісах.

Для досягнення мети визначено такі завдання:

- систематизувати існуючі підходи до прогнозування відтоку клієнтів та виявити їхні обмеження в контексті цифрових сервісів;
- провести порівняльний аналіз алгоритмів машинного навчання з точки зору їхньої придатності для вирішення бізнес-задач утримання клієнтів;
- розробити концептуальну модель інтеграції предиктивної аналітики в процеси управління лояльністю;
- окреслити етичні та управлінські ризики впровадження ШІ-рішень у цій сфері.

Виклад основного матеріалу дослідження. Виходячи з мети та завдань дослідження, основна увага приділяється порівняльному аналізу алгоритмів машинного навчання, розробці концептуальної моделі впровадження предиктивної аналітики та окресленню ризиків її використання.

Порівняльний аналіз алгоритмів машинного навчання для прогнозування відтоку. На основі систематизації підходів та узагальнення результатів закордонних досліджень [1-3], доцільно провести порівняння ключових алгоритмів машинного навчання з точки зору їхньої придатності для вирішення бізнес-задач утримання клієнтів. Таке порівняння має враховувати не лише технічні метрики (точність, швидкість), а й управлінські критерії (інтерпретованість, вартість впровадження, вимоги до інфраструктури).

У таблиці 1 представлено порівняльну характеристику основних підходів до прогнозування відтоку клієнтів, що дозволить менеджерам цифрових сервісів обґрунтовано

обирати інструменти відповідно до специфіки свого бізнесу.

Аналіз таблиці 1 засвідчує, що для більшості українських цифрових сервісів оптимальним є баланс між точністю та інтерпретованістю. Ансамблеві методи (Random Forest, XGBoost) демонструють найкраще співвідношення цих параметрів, що узгоджується з висновками [1] та [2]. Водночас, як показує дослідження [4], навіть простіші методи (Decision Trees + kNN у рамках bagging) можуть забезпечити точність понад 85% за умови якісної підготовки даних та наявності тренувальної вибірки не менше 1000 записів. Це особливо актуально для українського ринку, де багато компаній не мають доступу до великих масивів даних.

Таблиця 1

Порівняльна характеристика алгоритмів машинного навчання для прогнозування відтоку клієнтів

Алгоритм	Переваги для бізнесу	Недоліки / Ризики	Вимоги до даних	Оптимальна сфера застосування	Джерела
Логістична регресія	Висока інтерпретованість; швидке навчання; низькі обчислювальні витрати	Низька точність на нелінійних даних; чутливість до мультиколінеарності	Структуровані дані, 1000+ записів	Стартапи, пілотні проекти, регульовані галузі	[1; 4]
Дерева рішень (Decision Trees)	Прозорість правил класифікації; не вимагають масштабування даних	Схильність до перенавчання; нестабільність при зміні даних	Структуровані дані, 1000+ записів	Телеком, фінанси (початковий рівень)	[1; 4]
Random Forest	Висока точність; стійкість до шуму; оцінка важливості ознак	Обмежена інтерпретованість; вищі обчислювальні витрати	Структуровані дані, 5000+ записів	SaaS, e-commerce, телеком	[1; 2]
Gradient Boosting (XGBoost, LightGBM)	State-of-the-art точність; ефективна робота з пропусками	Вимагає кваліфікованих фахівців; ризик перенавчання	Структуровані дані, 10000+ записів	Зрілі цифрові сервіси, банки, страхування	[2; 3]
Нейронні мережі (LSTM, CNN)	Робота з послідовними даними; виявлення складних патернів	«Чорна скринька»; високі обчислювальні витрати; потребує великих даних	Послідовні дані, 50000+ записів	Стрімінги, соцмережі, великі телеком-оператори	[2; 3]
Гібридні моделі (BiLSTM-CNN)	Максимальна точність; урахування контексту та локальних патернів	Складність налаштування; обмежена інтерпретованість; високі витрати	Великі масиви послідовних даних	Великі цифрові платформи з розвиненою аналітикою	[3]

Джерело: сформовано авторами на основі [1-4]

Гібридні архітектури глибокого навчання (BiLSTM-CNN), як демонструє [3], досягають вищої точності (81% у порівнянні з 71–78% для класичних ML-методів), проте вимагають значних обчислювальних ресурсів та кваліфікованих фахівців. Це створює бар'єр для

впровадження в умовах обмежених бюджетів та дефіциту кадрів, що підтверджується дослідженням [6].

Виходячи з виявлених обмежень та переваг різних підходів, пропонується концептуальна 5-шарова модель із наскрізним управ-



Рис. 1. Концептуальна модель впровадження предиктивної аналітики в процеси управління лояльністю цифрових сервісів

Джерело: сформовано автором на основі [1; 2; 4; 6; 7]

лінням ризиками та зворотним зв'язком для інтеграції предиктивної аналітики в процеси управління лояльністю цифрових сервісів (рис. 1).

Наведена на рис. 1 модель забезпечує циклічність процесу: результати дій повертаються у шар даних для донавчання моделі, що дозволяє системі адаптуватися до змін у поведінці клієнтів. Такий підхід відповідає рекомендаціям [2] щодо необхідності адаптивного навчання для подолання концептуального дрейфу.

Впровадження предиктивної аналітики на базі ШІ супроводжується низкою ризиків, які потребують уваги з боку менеджменту цифрових сервісів. На основі аналізу українських джерел [4;6;7] та міжнародних оглядів [1;2], можна виокремити такі групи ризиків:

Етичні ризики: конфіденційність даних (збір та обробка персональних даних вимагає дотримання GDPR та локальних законів; алгоритмічна упередженість (моделі можуть несвідомо дискримінувати певні групи клієнтів (наприклад, за віком, регіоном, доходом); прозорість рішень (клієнти мають право знати, чому їм відмовлено в бонусі або спеціальній пропозиції, використання ХАІ-інструментів (SHAP, LIME) допомагає забезпечити пояснюваність рішень).

Управлінські ризики: опір персоналу (співробітники можуть сприймати ШІ як загрозу своїм робочим місцям, необхідно інвестувати в навчання та комунікацію змін); надмірна довіра до алгоритмів (менеджери можуть повністю покладатися на рекомендації ШІ без критичної оцінки, важливо зберегти людський контроль над ключовими рішеннями); відсутність кваліфікованих кадрів (дефіцит фахівців з data science та ML в Україні є серйозним бар'єром).

Технічні ризики: якість даних (принцип «Garbage In, Garbage Out» залишається актуальним, погані дані призводять до хибних прогнозів); концептуальний дрейф (поведінка клієнтів змінюється з часом (наприклад, під час війни, економічних криз). Моделі потребують періодичного оновлення); інтеграційні складнощі (будування предиктивних моделей у існуючі CRM-системи та бізнес-процеси може вимагати значних технічних зусиль).

Для мінімізації цих ризиків рекомендується:

- розробити внутрішню політику етичного використання ШІ;
- забезпечити прозорість алгоритмів для стейкхолдерів;

- інвестувати в навчання персоналу та адаптацію корпоративної культури;
- починати з пілотних проектів на обмежених сегментах клієнтів;
- регулярно проводити аудит моделей на наявність упередженості та дрейфу;

Таким чином, успішне впровадження предиктивної аналітики вимагає не лише технічної реалізації, а й комплексного підходу до управління ризиками, етичними аспектами та організаційними змінами.

Висновки. Проведене дослідження дозволило обґрунтувати роль предиктивної аналітики на базі штучного інтелекту як інструменту мінімізації відтоку клієнтів у цифрових сервісах та розробити концептуальну модель її впровадження. На основі проведеного аналізу сформовано такі висновки:

1. Щодо систематизації підходів. Систематизація підходів у сфері предиктивної аналітики та управління лояльністю засвідчила існування дихотомії у сучасних дослідженнях. Встановлено, що світовий досвід зосереджений переважно на розробці алгоритмічного базису (ансамблеві методи, гібридні архітектури глибокого навчання), тоді як вітчизняний науковий простір акцентує увагу на контекстуальних аспектах впровадження (обмеження інфраструктури, етичні ризики, адаптація до локальних умов). Виявлено методологічний розрив між технічними можливостями ШІ та практичними вимогами бізнес-середовища України.

2. Щодо порівняльного аналізу алгоритмів. Встановлено, що для більшості українських цифрових сервісів оптимальним є баланс між точністю та інтерпретованістю. Доведено, що ансамблеві методи (Random Forest, XGBoost, LightGBM) демонструють найкраще співвідношення цих параметрів для структурованих даних, тоді як гібридні архітектури глибокого навчання (BiLSTM-CNN) доцільні для великих платформ із розвинутою аналітикою. Порівняльний аналіз підтвердив можливість досягнення точності понад 85% простішими методами (Decision Trees + kNN у рамках bagging) за умови якісної підготовки даних та наявності тренувальної вибірки не менше 1000 записів, що особливо актуально для українського ринку.

3. Щодо концептуальної моделі. Розроблено п'ятишарову концептуальну модель впровадження предиктивної аналітики, яка поєднує технічну ефективність алгоритмів із бізнес-доцільністю, інтерпретованістю та етичними вимогами. Ключовою особливістю

моделі є наскрізний шар управління ризиками, що охоплює етичні (прозорість, конфіденційність), технічні (кібербезпека, резервування) та управлінські (навчання персоналу, адаптація культури) аспекти, а також циклічний зворотний зв'язок для адаптивного донавання моделі.

4. Щодо ризиків впровадження. Визначено три групи ризиків, що потребують уваги менеджменту цифрових сервісів: етичні (конфіденційність даних, алгоритмічна упередженість, прозорість рішень), управлінські (опір персоналу, надмірна довіра до алгоритмів, дефіцит кваліфікованих кадрів) та технічні (якість даних, концептуальний дрейф, інтеграційні складнощі). Для мінімізації цих ризиків авторами рекомендовано розробити внутрішню політику етичного використання ШІ, забезпечити прозорість алгоритмів для стейкхолдерів, інвестувати в навчання персоналу та починати з пілотних проектів на обмежених сегментах клієнтів.

Запропонована концептуальна модель впровадження предиктивної аналітики систематизує зарубіжний досвід та адаптує його до специфіки українського ринку з урахуванням обмежень цифрової інфраструктури, регуляторного середовища, кадрового потенціалу та етичних вимог.

Практична цінність отриманих результатів полягає в тому, що розроблена модель та порівняльна характеристика алгоритмів можуть бути використані менеджерами цифрових сервісів для обґрунтованого вибору та впровадження ШІ-рішень, що дозволить перейти від реактивного до проактивного управління лояльністю, оптимізувати маркетингові бюджети та підвищити життєву цінність клієнта.

Обмеження дослідження. По-перше, концептуальна модель потребує емпіричної валідації на реальних даних українських цифрових сервісів. По-друге, порівняльний аналіз

алгоритмів базується на узагальненні доступних досліджень, що може не повністю враховувати специфіку локальних ринків. По-третє, обмежена кількість вітчизняних кейсів з безпосереднього застосування предиктивної аналітики для churn prediction не дозволила провести глибший порівняльний аналіз українських практик.

Перспективи подальших досліджень вбачаємо в таких напрямках: по-перше, емпірична валідація запропонованої концептуальної моделі на реальних даних українських телеком-операторів, SaaS-компаній або e-commerce платформ. По-друге, адаптація алгоритмів шляхом дослідження ефективності ансамблевих методів (XGBoost, LightGBM) на вітчизняних датасетах з урахуванням специфіки поведінки українських споживачів. По-третє, розробка ХАІ-рішень через інтеграцію інструментів пояснюваного ШІ (SHAP, LIME) у предиктивні моделі для підвищення довіри з боку бізнес-користувачів. По-четверте, впровадження прибутково-орієнтованих метрик (EMPC, EMPB) замість статистичних (Accuracy, F1) для оцінки ефективності моделей утримання клієнтів. По-п'яте, дослідження етичних та регуляторних аспектів, зокрема відповідності ШІ-рішень вимогам GDPR та українського законодавства про захист персональних даних. По-шосте, адаптивне навчання через розробку механізмів подолання концептуального дрейфу в умовах воєнного стану та економічної нестабільності.

Таким чином, успішне впровадження предиктивної аналітики вимагає не лише технічної реалізації, а й комплексного підходу до управління ризиками, етичними аспектами та організаційними змінами. Запропонована концептуальна модель створює методологічну основу для подальших досліджень та практичного впровадження ШІ-рішень у цифрових сервісах України.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ:

1. Geiler L., Affeldt S., Nadif M. A survey on machine learning methods for churn prediction. *International Journal of Data Science and Analytics*. 2022. Vol. 14, № 3. P. 217–242. DOI: <https://doi.org/10.1007/s41060-022-00312-5>
2. Imani M., Joudaki M., Beikmohammadi A., Arabnia H. R. Customer Churn Prediction: A Systematic Review of Recent Advances, Trends, and Challenges in Machine Learning and Deep Learning. *Machine Learning and Knowledge Extraction*. 2025. Vol. 7, № 3. Art. 105. URL: <https://www.mdpi.com/2504-4990/7/3/105> (дата звернення: 07.04.2026). DOI: <https://doi.org/10.3390/make7030105>
3. Khattak A., Mehak Z., Ahmad H., Asghar M. U., Asghar M. Z., Khan A. Customer churn prediction using composite deep learning technique. *Scientific Reports*. 2023. Vol. 13, Art. 17294. URL: <https://www.nature.com/articles/s41598-023-44396-w#citeas> (дата звернення: 07.04.2026). DOI: <https://doi.org/10.1038/s41598-023-44396-w>

4. Papa A., Shemet Y., Yarovy A., Vahovska L. Development of information technology for analyzing the customer churn of a telecommunication company. *Information and Control Systems*. 2022. Vol. 2, № 2(64). P. 11–15. DOI: <https://doi.org/10.15587/2706-5448.2022.255861>
5. Reichheld F. F., Sasser W. E. Jr. Zero defections: Quality comes to services. *Harvard Business Review*. 1990. Vol. 68, № 5. P. 105–111.
6. Євтушенко Н. М., Кривенко Ю. В., Стеценко Д. І. Цифрові технології у страхуванні. *Міжнародний науковий журнал «Грааль науки»*. 2024. № 43. С. 105–114. DOI: <https://doi.org/10.36074/grail-of-science.06.09.2024.011>
7. Суружю І. С., Леонова С. В., Таранський І. П. Штучний інтелект у процесі трансформації інтегрованих маркетингових комунікацій інноваційно активних підприємств. *Маркетинг і цифрові технології*. 2024. Т. 8, № 4. С. 45–58. DOI: <https://doi.org/10.5281/zenodo.14032942>

REFERENCES:

1. Geiler L., Affeldt S., Nadif M. (2022) A survey on machine learning methods for churn prediction. *International Journal of Data Science and Analytics*, vol. 14, no 3, pp. 217–242. DOI: <https://doi.org/10.1007/s41060-022-00312-5>
2. Imani M., Joudaki M., Beikmohammadi A., Arabnia H. R. (2025) Customer Churn Prediction: A Systematic Review of Recent Advances, Trends, and Challenges in Machine Learning and Deep Learning. *Machine Learning and Knowledge Extraction*, vol. 7, no 3, art. 105. Available at: <https://www.mdpi.com/2504-4990/7/3/105> (accessed April 7, 2026). DOI: <https://doi.org/10.3390/make7030105>
3. Khattak A., Mehak Z., Ahmad H., Asghar M. U., Asghar M. Z., Khan A. (2023) Customer churn prediction using composite deep learning technique. *Scientific Reports*, vol. 13, art. 17294. Available at: <https://www.nature.com/articles/s41598-023-44396-w> (accessed April 7, 2026). DOI: <https://doi.org/10.1038/s41598-023-44396-w>
4. Papa A., Shemet Y., Yarovy A., Vahovska L. (2022) Development of information technology for analyzing the customer churn of a telecommunication company. *Information and Control Systems*, vol. 2, no 2(64), pp. 11–15. DOI: <https://doi.org/10.15587/2706-5448.2022.255861>
5. Reichheld F. F., Sasser W. E. Jr. (1990) Zero defections: Quality comes to services. *Harvard Business Review*, vol. 68, no 5, pp. 105–111.
6. Yevtushenko N. M., Kryvenko Yu. V., Stetsenko D. I. (2024) Tsyfrovi tekhnolohii u strakhuvanni [Digital technologies in insurance]. *Mizhnarodnyi naukovyi zhurnal «Hral nauky»*, no 43, pp. 105–114. DOI: <https://doi.org/10.36074/grail-of-science.06.09.2024.011> (in Ukrainian)
7. Suruzhiu I. S., Leonova S. V., Taranskyi I. P. (2024) Shtuchnyi intelekt u protsesi transformatsii intehrovanykh marketynhovykh komunikatsii innovatsiino aktyvnykh pidpriemstv [Artificial intelligence in the transformation of integrated marketing communications of innovative enterprises]. *Marketynh i tsyfrovi tekhnolohii*, vol. 8, no 4, pp. 45–58. DOI: <https://doi.org/10.5281/zenodo.14032942> (in Ukrainian)

Дата надходження статті: 08.04.2026

Дата прийняття статті: 28.04.2026

Дата публікації статті: 07.05.2026