



СТАТИСТИКА, МАТЕМАТИЧНІ МЕТОДИ, МОДЕЛІ ТА ІНФОРМАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ В ЕКОНОМІЦІ Й УПРАВЛІННІ

DOI: [https://doi.org/10.58253/2078-1628-2026-1-2\(35\)-030](https://doi.org/10.58253/2078-1628-2026-1-2(35)-030)

УДК 658.5:658.8:004.8

JEL M31, C45, D83, L86

Віктор Вікторович ВИШНІВСЬКИЙ,

доктор технічних наук, професор,

завідувач кафедри комп'ютерних наук,

Державний університет інформаційно-комунікаційних технологій,

м. Київ, Україна

 <https://orcid.org/0000-0003-1923-4344>

vish_vv@ukr.net

Юрій Ігорович КАТКОВ,

доктор технічних наук,

професор кафедри комп'ютерних наук,

Державний університет інформаційно-комунікаційних технологій,

м. Київ, Україна

 <https://orcid.org/0009-0007-1194-4014>

kyil2kyil2@gmail.com

Анна Михайлівна СОРОКА

кандидат економічних наук, доцент,

завідувач кафедри менеджменту,

Державний університет інформаційно-комунікаційних технологій,

м. Київ, Україна

 <https://orcid.org/0000-0002-2305-2589>

a.soroka@duikt.edu.ua

Ольга Юріївна ГУСЕВА

доктор економічних наук, професор,

професор кафедри менеджменту,

Державний університет інформаційно-комунікаційних технологій,

м. Київ, Україна

 <https://orcid.org/0000-0003-0075-9044>

gusevaoo@ukr.net

УПРАВЛІННЯ АЛГОРИТМІЧНИМ ВИБОРОМ У B2M-МАРКЕТИНГУ: ВІД КОСИНУСНОЇ ПОДІБНОСТІ ДО API-CALL RATE

Анотація. *Стаття присвячена концептуалізації нової парадигми маркетингу – Business-to-Machine (B2M), що виникає внаслідок делегування споживчих рішень автономним AI-агентам. Нова парадигма приходить на зміну класичним моделям B2C (Business-to-Consumer) та B2B (Business-to-Business) в умовах тотальної цифровізації та трансформації систем управління маркетинговою діяльністю підприємств. Дослідження полягає у визначенні механізмів трансформації маркетингових стратегій і управління взаємодією з клієнтами – від емоційного впливу на людину до алгоритмічної взаємодії з цифровими посередниками. У дослідженні застосовано методи системного аналізу для верифікації переходу від SEO (Search Engine Optimization) до AEO (Answer Engine Optimization).*

Розроблено та обґрунтовано математичну модель детермінованого вибору AI-агента, що базується на мінімізації косинусної відстані між вектором характеристик бренду та вектором потреб споживача. Особливу увагу приділено питанням управління ефективністю B2M-маркетингу в умовах алгоритмізації цифрових комунікацій. Вперше введено та математично описано показник API-Call Rate (ACR) як ключову метрику оцінювання та управління ефективністю B2M-маркетингу, що приходить на зміну традиційному Click-Through Rate (CTR).

Результати дослідження дозволяють підприємствам адаптувати архітектуру даних, удосконалити управління цифровими маркетинговими процесами та забезпечити високу релевантність брендів у середовищі агентської комерції. Запропонована модель мінімізує транзакційні витрати та усуває когнітивні упередження у процесі закупівлі, забезпечуючи перехід до стану «гіперефективності» ринку.

Ключові слова: *система управління, рішення, B2M-маркетинг, AI-агенти, модель детермінованого вибору, екосистема, косинусна подібність, API-Call Rate, Answer Engine Optimization (AEO).*

Постановка проблеми та її зв'язок з важливими науковими і практичними завданнями. Сучасний маркетинг перебуває у стані глибокої кризи класичних каналів комунікації через когнітивне перевантаження споживачів та менеджерів. Виникає гостра суперечність між існуючим інструментарієм просування (масова реклама, візуальне SEO) та новими

вимогами AI-агентів. Проблема полягає у відсутності теоретичного обґрунтування взаємодії AI-агентів та брендів (постачальників товарів/послуг), де бренди мають навчитися «продавати» свої цінності не людям, а їхнім цифровим асистентам (AI-агентам). Аналіз зазначеної проблеми дозволяє ідентифікувати три взаємопов'язані дослідницькі завдання, що визначають наукову проблематику даної статті.

Відсутній математично формалізований механізм, що описує, яким чином AI-агент здійснює детермінований вибір серед N конкурентних пропозицій на основі структурованих даних.

Відсутня метрика, що виконувала б у середовищі B2M ту саму вимірювальну функцію, яку CTR (Click-Through Rate) виконує у класичному digital-маркетингу: кількісно фіксувати результативність маркетингової присутності бренду в управлінні алгоритмічному середовищі.

Аналіз останніх публікацій по проблемі. Сучасна цифрова економіка переживає фундаментальну трансформацію, де суб'єктом ринкових відносин стають AI-агенти. Дослідження моделі B2M перебуває на початковому етапі.

В [1] описана модель B2M, де AI-агенти – сукупність нових комерційних суб'єктів, що діють від імені споживача. В [2] розвинута ця ідея у контексті онлайн-рітейлу, показано, що програматичні закупівлі через автономних агентів є наступним етапом еволюції електронної комерції. В [3] агентна комерція трансформується у транзакціях між машинами. В [4] систематизоване стан цифрової трансформації у менеджменті та маркетингу. Ці роботи описують феномен B2M якісно та концептуально, не пропонуючи математичного апарату для моделювання процесу вибору AI-агента. В них не формалізовано механізм, за яким агент обирає конкретного постачальника серед N конкурентів.

В [5] описано технологічна логіка «агентів, що купують», акцентуючи увагу на необхідності структурованого представлення даних для сприйняття їх AI-системами. Фіксується перехід від SEO до Answer Engine Optimization (AEO) як зміну пріоритетів у цифровому маркетингу. В [6] окреслюється вплив штучного інтелекту на маркетингову стратегію в цілому. Проте AEO не отримує операційного кількісного визначення: не вимірюється ефективність AEO через конкретні метрики, не описується математичний зв'язок між повнотою структурованих даних бренду та імовірністю його вибору агентом.

В [7, 8, 9] розглядається питання про трансформацію маркетингової теорії в епоху алгоритмічного споживача, однак не пропонуються нові вимірювані показники ефективності. В [10, 11] проведено аналіз минулого, сучасного і майбутнього AI у маркетингу, констатуючи необхідність нових метрик, але не формалізуючи їх, а в [12, 13] визначають AI як міждисциплінарний виклик, що

потребує нових інструментів вимірювання. Отже, у науковій літературі відсутня метрика, яка б виконувала у середовищі B2M ту саму функцію, що CTR (Click-Through Rate) виконує у класичному digital-маркетингу. Жодна з розглянутих робіт не пропонує кількісного показника частоти звернень AI-агентів до бренду як індикатора маркетингової ефективності.

Таким чином, аналіз літератури демонструє, що існуючі дослідження сформували концептуальний фундамент парадигми B2M, однак залишили незаповненими три взаємопов'язані прогалини: відсутність математичної формалізації механізму вибору AI-агента, відсутність операційної метрики ефективності маркетингу у машинному середовищі.

Формулювання цілей статті. Метою статті є дослідження трансформації маркетингових моделей у контексті переходу від B2C та B2B до парадигми B2M (Business-to-Machine), а також розробка й формалізація математичної моделі алгоритмічного вибору AI-агента споживача. Особливу увагу приділено аналізу механізмів взаємодії автономних AI-агентів із цифровими платформами та брендами в умовах агентної комерції. У межах дослідження передбачається обґрунтування переходу від SEO (Search Engine Optimization) до AEO (Answer Engine Optimization) як нового інструменту управління цифровою присутністю брендів. Крім того, метою статті є введення та опис показника API-Call Rate (ACR) як операційної метрики оцінювання ефективності B2M-маркетингу в середовищі алгоритмізованих цифрових комунікацій.

Виклад основного матеріалу дослідження. Використаємо комплексний підхід, що поєднує концептуальний аналіз парадигми Business-to-Machine та математичне моделювання процесів прийняття рішень автономними AI-агентами. Дослідження базується на гіпотезі про перехід від евристичного (людського) вибору до детермінованого (алгоритмічного) вибору на основі векторної релевантності.

Концептуалізація парадигми B2M розглядається як еволюція класичного B2B через призму H2H та дата-центричного менеджменту, що наочно надано на рис. 1, де представлено візуальну модель, що відображає перехід від прямого впливу на людину до взаємодії з алгоритмічними посередниками.

Сформуємо теоретичну модель B2M та ідентифікуємо ролі AI-агентів як «воротарів» (gatekeepers). Введемо змінні: S – набір стратегічних параметрів бренду (Product, Price, API, AEO); Q – вектор запиту AI-агента споживача (потреби клієнта + технічні обмеження); G – функція фільтрації "воротарів" (Gatekeepers); V – фінальна корисність (Utility) пропозиції для споживача.

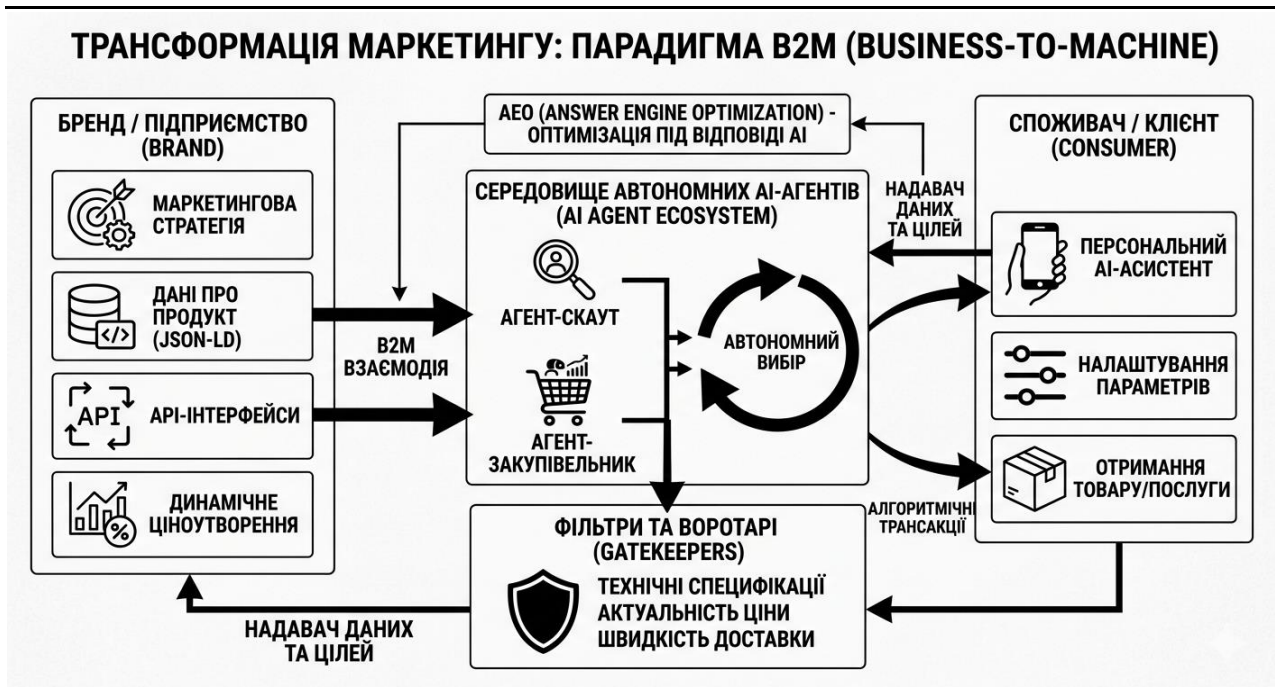


Рис. 1. Трансформація маркетингу: Парадигма B2M (Business-to-Machine)

Джерело: систематизовано та побудовано авторами.

Формалізація вибору АІ-агента буде наступною. АІ-агент споживача вирішує задачу максимізації корисності при жорстких обмеженнях:

$$A(S) = \arg \max_{i \in \{1, \dots, N\}} U(S_i | Q), \quad (1)$$

де $A(S)$ – функція вибору АІ-агенту (результат роботи, відповідності) споживача, тобто конкретний бренд (постачальник), який АІ-агент обирає з множини N доступних пропозицій. Це не число, а індекс оптимального рішення – вказівник на ту пропозицію S_i , яка максимально відповідає потребам споживача. У парадигмі B2M цей вибір відбувається автономно, без участі людини, за мілісекунди; S – простір усіх пропозицій на ринку. $S = \{S_1, \dots, S_i, \dots, S_n\}$ – повна множина цифрових профілів усіх брендів, доступних АІ-агенту через API або структуровані бази даних (JSON-LD), де S_i – вектор пропозиції i -го бренду. Кожен елемент S_i є багатовимірним вектором характеристик конкретного бренду або товару, який бренд передає у цифровий простір через АЕО-інструменту, що описує конкретну пропозицію i -го постачальника у семантичному просторі.

Саме цей вектор «змагається» з вектором потреби Q за мінімальну косинусну відстань. Наприклад, для готелю S_i =[ціна, локація, parking, breakfast, АЕО-повнота]; $i \in \{1, \dots, N\}$ - індекс конкурента на ринку, порядковий номер бренду-конкурента; N - загальна кількість постачальників, між якими AI-агент здійснює вибір у даному ринковому сегменті; $U(S_i|Q)$ - функція корисності пропозиції (Utility function). Це скалярна оцінка того, наскільки пропозиція i -го бренду S_i відповідає вектору потреб споживача Q . Умовна риска «|» читається як «за умови запиту Q », тобто корисність оцінюється не абстрактно, а відносно конкретних потреб; Q - вектор потреб споживача. Це багатовимірний вектор запиту, який AI-агент формує на основі явних інструкцій і прихованих уподобань власника. Q є фіксованим «еталоном» для даної транзакції, відносно якого оцінюються всі S_i . Наприклад Q ={ціна $\leq$ 3000, локація: Lviv, parking: так=1, breakfast: так=1, rating $\geq$ 4.5}; оператор *arg max* означає: «знайди той індекс i , при якому функція U корисності пропозиції досягає свого максимального значення» – тобто визнач переможця конкурентного відбору. За умови виконання порогу воротаря для кожного критерію:

$$G(S_i) \geq \tau, \quad (2)$$

де τ - поріг довіри/валідності (наприклад, сертифікація, безпека API); $G(S_i)$ - функція фільтрації/воротаря, під час умови, що $U(.) \neq G(.)$. $U(.)$ – функція корисності, $G(.)$ – функція фільтрації/воротаря, $U(.) = 1 - G(.)$.

Формалізація функції фільтрації/воротаря $G(S_i)$. Умова у загальному вигляді формула (2) задає лише факт існування порогу допуску, але не розкриває структуру самої функції фільтрації. У реальному середовищі В2М воротар перевіряє не один параметр, а одночасно K незалежних критеріїв, кожен з яких має власний мінімальний поріг.

Пропонується наступна модель багатовимірного порогу допуску τ . Функція воротаря $G(S_i)$ формалізується як добуток K індикаторних функцій:

$$G(S_i) = \prod_{k=1}^K \chi_{0,1} [S_{ik} \geq \tau_k], \quad (3)$$

де, K - кількість критеріїв перевірки воротаря (наприклад, ціна, рейтинг, швидкість API-відповіді, наявність сертифікації); S_{ik} - значення k -го параметру у векторі пропозиції i -го бренду S_i ; τ_k - мінімальний допустимий поріг для k -го критерію, встановлений споживачем або системою безпеки агента; утворює вектор порогів $\tau = (\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_k)$; $\chi_{0,1}$ - індикаторна функція (дорівнює 1 якщо k -й параметр бренду задовольняє мінімальний поріг τ_k , і 0 – якщо ні).

Добуток індикаторів реалізує логіку «AND»: $G(S_i) = 1$ тільки тоді, якщо всі K умов виконані одночасно.

Еквівалентний сумарний запис $\sum \chi = K$ – дає той самий результат, оскільки сума K одиниць можлива лише при повному виконанні всіх умов. Бренд проходить фільтр воротаря тільки якщо всі K умов виконані одночасно з вибірки. Невиконання хоча б однієї умови дає $G(S_i) = 0$, що автоматично виключає бренд із вибірки незалежно від значення $U(S_i|Q)$. Тобто умова допуску бренду до фінального відбору набуває вигляду:

$$\prod_{k=1}^K \chi_{0,1} [S_{ik} \geq \tau_k] = 1. \quad (4)$$

Це є необхідною (але не достатньою) умовою потрапляння бренду до фінальної вибірки, серед якої агент застосовує функцію максимізації формула (1). Достатньою умовою перемоги у відборі є максимальне значення $U(S_i|Q)$ серед усіх брендів, що пройшли фільтр. Це принципово відрізняється від логіки людського вибору, де одна перевага (наприклад, низька ціна) може компенсувати недолік (наприклад, нижчий рейтинг). Таким чином функція воротаря формула (3) набуває операційного вигляду.

Побудуємо модель АЕО. Ефективність АЕО можна представити як ймовірність P того, що дані бренду будуть коректно зчитані та проіндексовані агентом-скаутом:

$$P_{AEO} = f(K_{comp}, \sigma, \omega), \quad (5)$$

де, K_{comp} - повнота структурованих даних (Knowledge completeness, наприклад, JSON-LD); σ - семантична близькість (Semantic similarity) між даними бренду та LLM-моделлю асистента; ω - технічна доступність через API (Latency/Uptime).

Формула (5) пов'язана з іншими елементами моделі таким чином.

По-перше, компонент K безпосередньо визначає повноту вектору пропозиції S_i з формули (1): чим вищий K , тим більше координат вектору S_i заповнені коректними значеннями, тим менша косинусна відстань до вектору потреб Q .

По-друге, компонент σ є обґрунтуванням операційного застосуванням косинусної подібності на етапі підготовки даних бренду до індексації.

По-третє, компонент ω пов'язаний з функцією воротаря $G(S_i)$ з формули (3): технічна доступність API є одним із критеріїв k , для якого встановлено поріг τ_k , що заданий споживачем або системою безпеки агенту.

Таким чином, P_{AEO} виступає як випереджальний індикатор: низьке значення будь-якого компонента сигналізує про ризик виключення бренду ще до етапу застосування функції максимізації формула (1). Зв'язок з цільовою функцією F_{B2M} є прямим: зростання P_{AEO} підвищує ймовірність $P(A_j = Sour)$ через покращення якості вектору S_i , що збільшує сукупний прибуток підприємства через алгоритмічні транзакції.

Розглянемо загальну цільову функцію маркетингу підприємства (F_{B2M}). Для підприємства задача маркетингу в середовищі B2M полягає у знаходженні такого вектору параметрів S^* який максимізує прибуток через успішні алгоритмічні транзакції:

$$F_{B2M} = \sum_{j=1}^M [P(A_j(S) = S_{our}) * (Price - Cost)] \rightarrow \max, \quad (6)$$

де, F_{B2M} - цільова функція маркетингу підприємства в парадигмі B2M. Це сукупний прибуток підприємства, отриманий через усі успішні алгоритмічні транзакції за участю M активних AI-агентів ринку. Стрілка $\rightarrow \max$ означає, що маркетингова стратегія підприємства має бути спрямована на максимізацію цього показника шляхом налаштування вектору пропозиції S , якості АЕО та конкурентності API-офферу. На відміну від класичного маркетингу, де максимізується охоплення аудиторії, у парадигмі B2M максимізується *алгоритмічна привабливість* бренду для автономних агентів; j - порядковий номер конкретного AI-агента, що діє на ринку у даній товарній категорії. Підсумовування ведеться по всій множині агентів від $j = 1$ до $j = M$. Кожен агент j діє від імені окремого споживача, має власний вектор потреб Q_j і незалежно приймає рішення про вибір бренду; M – загальна кількість активних AI-агентів на ринку. Показує розмір ринку в парадигмі B2M, що вимірюється не кількістю людей-покупців, а кількістю автономних агентів, які здійснюють закупівлі у даній категорії за аналізований період. Зростання M відповідає розширенню ринку агентної комерції; $P(A_j(S) = S_{our})$ – ймовірність того, що j -й агент обере саме наш бренд. Ця ймовірність прямо залежить від якості АЕО та конкурентності API-офферу, тобто ймовірність того, що j -й AI-агент у результаті застосування функції вибору $A(S)$ з формули (1) обере саме пропозицію власного підприємства S_{our} серед N конкурентів. Ця ймовірність є центральним об'єктом управління в B2M-маркетингу і оцінюється у рамках моделі дискретного вибору Макфаддена, яка найчастіше реалізована через мультиноміальну логіт-модель (Multinomial Logit - MNL) або умовну логіт-модель (Conditional Logit), є фундаментальним інструментом в економетриці та аналізі даних для

моделювання рішень, коли вибір робиться з декількох альтернатив [14]. Вибір j -го AI-агента розглядається як стохастичний процес, в якому j -й агент обирає бренд i з імовірністю, пропорційною експоненті його детермінованої корисності V_i . Детермінована корисність визначається через функцію відповідності (критерій). Це математичне відображення, яке зіставляє кожному можливому варіанту дії $a \in A$ певне числове значення, що характеризує його результативність. У системах керування або моделях поведінки найкраща дія a^* визначається як відповідність - формула (1). Таке формулювання забезпечує математичну коректність цільової функції F_{B2M} формула (6) та дозволяє кількісно оцінити приріст ймовірності вибору бренду при покращенні окремих параметрів АЕО через аналіз часткових похідних $\partial P / \partial V_i$.

$$P(A_j = S_{our}) = \frac{e^{V_{our}}}{\sum_{i=1}^N e^{V_i}}, \quad (7)$$

де, V_i - детермінована корисність пропозиції i -го бренду, що залежить від якості АЕО, швидкості API та рівня проходження воратарів $G(S_i)$. Операційна апроксимація виконується через метрику ACR, до якої входять *Price* та *Cost*.

Price, це ціна реалізації одиниці товару або послуги. Це - фактична ціна, за якою бренд продає товар або послугу у момент алгоритмічної транзакції. У середовищі B2M *Price* є динамічною змінною, оскільки підприємство застосовує алгоритми динамічного ціноутворення, орієнтовані на миттєві запити агентів-закупівників. *Price* входить до вектору пропозиції S_{our} як одна з координат і одночасно впливає на P через функцію воротаря $G(S_i)$ - якщо *Price* перевищує поріг τ_{price} споживача, агент виключає бренд із вибірки незалежно від інших параметрів. *Cost*, це собівартість одиниці товару або послуги. Це повні витрати підприємства на виробництво та доставку одиниці продукції, включаючи витрати на підтримку API-інфраструктури, АЕО-оптимізацію та забезпечення стійкості до RAG Poisoning (запас ε). Різниця (*Price* – *Cost*) є маржинальним прибутком з однієї транзакції, ініційованої AI-агентом.

Ця модель демонструє, що в парадигмі B2M маркетингу успіх – це не випадковий вибір, а детермінований процес збігу двох векторів: Вектора пропозиції (Бренд) та Вектора потреби (Машина).

1. Вектор потреби машини (Q), це цифровий відбиток ідеального рішення, який сформував AI-агент споживача. Машина шукає відповідність набору числових значень. Наприклад, клієнт каже AI-агенту: «Знайди готель у Львові до 3000грн, з парковкою та сніданком, рейтинг не нижче 4.5». Це означає, що вектор

$$Q: \begin{cases} \text{Ціна: } \leq 3000; \text{ Локація: } Lviv; \text{ Parking: так} = 1; \\ \text{Breakfast: так} = 1; \text{ Rating: } \geq 4.5 \end{cases} \quad (8)$$

Це точка або спрямована лінія в координатах ринку.

2. Вектор пропозиції бренда (S). Це набір фактичних даних, які ваше підприємство передало в мережу через JSON-LD або API. Наприклад: Ваш готель виставив дані:

$$Q: \begin{cases} \text{Ціна: } \leq 2800; \text{ Локація: } Lviv; \text{ Parking: так} = 1; \\ \text{Breakfast: ні} = 0; \text{ Rating: } \geq 4.8 \end{cases} \quad (9)$$

Під час порівняння параметрів (8) та (9) отримуємо, що це ваша позиція в тому самому просторі.

Отже маркетинг перетворюється на інженерну задачу мінімізації "дистанції" між структурованими даними підприємства та алгоритмічними фільтрами агента-споживача. Якщо $dist(S, Q) \rightarrow 0$ то продаж відбувається автоматично. Процес збігу двох векторів детермінований, що означає, що продаж відбудеться неминуче, якщо ви математично точно описали свій продукт і надали ці дані вчасно. У B2M ви не «переконуєте» клієнта, ви «співпадаєте» з його алгоритмічним запитом. Дійсно, випадковості немає. Для оцінки точності вибору AI-агента машина порівнює ці два вектори математично на основі обчислення косинусної подібності (Cosine Similarity). Треба розуміти, що подібність = $1 - \text{відстань}$. Мінімізація косинусної відстані, це $(1 - L(Q, S) \rightarrow \min)$. Даний метод стійкий до відмінностей у масштабах векторів та ефективний при роботі з текстовими та атрибутивними даними у системах машинного навчання. Математично подібність (L -Likeness) визначається як:

$$L(Q, S) = \cos(\theta) = \frac{Q \cdot S}{\|Q\| \times \|S\|}, \quad (10)$$

де, Q - вектор потреб споживача, сформований AI-агентом; S - вектор характеристик бренду, доступний через API або структуровані дані; $\|Q\|$ - евклідова норма (або довжину) вектору Q (норма вектора запиту): це сукупна «вага» або інтенсивність вимог споживача. Вона показує, наскільки багато параметрів задіяв AI-агент при формуванні запиту (наприклад, сукупність вимог до ціни, якості, термінів доставки); $\|S\|$ евклідова норма (або довжину) вектору S (норма вектора бренду): це загальна характеристика пропозиції компанії в

цифровому просторі. Вона відображає насиченість та повноту даних про продукт, які ви надали для машинного зчитування.

На практиці, якщо кут між двома векторами дорівнює 0^0 градусів – це ідеальний збіг (100% релевантність). Якщо кут великий – пропозиція не підходить. Це відбувається наступним чином. Під час пошуку товару/послуги AI-агент виконує сканування, тобто AI-агент споживача «накладає» свій вектор Q на тисячі векторів S різних брендів. Він шукає бренд, у якого «відстань» до ідеалу найменша, тобто виконує обчислення відстані. Якщо ваш готель не вказав у коді (АЕО), що у нього є сніданок (хоча він є насправді), ваш вектор S буде занадто далеко від Q . Машина вас просто «не побачить», навіть якщо ви кращі за конкурентів.

Метрика API-Call Rate (ACR) як операційний вимірник та інструмент управління ефективністю B2M-маркетингу. Якщо косинусна подібність $L(Q, S)$ (з формули 10) описує потенціал вибору бренду агентом, то для практичного маркетингу та управління цифровими взаємодіями необхідна метрика, що вимірює реалізований результат цього вибору у часі. У класичному digital-маркетингу таку функцію виконує CTR (Click-Through Rate) – частка користувачів, що клікнули на оголошення. У середовищі B2M людського кліку не існує, тому пропонується метрика API-Call Rate (ACR), яка дозволяє оцінювати та управляти ефективністю алгоритмічної взаємодії між AI-агентами та цифровими платформами. Математично формалізована метрика ACR має наступний вигляд:

$$ACR_{(j,c,t)} = \frac{\sum_{\tau=1}^T \chi[Call(j, S_{our}, \tau)=1]}{\sum_{i=1}^N \sum_{\tau=1}^T \chi[Call(j, S_i, \tau)=1]} \times 100\% \quad (11)$$

де, j - ідентифікатор конкретного AI-агента споживача, що здійснює пошук у категорії c ; c - товарна категорія (контекст пошуку), в межах якої агент формує вектор потреби Q ; t - момент виміру метрики (фіксований часовий зріз); T - часовий горизонт спостереження (наприклад, $T = 86\,400$ секунд для добового вікна); τ - дискретний момент часу всередині горизонту спостереження, $\tau \in \{1, \dots, T\}$; $\chi[\cdot]$ - індикаторна функція, що приймає значення 1 якщо умова у дужках виконана, і 0 якщо ні; $Call(j, S_i, \tau)$ - бінарна змінна, що дорівнює 1, якщо агент j звернувся до API бренду i у момент τ , і 0 в протилежному випадку; S_{our} – вектор пропозиції власного бренду у семантичному просторі; S_i – вектор пропозиції i -го конкурента, $i \in \{1, \dots, N\}$; N – загальна кількість брендів-конкурентів у категорії c , доступних агенту j через API або структуровані бази даних.

Доцільно показати зв'язок ACR з цільовою функцією F_{B2M} . Чисельник формули 11 - це кількість успішних звернень агента j до власного бренду за період T . Її знаменник - загальна кількість API-звернень агенту j у даній категорії серед усіх N конкурентів за той самий період. Тобто (11) можна представити для розуміння і спрощеному вигляді як:

$$ACR_j = \frac{\text{К-сть успішних API-К-сть звернень } j\text{-го агента до бренду}}{\text{Заг. к-сть API-Заг.к-сть звернень } j\text{-го агента у даній категорії}} \times 100\%. \quad (12)$$

Отже метрика ACR є питомою вагою бренду в алгоритмічній увазі агенту, тоді зв'язок з імовірністю вибору P з цільової функції (6) можна представити:

$$P(A_j = S_{our}) \approx \frac{ACR_{our}}{\sum_{i=1}^N ACR_i}. \quad (13)$$

Формула (13) є емпіричною апроксимацією, що спирається безпосередньо на закон великих чисел, без прямого зв'язку з моделлю MNL. Обґрунтування є таким: за законом великих чисел, при достатньо великому часовому горизонті спостереження T емпірична частота події збігається з її істинною імовірністю. Оскільки ACR_{our} вимірює частку звернень агенту j до власного бренду серед усіх N конкурентів за період T , при $T \rightarrow \infty$ виконується формула (13).

Таким чином, формула (13) є статистично коректною емпіричною оцінкою імовірності вибору бренду та може використовуватися як інструмент управління ефективністю B2M-маркетингу незалежно від конкретної функціональної форми MNL чи будь-якої іншої моделі дискретного вибору. Посилання на MNL у попередньому тексті слід розглядати як ілюстрацію сумісності, а не як безпосереднє виведення формули (13). Для практичного застосування та управління маркетинговими рішеннями достатньо, щоб T перевищував мінімальний горизонт спостереження, при якому дисперсія емпіричної частоти ACR стає прийнятно малою, забезпечуючи достовірність оцінювання поведінки AI-агентів у цифровому середовищі.

Теоретичне обґрунтування формули (13) спирається на закон великих чисел. З формули (11) ACR вимірює емпіричну частку звернень агенту j до власного бренду серед усіх N конкурентів за період T . За законом великих чисел при $T \rightarrow \infty$ формула (13) показує емпіричну частоту звернень, що збігається з істинною імовірністю вибору. Для скінченного T апроксимація формули (13) є статистично коректною оцінкою цієї імовірності за умови, що T є достатньо великим для стабілізації частот – на практиці це відповідає горизонту спостереження, за якого дисперсія ACR між суміжними періодами не перевищує

заданого порогу точності (наприклад, $\pm 1\%$). Таким чином, ринкова частка бренду в середовищі B2M визначається не рекламним охопленням, а питомою вагою його ACR серед усіх конкурентів категорії.

Порівняння CTR та ACR як маркетингових метрик наведено у таблиці 1

Таблиця 1

Порівняння метрик CTR та ACR

Параметр	CTR (B2C/B2B)	ACR (B2M)
Суб'єкт взаємодії	Людина	AI-агент
Одиниця виміру	Кліки/покази	API-звернення/загальна кількість запитів
Що вимірює	Увагу та інтерес	Алгоритмічну релевантність
Вплив реклами	Прямий	Відсутній
Вплив АЕО	Відсутній	Визначальний
Частота оновлення	Години/дні	Мілісекунди / секунди

Таким чином, ACR є операційним KPI B2M-маркетингу: зростання ACR на 1% означає, що вектор бренду S став ближчим до векторів потреб Q більшої кількості агентів, тобто АЕО-оптимізація дала вимірюваний результат. Маркетинговий департамент отримує конкретний показник для моніторингу замість абстрактних понять «релевантності» чи «видимості».

Висновки. Вперше запропоновано операційне визначення метрики API-Call Rate (ACR) як кількісного аналога CTR у середовищі B2M, що дозволяє маркетологам вимірювати ефективність АЕО у реальному часі. На відміну від Gokhale (2025), який описує агентну комерцію якісно, ACR формалізована як вимірюваний KPI з визначеним методом обчислення.

Вперше формалізовано функцію воротаря $G(S_i)$ як добуток індикаторних функцій по K критеріях, що математично описує логіку «жорсткого відсіву» AI-агентів на відміну від компенсаторної логіки людського вибору. Введено конструкт «алгоритмічної стійкості бренду» (Brand Algorithmic Resilience) та формалізовано умову стійкості маркетингової системи B2M до атак типу RAG Poisoning через запас косинусної подібності ε .

Перспективи подальших досліджень. Подальшого вивчення потребують питання перевірки моделі на чутливість до «отруєння» даних, «управління алгоритмічної етики» в B2M-маркетингу та розробка методів захисту від маніпуляцій нейромережами (AI-poisoning), що можуть спотворювати результати вибору автономних агентів. Актуальним залишається вивчення психологічного аспекту делегування людиною права на вибір AI-агентам та трансформація ринку праці для маркетологів у контексті B2M-інженерії. Також потребують деталізації моделі динамічного ціноутворення, орієнтовані на миттєві запити ботів-

закупівників; розробка метрик ефективності B2M маркетингу (заміна Click-Through Rate на API-Call Rate).

Список використаних джерел:

1. Prifti M. (2023). *The Machines Are Buying: Exploring the B2M Business Model* URL: <https://www.linkedin.com/pulse/machines-buying-exploring-b2m-business-model-marios-prifti>
2. Gokhale A. (2025). *Autonomous AI Agents in Online Retail: The Next Leap in Programmatic Media Buying*. International Journal of Scientific Research in Computer Science Engineering and Information Technology DOI:10.32628/CSEIT25112732 URL: https://www.researchgate.net/publication/390326482_Autonomous_AI_Agents_in_Online_Retail_The_Next_Leap_in_Programmatic_Media_Buying, DOI: <https://doi.org/10.32628/CSEIT25112732>
3. Aggarwal G. (2026) *Agentic Commerce: How Autonomous Agents Are Reimagining The Future Of Buying And Trust*. Forbes Technology Council COUNCIL POST Membership (fee-based)/ Jan 08, 2026. URL: <https://www.forbes.com/councils/forbestechcouncil/2026/01/08/agentic-commerce-how-autonomous-agents-are-reimagining-the-future-of-buying-and-trust/>
4. Kraus S., et al. (2022). *Digital transformation in business and management research: An overview of the current status quo/* International Journal of Information Management./ DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2021.102466>, URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0268401221001596>
5. Krasadakis G. (2026) *AI Agents That Shop (and Sell) For You* URL: <https://theinnovationmode.com/the-innovation-blog/agentic-commerce-ai-shopping-agents-guide>
6. Verhoef, P., (2024). *The impact of artificial intelligence on marketing strategy: A review and research agenda*. Journal of the Academy of Marketing Science. DOI: https://www.researchgate.net/publication/379453492_The_Impact_of_Artificial_Intelligence_AI_on_Marketing_Strategy, DOI: <https://doi.org/10.62207/pspbtk28>
7. Rust R. T, Huang Ming-Hui (2025) *The GenAI Future of Consumer Research Open Access*. Journal of Consumer Research, Volume 52, Issue 1, June, 2025, Pages 4–17, DOI: <https://doi.org/10.1093/jcr/ucaf013> , URL: <https://academic.oup.com/jcr/article/52/1/4/8132289>
8. Peter N., et al. *Modern Marketing: AI, Data and Sustainable Engagement*. Accounting & Marketing, Volume 14, Issue 6, ISSN: 2168-9601, URL:

<https://www.hilarispublisher.com/open-access/modern-marketing-ai-data-and-sustainable-engagement.pdf>

9. Spann M., et al. (2025) *Algorithmic pricing: Implications for marketing strategy and regulation*. International Journal of Research in Marketing. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ijresmar.2025.05.001>, URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0167811625000473>

10. Reza M., et al (2024) *Past, present and future of AI in marketing and knowledge management*, VOL. 29 NO. 11 2025, pp. 1-31, Emerald Publishing Limited, JOURNAL OF KNOWLEDGE MANAGEMENT, ISSN 1367-3270, DOI: <https://doi.org/10.1108/JKM-07-2023-0634>, URL: <https://bura.brunel.ac.uk/bitstream/2438/30396/4/FullText.pdf>

11. Dwivedi, Y. K., et al. (2021). Artificial Intelligence (AI): Multidisciplinary Perspectives on Emerging Challenges, Opportunities, and Agenda for Research, Practice and Policy. International Journal of Information Management, 57, Article 101994. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2019.08.002>, URL: <https://www.scirp.org/reference/referencespapers?referenceid=3577244>

12. Sri Vishnu Srinivasa Raja, et al. (2026). *A meta-analysis of the effects of AI agent implementation on customer-level outcomes*. Journal of Business Research, Volume 210, May 2026, 116172, DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2026.116172>, URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0148296326002079>

13. S. M. Fatah Uddin, et al. (2026). Anthropomorphism in AI-Driven Marketing. Encyclopedia of Artificial Intelligence in Marketing. URL: https://link.springer.com/rwe/10.1007/978-3-031-75316-9_50-1

14. Hoffman S.D., G.J. (1988) Duncan Multinomial and conditional logit discrete-choice models in demography. URL: <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/3234576/>

Viktor VYSHNIVSKYI

Doctor of Technical Sciences, Professor,
Head of the Department of Computer Science,
State University of Information and Communication Technologies,
Kyiv, Ukraine

 <https://orcid.org/0000-0003-1923-4344>
vish_vv@ukr.net

Yurii KATKOV

Doctor of Technical Sciences,
Professor of the Department of Computer Science,

State University of Information and Communication Technologies,
Kyiv, Ukraine
 <https://orcid.org/0009-0007-1194-4014>
kyi12kyi12@gmail.com

Anna SOROKA
Candidate of Economic Sciences, Associate Professor,
Head of the Department of Management,
State University of Information and Communication Technologies,
Kyiv, Ukraine
 <https://orcid.org/0000-0002-2305-2589>
a.soroka@duikt.edu.ua

Olha HUSIEVA
Doctor of Economic Sciences, Professor,
Professor of the Department of Management,
State University of Information and Communication Technologies,
Kyiv, Ukraine
 <https://orcid.org/0000-0003-0075-9044>
gusevaoo@ukr.net

ALGORITHMIC CHOICE MANAGEMENT IN B2M MARKETING: FROM COSINE SIMILARITY TO API-CALL RATE

Abstract. *The article is devoted to the conceptualization of a new marketing paradigm – Business-to-Machine (B2M), which emerges as a result of delegating consumer decision-making to autonomous AI agents. This new paradigm replaces the classical B2C (Business-to-Consumer) and B2B (Business-to-Business) models in the context of total digitalization and the transformation of enterprise marketing management systems. The study focuses on identifying the mechanisms of transformation of marketing strategies and customer interaction management – from emotional influence on humans to algorithmic interaction with digital intermediaries. The research applies methods of system analysis to verify the transition from SEO (Search Engine Optimization) to AEO (Answer Engine Optimization).*

A mathematical model of deterministic AI-agent choice based on minimizing the cosine distance between the brand characteristic vector and the consumer needs vector has been developed and substantiated. Special attention is paid to the issues of managing the effectiveness of B2M marketing under conditions of algorithmization of

digital communications. For the first time, the API-Call Rate (ACR) indicator is introduced and mathematically described as a key metric for evaluating and managing the effectiveness of B2M marketing, replacing the traditional Click-Through Rate (CTR).

The research results enable enterprises to adapt their data architecture, improve the management of digital marketing processes, and ensure high brand relevance within the agentic commerce environment. The proposed model minimizes transaction costs and eliminates cognitive biases in the purchasing process, ensuring the transition to a state of market “hyper-efficiency.”

Keywords: *management system, decision, B2M marketing, autonomous AI agents, deterministic selection model, ecosystem, cosine similarity, API-Call Rate, Answer Engine Optimization (AEO).*

Надійшла до редакції: 01.05.2026

Пройшла рецензування: 15.05.2026

Прийнята до друку: 22.05.2026

Опублікована: 29.05.2026