

УДК 330:004.08

JEL Classification M39, O14, O32

Ірина Сергіївна Ковова, к.е.н., доцент**(доцент кафедри економічної кібернетики, Національний технічний університет України «Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»)****ORCID ID 0000-0003-3545-0055**

ШТУЧНИЙ ІНТЕЛЕКТ В ІНФОРМАЦІЙНИХ СИСТЕМАХ ПРОДУКТОВОЇ АНАЛІТИКИ

Автором статті досліджено особливості інтеграції технологій штучного інтелекту (ШІ) та машинного навчання (МН) в сучасні інформаційні системи продуктової аналітики. Актуальність теми зумовлена переходом цифрового бізнесу від реактивної обробки даних до проактивного моделювання та проектування користувацького досвіду в реальному часі. У роботі порівняно аналітичні контексти моделей Business-to-Business (B2B) та Software as a Service (SaaS), визначено ключові продуктові метрики (NRR, LTV, Churn, TTV) та оцінено економетричну ефективність алгоритмів (XGBoost, LSTM, NLP) у задачах прогнозування відтоку клієнтів.

Наукова новизна дослідження полягає в систематизації та порівнянні архітектурних рішень провідних платформ Amplitude, Mixpanel, Heap, PostHog та Hex. Виявлено технологічний зсув від простих інтерфейсів природної мови до автономних ієрархічних мультиагентних систем, що здатні самостійно виявляти аномалії та формулювати продуктові гіпотези. Досліджено роль нового стандарту Model Context Protocol (MCP) у побудові семантичних хабів підприємств для крос-системного аналізу даних із Stripe, Shopify, Google Ads та CRM-систем.

Критично проаналізовано методологічні ризики «інтуїтивної аналітики» (vibe analytics) та «відмивання впевненості» (confidence laundering), які виникають при делегуванні аналізу ШІ-моделям без перевірки економетричних припущень. Обґрунтовано концепцію «Аналітичного контракту» як програмного бар'єра контролю, а також впровадження метрики Override Rate (частка коригування рішень ШІ користувачем) як ключового випереджаючого індикатора деградації моделей.

Ключові слова: інформаційні системи, продуктова аналітика, штучний інтелект, мультиагентні архітектури, Model Context Protocol, відтік користувачів, інтуїтивна аналітика, Override Rate, утримання клієнтів, аналітичний контракт.

Постановка проблеми. Сучасний етап розвитку глобальної цифрової економіки характеризується бурхливим зростанням обсягів поведінкових даних, які генеруються користувачами цифрових продуктів. В інформаційних системах продуктової аналітики спостерігається перехід від періодичного збору та пакетної обробки даних до безперервного аналізу в реальному часі. Продуктова аналітика, яка традиційно фокусувалася на описовому відображенні користувацького досвіду через лінійні воронки конверсії та когортний аналіз, у період 2024-2026 років зазнала радикальної трансформації завдяки інтеграції інструментів штучного інтелекту (ШІ) та машинного навчання (МН). Інформаційні системи продуктової аналітики об'єднують інструменти збору подій через спеціалізовані

© Ковова І. С., 2026

набори інструментів для розробки програмного забезпечення під конкретну платформу (Software Development Kit(SDK)), сховища даних та аналітичні модулі з метою оптимізації життєвого циклу клієнта, зниження показників відтоку (churn) та максимізації утримання користувачів (retention). Проте ручна інтерпретація складних поведінкових патернів у багатовимірних наборах даних дедалі частіше стає критичним вузьким місцем для продуктових команд. Впровадження агентних систем на базі великих мовних моделей (LLM) та спеціалізованих прогнозних алгоритмів дозволяє продуктовим менеджерам перейти від реактивного аналізу історичних даних до проактивного проектування користувацького досвіду та динамічної оптимізації продуктових параметрів.

Однак на сьогодні стрімкий технологічний стрибок у розвитку штучного інтелекту у період 2024-2026 років створив глибокий розрив між технічними можливостями ШІ та методологічною строгістю аналізу. Традиційні інформаційні системи аналітики (від Firebase та Unity Analytics до класичних BI-систем) успішно вирішували завдання збору великих обсягів поведінкових даних, їх сегментації та побудови воронок. Проте всі ці системи залишалися пасивними й реактивними. Вони потребували ручного налаштування, постійного написання SQL-запитів аналітиками та тривалої ручної інтерпретації графіків продуктовими менеджерами. Інтеграція великих мовних моделей (LLM) у продуктові платформи кардинально спростила доступ до даних через природно-мовні запити. Будь-який менеджер без знання програмування чи економетрики отримав можливість запитувати у ШІ проведення складного аналізу. Це породжує феномен «інтуїтивної аналітики» (vibe analytics) коли користувачі неконтрольовано делегують ШІ-асистентам виконання складних методів оцінки, а ШІ безперешкодно виконує розрахунки, ігноруючи той факт, що вхідні дані не відповідають математичним припущенням цих моделей. Оскільки результати оформлюються ШІ у вигляді презентабельних, авторитетних звітів, виникає ефект «відмивання впевненості» (confidence laundering) - керівники приймають критичні бізнес-рішення на основі математично хибних висновків. В науковій спільноті досі був відсутній системний опис механізмів контролю таких ризиків, зокрема через концепцію «Аналітичного контракту» (Analysis Contract).

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Теоретичні та прикладні аспекти застосування штучного інтелекту в аналітичних системах активно досліджуються вітчизняними та зарубіжними вченими. Особливу увагу науковці приділяють питанням інтеграції методів машинного навчання для прогнозування поведінки користувачів та оптимізації бізнес-моделей: Бабаченко Л., Лисенко І., Хоменко Л., Ільчук В. (2026), Борисова Т. (2024). Зокрема, у дослідженнях зазначається значний потенціал поєднання поведінкової аналітики та методів штучного інтелекту для підвищення конкурентоспроможності підприємств у SaaS, e-commerce та B2B сегментах [4,6,7]. Зарубіжні дослідники широко приділяють увагу питанням застосування штучного інтелекту в продуктивній аналітиці і розглядають її через призму вайб-методології (Arbour J., Bojinov I., Feller A., Ni X. (2026)) та персоналізації маркетингових рішень Zare Z., Islam Sifat A., Karatas M. (2025) [9, 10]. Ці дослідження є важливими в контексті підвищення ефективності маркетингу та персоналізації цифрових продуктів, де проаналізовано використання алгоритмів машинного навчання для динамічної сегментації аудиторії на основі поведінкових сигналів у реальному часі [10]. Розвиваючи цей напрям, автори наукових праць з інтеграції методології Design Thinking (проектування орієнтованого на людину дизайну) та ШІ-маркетингу доводять, що синергія людино-центричного підходу та аналітичних потужностей алгоритмів глибокого навчання дозволяє малим та середнім підприємствам (SMEs) досягати значно вищих показників залученості клієнтів порівняно з класичними дескриптивними підходами [9]. Однак на сьогодні у вітчизняних та світових наукових дослідженнях не було системно описано та порівняно архітектуру переходу від звичайних текстових ШІ-чатботів (які просто генерують SQL за запитом) до автономних мультиагентних систем (як-от ієрархічні агенти Amplitude), що

здатні безперервно аналізувати дані у фоновому режимі й самостійно формувати бізнес-гіпотези [2]. У попередніх дослідженнях не було висвітлено еволюційний парадокс штучного інтелекту, що чим краще навчена модель, тим менше часу користувач проводить в інтерфейсі, оскільки він отримує точну відповідь за меншу кількість кроків(ітерацій). Необхідне наукове обґрунтування переходу до оцінки ефективності систем через нові метрики, зокрема через оцінку відсотку випадків, коли користувач змушений коригувати або відхиляти рекомендації штучного інтелекту, що є першим випереджаючим індикатором деградації моделі. Користувачі ШІ-асистентів часто схильні довіряти згенерованим результатам без належної перевірки базових економетричних припущень, що створює загрозу прийняття хибних стратегічних рішень. Це зумовлює гостру потребу у розробці строгих інтерфейсів верифікації даних та інтелектуального контролю в межах сучасних аналітичних платформ.

Метою статті є теоретико-методологічне обґрунтування та систематизація підходів до інтеграції технологій штучного інтелекту в сучасні інформаційні системи продуктової аналітики, здійснення порівняльного аналізу архітектурних рішень та ШІ-функціоналу провідних аналітичних платформ, а також ідентифікація специфічних методологічних ризиків автоматизованого аналізу («інтуїтивної аналітики») та обґрунтування інструментів збереження строгості аналітичного процесу при прийнятті бізнес-рішень.

Виклад основного матеріалу дослідження. Ефективне впровадження інструментів штучного інтелекту вимагає глибокого розуміння бізнес-контексту цифрового продукту. Поведінкові патерни, обсяги даних та цільові метрики суттєво відрізняються залежно від того, чи працює компанія за моделлю масового ринку (SaaS), чи у сегменті довготривалих корпоративних угод (B2B). Систематизацію цих відмінностей, зафіксовану в сучасних дослідженнях продуктової аналітики, наведено в таблиці 1.

Таблиця 1. Порівняльна характеристика аналітичного контексту B2B та SaaS моделей

Параметр порівняння	Модель B2B (Business-to-Business)	Модель SaaS (Software-as-a-Service)
Цикл прийняття рішень	Тривалий (2-6 місяців у середньому)	Короткий (1-3 місяці, часто з freemium-моделлю)
Характер вибірки даних	Невелика за обсягом, високовартісна, нерегулярна	Масова, високоструктурована, стабільна
Ключові метрики аналізу	CAC (вартість залучення), ROMI (окупність маркетингу), conversion-to-opportunity (конверсія в угоду)	Activation rate (показник активації), churn (відтік), LTV (довічна цінність), DAU/MAU (липкість)
Основні інструменти	Аналіз конкурентів, ABM (маркетинг на основі акаунтів), інтерв'ю зі стейкхолдерами	Теплові карти (heatmaps), продуктові шляхи (product journey), воронки конверсії

Джерело: систематизовано автором на основі [3,4,9]

За даними таблиці 1 зауважимо, що для B2B-сегмента характерна багатоетапність прийняття рішень закупівельними центрами та складні нелінійні траєкторії клієнта (customer

journey). У цьому контексті штучний інтелект виконує роль інтегратора якісних і кількісних сигналів, пов'язуючи продуктову політику та таргетинг. У SaaS-моделях ШІ орієнтований на миттєве виявлення точок тертя у воронках активації та автоматичне прогнозування відтоку мільйонів користувачів на основі мікро-взаємодій.

В інформаційних системах продуктової аналітики станом на 2026 рік сформувалося чітке розділення ринку між універсальними хмарними платформами та спеціалізованими інструментами. Основними гравцями, які визначають архітектурні тренди інтеграції штучного інтелекту, є Amplitude, Mixpanel, Heap (під управлінням Contentsquare), PostHog та Hex. Кожна з цих систем реалізує власну концепцію взаємодії штучного інтелекту з первинними поведінковими даними [2,5,8].

Історичним зламом в індустрії став перехід від простих текстових інтерфейсів (чат-ботів на базі Text-to-SQL) до складних ієрархічних мультиагентних систем. У лютому 2026 року компанія Amplitude презентувала нову архітектуру, яка поєднує глобального керуючого агента та чотири автономні суб-агенти, спеціалізовані на побудові поведінкових когорт, генерації дашбордів, картуванні користувацьких шляхів (user journeys) та моніторингу аномалій. Цей підхід дозволяє системі працювати в автономному фоновому режимі: виявляти статистично значущі відхилення у поведінці користувачів, самостійно проводити причинно-наслідковий аналіз та формулювати продуктові гіпотези ще до того, як аналітик сформулює запит. Системи пройшли апробацію у надвеликих масштабах у таких компаніях як NTT DOCOMO та Mercado Libre [2].

На противагу цьому, Mixpanel розвиває концепцію Mixpanel Agent (що є еволюційним продовженням інструменту Spark AI). Цей агент побудований на базі моделі Claude від компанії Anthropic і орієнтований на глибоку бізнес-інтеграцію через контекстні рушії (Context Engine) та верифіковані режими роботи (Verified Mode). Адміністратори системи мають можливість чітко обмежити простір рішень штучного інтелекту виключно перевіреними сутностями з метаданих Lexicon, що нівелює ризик галюцинацій моделі. Проте суттєвим обмеженням Mixpanel у порівнянні з Amplitude є збереження жорстких лімітів на запити (наприклад, ліміт у 60 запитів на місяць на тарифному плані Growth), що обмежує інтенсивне використання ШІ великими крос-функціональними командами [8]. Для детального зіставлення архітектурних особливостей та ШІ-функціоналу ключових аналітичних систем у таблиці 2 наведено результати порівняльного аналізу платформ продуктової аналітики.

Аналіз інструментарію штучного інтелекту в платформах продуктової аналітики за даними таблиці 2 показує, що платформи здійснюють рух у напрямку усунення бар'єрів між різними типами аналітичних даних. Якщо класичні веб-аналітичні інструменти (такі як Google Analytics 4) оптимізовані переважно під маркетингову атрибуцію трафіку на етапі залучення клієнтів, то системи продуктової аналітики фокусуються на подієвих моделях глибокої поведінки після реєстрації. Інтеграція ШІ в інформаційні системи дозволяє подолати цей розрив через виявлення наскрізних патернів. Наприклад, модуль AI Visibility в Amplitude дозволяє пов'язати органічний трафік, отриманий безпосередньо з відповідей ШІ-пошукових систем (таких як Perplexity або ChatGPT), із довгостроковим утриманням користувачів усередині платформи. Це створює цілісну картину взаємодії з брендом на всіх етапах життєвого циклу клієнта [5].

Однією з найбільш значущих технологічних інновацій 2025–2026 років стало впровадження відкритого стандарту Model Context Protocol (MCP), що функціонує як універсальний інтерфейс підключення ШІ-додатків до зовнішніх джерел даних. Раніше інтеграція великих мовних моделей із внутрішніми базами даних вимагала написання складних індивідуальних API-конекторів, що створювало значні ризики безпеки та викривлення даних.

Таблиця 2. Порівняльна характеристика інструментів штучного інтелекту у провідних інформаційних системах продуктової аналітики

Параметр порівняння	Amplitude AI	Mixpanel Agent (Spark)	Heap (Contentsquare)	PostHog (Max)	Hex
Архітектурний підхід ШІ	Мультиагентна ієрархічна система (Глобальний агент + 4 суб-агенти)	Спеціалізований ШІ-аналітик з контекстним рушієм	Автоматичне захоплення подій з інтелектуальним аналізом сесій	Відкритий вихідний код, інженерно-орієнтовані ШІ-помічники	Ноутбук-центрична платформа з ШІ-кодогенерацією
Базова ШІ-модель	Власна інтегрована модель + LLM-агенти	Claude (Anthropic)	Пропріетарні алгоритми Contentsquare AI	ШІ-модуль Max (інтегрований LLM)	Інтегровані кодогенераційні моделі
Аналіз текстового зворотного зв'язку	Інструмент AI Feedback (кластеризація та дистиляція відгуків)	Інтеграція через Langfuse для зв'язку LLM-метрик з поведінкою	Поєднання сесійних записів з аналізом зусиль користувача	Аналіз текстових логів та помилок консолі через ШІ	Написання SQL та Python-скриптів для NLP-аналізу
ШІ-керування даними	Автоматична оптимізація структури даних та AI Governance	Режим Verified Mode (використається лише перевірені події з Lexicon)	Автоматичне мапування подій та пропозиції щодо тегування	Розширена автоматизація налаштування подій розробниками	ШІ-коригування та документування моделей даних SQL
Сумісність з зовнішнім ШІ	Власний Amplitude MCP сервер для Claude, Cursor, GitHub	Власний Mixpanel MCP сервер для Claude, Cursor, Slack	Інтеграція в межах загальної екосистеми Contentsquare	Інтеграція через відкриті API та плагіни спільноти	Пряме підключення до LLM через Python-середовище
Головні переваги	Безперервний проактивний пошук кореляцій утримання без запитів користувача	Висока точність відповідей завдяки обмеженню пошуку валідованими даними	Мінімальні зусилля на впровадження завдяки автотрекінгу подій	Максимальний контроль над даними, безкоштовні ліміти, self-hosting	Гнучкість аналізу, можливість кастомного моделювання на Python
Основні обмеження	Складність освоєння інтерфейсу та висока вартість ліцензій	Жорсткі кількісні ліміти на ШІ-запити на середніх тарифах	Орієнтація більше на візуальний досвід (UX), ніж на складний бек-енд	Потребує залучення інженерів для розгортання та підтримки ШІ	Відсутність self-serve інтерфейсів для нетехнічних бізнес-користувачів

Джерело: систематизовано автором на основі [2,5,8,10]

З появою MCP-серверів від Amplitude та Mixpanel, зовнішні агентні системи (такі як Claude, Cursor, ChatGPT, Windsurf) отримали стандартизований, безпечний і структурований доступ до поведінкових даних клієнта. Це перетворює платформу продуктової аналітики на «семантичний хаб» підприємства. ШІ-асистент у Cursor або Slack може в межах однієї сесії аналізувати код продукту, читати документацію та миттєво підтягувати реальні продуктові метрики через MCP-сервер[2,8]. Більше того, MCP дозволяє легко об'єднувати продуктові метрики з іншими корпоративними системами. Специфікацію джерел даних, що підключаються через MCP для вирішення комплексних бізнес-задач, наведено в таблиці 3.

Таблиця 3. Специфікація інтеграції корпоративних джерел даних через аналітичний MCP-сервер

Джерело даних	Функціональна роль у контексті аналізу	Приклад крос-системного запиту ШІ
Mixpanel / Amplitude	Поведінкові та продуктові метрики (події, воронки, когорти)	Визначення етапів онбордингу з найбільшим відтоком користувачів
Shopify / BigCommerce	Дані транзакцій, замовлень та каталогів товарів	Зіставлення поведінкової залученості на сторінці товару з обсягом його замовлень
Stripe	Фінансові транзакції, статуси підписок, оновлення LTV(Lifetime Value – життєва цінність клієнта)	Кореляція між використанням нових фіч та зростанням середнього чека підписки
Google Ads / Meta Ads	Маркетингові витрати, параметри кампаній та кліків	Розрахунок реального CAC(Customer Acquisition Cost – вартість залучення одного клієнта у бізнес) для когорти користувачів з високим утриманням
Klaviyo / Braze	Дані комунікаційних кампаній (Email, SMS, push-повідомлення)	Оцінка впливу push-кампаній на реактивацію «сплячих» користувачів
Google Sheets	Поточні промо-календарі, рівні складських запасів	Прогнозування дефіциту товарів на основі сплеску переглядів карток продукту

Джерело: систематизовано автором на основі [2,5,8,10]

Завдяки такій інтеграції інформаційна система дозволяє вирішувати завдання, які раніше потребували ручного зведення даних аналітиками у форматі електронних таблиць. Це мінімізує людський фактор і прискорює цикл прийняття рішень.

Для побудови цілісної картини впливу штучного інтелекту на утримання клієнтів особливе значення має систематичний огляд впровадження ШІ-технологій у Customer Success процеси MarTech-компаній за період 2020-2025 років. У межах цього дослідження було запропоновано модель зрілості клієнтського успіху на основі ШІ (AICSM), що виділяє п'ять послідовних стадій інтеграції технологій: від реактивної підтримки до когнітивного партнерства, де ШІ виступає автономним ко-пілотом стратегічного управління. Наукові результати підтверджують статистично значуще покращення ключових бізнес-метрик у компаніях, які впровадили прогностні та автономні ШІ-моделі. Показники ефективності різних алгоритмів машинного навчання, застосованих для прогнозування відтоку клієнтів, наведено в таблиці 4.

Математична оцінка точності моделей базується на розрахунку F₁-міри, що є гармонійним середнім між точністю (Precision) та повнотою (Recall):

$$F1 = 2 * \frac{\text{Precision} * \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \quad (1.1)$$

Таблиця 4. Порівняльна ефективність моделей машинного навчання у завданнях прогнозування відтоку клієнтів

Модель машинного навчання	Точність (Precision)	Повнота (Recall)	F ₁ -міра	Середнє випередження відтоку (днів)
Логістична регресія	0.68	0.61	0.64	14
Випадковий ліс (Random Forest)	0.79	0.74	0.76	21
Гرادієнтний бустинг (XGBoost)	0.83	0.78	0.80	28
Нейромережа LSTM	0.85	0.81	0.83	35
Трансформерна модель (BERT)	0.87	0.84	0.85	42
Ансамбль моделей (XGB + LSTM + NLP)	0.91	0.88	0.89	45

Джерело: систематизовано автором на основі [10]

Як свідчать емпіричні дані, ансамблеві методи, що інтегрують структурований аналіз часових рядів використання продукту та аналіз тональності текстових комунікацій (NLP), забезпечують найвищу точність ($F_1 = 0.89$) з випередженням моменту потенційного відтоку у 45 днів. Це створює достатній часовий простір для проактивного втручання менеджерів з утримання клієнтів. Статистичний аналіз бізнес-результатів впровадження ШІ-моделей у MarTech-інфраструктуру демонструє суттєві переваги порівняно з традиційними аналітичними методами [10].

Розвиток інтелектуальних систем аналітики також тісно пов'язаний з державною політикою цифровізації. Зокрема, Міністерство цифрової трансформації України визначило розвиток штучного інтелекту як один із ключових пріоритетів на період 2024–2027 років. Це безпосередньо впливає на методи аналізу даних та продуктову політику вітчизняних експортно-орієнтованих ІТ-компаній. У контексті глобальної конкуренції та відновлення економіки інтеграція маркетингових, продуктових та аналітичних процесів стає критичним фактором для підвищення позицій України в Глобальному інноваційному індексі (Global Innovation Index) [1].

Відмітимо, що широка демократизація доступу до аналітичних запитів через інтерфейси природної мови породила новий клас методологічних викликів, які у наукових працях отримали назву «vibe methodology» (інтуїтивна методологія) [3]. Коли нетехнічний продуктовий менеджер використовує ШІ для швидкої оцінки результатів експериментів чи когортного аналізу, виникає серйозний розрив між простотою запуску обчислень та складністю інтерпретації результатів. Це призводить до трьох специфічних системних збоїв:

1. Невідповідність методу та структури даних (Method-Data Mismatch). ШІ-інструмент може безперешкодно виконати складний статистичний аналіз, наприклад, розрахунок методу «різниця в різницях» (Difference-in-Differences - DiD) або відповідність за показником схильності (Propensity Score Matching - PSM), проігнорувавши той факт, що базові припущення щодо розподілу даних не виконуються (наприклад, відсутність паралельних трендів у DiD).

2. «Відмивання» впевненості (Confidence Laundering). Оформлення результатів ШІ-асистентом у вигляді презентабельних графіків, детальних звітів та строго структурованих PDF-файлів створює ілюзію високої наукової точності. У результаті керівництво компанії

приймає стратегічні рішення на основі математично неспроможних висновків, загорнутих у бездоганну візуальну форму.

3. Невидиме розгалуження (Invisible Forking). ШІ-модель під час обробки запиту користувача здійснює приховані припущення щодо агрегації даних, видалення викидів або вибору періоду порівняння, не повідомляючи про це аналітика. Це унеможливорює відтворюваність аналізу та верифікацію результатів.

Наприклад, при проведенні експерименту в staggered-treatment дизайнах (де різні групи користувачів отримують доступ до нової фічі у різний час) класичні економетричні оцінювачі з двосторонніми фіксованими ефектами (Two-Way Fixed Effects) можуть давати зміщені результати з від'ємними вагами через гетерогенність ефектів у часі. ШІ-асистент без додаткових налаштувань застосує стандартну модель, тоді як методологічно необхідно використовувати робастні альтернативи, такі як оцінювачі Callaway & Sant'Anna.

Для запобігання цим помилкам сучасні інформаційні системи впроваджують концепцію «Аналітичного контракту» (Analysis Contract), що виступає жорстким програмним бар'єром. Перед запуском будь-якого ШІ-аналізу система автоматично перевіряє відповідність даних вимогам обраного методу (наприклад, наявність pre-intervention періодів, перекриття характеристик у групах порівняння) та кодує результати перевірки на зупинки (stop), попередження (flag) або перенаправлення (branch). Це дозволяє зберегти строгість наукового методу в умовах повної автоматизації аналітики [3].

При розгортанні ШІ-функцій у цифрових продуктах продуктовим менеджерам доводиться вирішувати проблему подвійного контролю метрик: бізнесових та технічних (точність моделі, повнота, затримка відповіді). Одним із найважливіших випереджаючих індикаторів якості інтелектуальних систем став показник Override Rate (частка коригування рішень ШІ).

Override Rate вимірює відсоток випадків, коли кінцевий користувач змушений редагувати, відхиляти або повторно деталізувати відповіді чи рекомендації, згенеровані штучним інтелектом. Практика впровадження інтелектуальних систем показує, що зростання Override Rate є найбільш раннім сигналом деградації моделі або невідповідності даних (data drift), який з'являється за кілька тижнів до того, як почнуть падати довгострокові продуктові метрики утримання чи доходу.

Паралельно з цим, у період 2024–2026 років було виявлено цікавий парадокс у поведінці користувачів інтелектуальних продуктів. Згідно зі статистичними даними індустрії, загальна тривалість взаємодії (engagement) користувачів з ШІ-продуктами у Північній Америці знизилася на 38% на тлі зростання проникнення пристроїв на 26% [9]. Це явище пояснюється не розчаруванням технологією, а зростанням її ефективності: якісно навчені моделі дозволяють вирішити задачу користувача за значно меншу кількість ітерацій (діалогових кроків). Отже, зниження часу перебування в інтерфейсі ШІ-системи часто сигналізує про вищу якість продукту, що вимагає переосмислення класичних метрик залученості (таких як тривалість сесії) на користь показників швидкості досягнення цілі. Для підтримки високої точності моделей та запобігання ризику «модельного колапсу», коли мережі починають навчатися на власних згенерованих даних і втрачають зв'язок з реальністю, інформаційні системи продуктової аналітики вибудовують закриті гібридні цикли навчання. Ці цикли поєднують генерацію синтетичних сценаріїв з обов'язковою верифікацією експертами (Human-in-the-Loop). Отримані сигнали зворотного зв'язку використовуються для тонкого налаштування моделей, що дозволяє підтримувати стабільність аналітичної системи в динамічних ринкових умовах.

Висновки та пропозиції. Дослідження ролі штучного інтелекту в інформаційних системах продуктової аналітики за останнє п'ятиріччя дозволяє зробити наступні висновки:

1. В інформаційних системах продуктової аналітики відбувається еволюційний перехід до автономності. Вони успішно трансформувалися від реактивних інтерфейсів візуалізації історичних даних до проактивних, автономних мультиагентних систем. Запуск ієрархічних

ШІ-агентів (як-от в Amplitude у лютому 2026 року) доводить спроможність систем самостійно виявляти поведінкові аномалії та пропонувати продуктові експерименти без ініціативи людини.

2. Поява архітектурної синергії через MCP. Стандартизація взаємодії штучного інтелекту з даними через Model Context Protocol (MCP) зняла проблему ізольованості аналітичних систем. Аналітичні платформи перетворилися на центральні семантичні хаби, де поведінкові дані безперешкодно об'єднуються з фінансовими транзакціями, логами CRM та маркетинговими витратами для прийняття наскрізних бізнес-рішень.

3. В пріоритеті систем залишається методологічна безпека. Демократизація аналітики через природно-мовні запити актуалізувала серйозні ризики методологічних помилок та дезінформації менеджменту через презентабельне оформлення хибних розрахунків. Впровадження інструментів типу Verified Mode у Mixpanel та реалізація програмних «Аналітичних контрактів» є критично важливими заходами для збереження математичної строгості аналізу.

4. Зміна метрик вимірювання успіху. Якість роботи вбудованих ШІ-моделей вимагає моніторингу нових випереджаючих метрик, ключовою з яких є Override Rate. Продуктовим командам слід враховувати, що в епоху ШІ зниження тривалості взаємодії користувача з інтерфейсом часто вказує на вищу ефективність продукту, а не на відтік користувачів.

Перспективи подальших наукових досліджень на сьогодні лежать у площині розробки повністю автоматизованих економетричних валідаторів усередині ШІ-агентів, які унеможливають методологічні збої при проведенні каузального аналізу на неструктурованих поведінкових даних великих обсягів.

ЛІТЕРАТУРА

1. Міністерство цифрової трансформації України. Державна стратегія розвитку штучного інтелекту в Україні на 2024–2027 роки. URL: <https://thedigital.gov.ua/news/technologies/>.
2. Amplitude AI Analytics Platform URL: <https://amplitude.com/ai-analytics-platform> (дата звернення: 28.06.2026).
3. Arbour J., Bojinov I., Feller A., Ni X. The Analysis Contract: Governing "Vibe Methodology" in AI-assisted Product Analytics. arXiv preprint. 2026. URL: <https://arxiv.org/html/2605.08071v1>
4. Borysova T., Dudar V. Optimization of B2B targeting for digital products of IT enterprises based on the analysis of product policy and global consumer behavior. Галицький економічний вісник. 2026. С. 206–214. DOI: https://doi.org/10.33108/galicianvisnyk_tntu2026.01.
5. Google Analytics. Google for Developers. URL: <https://developers.google.com/analytics> (дата звернення: 28.06.2026).
6. Lysenko I., Khomenko I., Babachenko L., Ilchuk V. Innovation marketing within the system of market analytics and enterprise product policy formation. Київський економічний науковий журнал. 2026. № 12. DOI: <https://doi.org/10.32782/2786-765X/2026-12-14>.
7. Mishchenko E., Smirnova I. Leveraging Artificial Intelligence for Scalable Customer Success in Mobile Marketing Technology: A Systematic Review and Strategic Framework. American Impact Review. 2026. URL: <https://americanimpactreview.com/articles/e2026007.pdf>
8. Mixpanel: AI Digital Analytics Platform for Product Teams. URL: <https://mixpanel.com/home/> (дата звернення: 28.06.2026).
9. Neursu V. M. K., Vuyyuru R. K. R., Kilaru K. From Data to Decisions: AI in SaaS Product Analytics and Customer Experience Optimization. Sarcouncil Journal of Public Administration and Management. 2025. Vol. 4, no. 2. P. 1-8. <https://doi.org/10.5281/zenodo.15046839>
10. Zare Z., Islam Sifat A., Karatas M. Data analytics and ML for personalization in tech marketing. Journal of Soft Computing and Decision Analytics. 2025. Vol. 3(1). Pp. 92–111. DOI: 10.31181/jseda31202562.

REFERENCES

1. Ministry of Digital Transformation of Ukraine. (2024). *State strategy for the development of artificial intelligence in Ukraine for 2024–2027*. <https://thedigital.gov.ua/news/technologies/>
2. Amplitude. *Amplitude AI analytics platform*. URL: <https://amplitude.com/ai-analytics-platform>
3. Arbour, J., Bojinov, I., Feller, A., & Ni, X. (2026). *The analysis contract: Governing "vibe methodology" in AI-assisted product analytics*. arXiv. URL: <https://arxiv.org/html/2605.08071v1>
4. Borysova, T., & Dudar, V. (2026). Optimization of B2B targeting for digital products of IT enterprises based on the analysis of product policy and global consumer behavior. *Galician Economic Journal*, 80(1), 206–214. https://doi.org/10.33108/galicianvisnyk_tntu2026.01
5. Google Analytics. Google for Developers. URL: <https://developers.google.com/analytics>
6. Lysenko, I., Khomenko, I., Babachenko, L., & Ilchuk, V. (2026). Innovation marketing within the system of market analytics and enterprise product policy formation. *Kyiv Economic Scientific Journal*, (12). <https://doi.org/10.32782/2786-765X/2026-12-14>
7. Mishchenko, E., & Smirnova, I. (2026). Leveraging artificial intelligence for scalable customer success in mobile marketing technology: A systematic review and strategic framework. *American Impact Review*. URL: <https://americanimpactreview.com/articles/e2026007.pdf>
8. Mixpanel. *AI digital analytics platform for product teams*. URL: <https://mixpanel.com/home/>
9. Neursu, V. M. K., Vuyyuru, R. K. R., & Kilaru, K. (2025). From data to decisions: AI in SaaS product analytics and customer experience optimization. *Sarcouncil Journal of Public Administration and Management*, 4(2), 1–8. <https://doi.org/10.5281/zenodo.15046839>
10. Zare, Z., Islam Sifat, A., & Karatas, M. (2025). Data analytics and ML for personalization in tech marketing. *Journal of Soft Computing and Decision Analytics*, 3(1), 92–111. <https://doi.org/10.31181/jscda31202562>

Iryna Kovova, Candidate of Economic Sciences, Associate Professor
(Associate Professor of the Department of Economic Cybernetics, National Technical University of Ukraine «Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute»)

ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN PRODUCT ANALYTICS INFORMATION SYSTEMS

The author of the article investigated the features of integrating artificial intelligence (AI) and machine learning (ML) technologies into modern information systems for product analytics. The relevance of the topic is due to the transition of digital business from reactive data processing to proactive modelling and design of user experience in real time. The paper compares the analytical contexts of Business-to-Business (B2B) and Software as a Service (SaaS) models, identifies key product metrics (NRR, LTV, Churn, TTV) and evaluates the econometric efficiency of algorithms (XGBoost, LSTM, NLP) in customer churn forecasting tasks.

The scientific novelty of the study lies in the systematization and comparison of architectural solutions of the leading platforms Amplitude, Mixpanel, Heap, PostHog and Hex. A technological shift from simple natural language interfaces to autonomous hierarchical multi-agent systems capable of independently detecting anomalies and formulating product hypotheses is revealed. The role of the new Model Context Protocol (MCP) standard in building enterprise semantic hubs for cross-system data analysis from Stripe, Shopify, Google Ads, and CRM systems is explored.

The methodological risks of "vibe analytics" and "confidence laundering" that arise when delegating analysis to AI models without checking econometric assumptions are critically analysed. The concept of the "Analytic Contract" as a software control barrier is substantiated, as well as the introduction of the Override Rate metric (the proportion of AI decisions corrected by the user) as a key leading indicator of model degradation.

Keywords: *information systems, product analytics, artificial intelligence, multi-agent architectures, Model Context Protocol, user churn, intuitive analytics, Override Rate, customer retention, analytics contract.*

Стаття надішла до видання 27.05.2026

Стаття прийнята до друку після рецензування 15.06.2026

Стаття опублікована 10.07.2026