

УДК 339.138:004.8

DOI: <https://doi.org/10.32782/2786-8141/2025-13-20>**Ковальчук С. В.**

доктор економічних наук, професор,
професор кафедри менеджменту, економіки,
статистики та цифрових технологій,
Хмельницький університет управління та права імені Леоніда Юзькова
ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-9535-8678>

Svitlana Kovalchuk

Leonid Yuzkov Khmelnytskyi University of Management and Law

Тягунова З. О.

кандидат економічних наук,
доцент кафедри маркетингу та менеджменту,
Хмельницький кооперативний торговельно-економічний інститут
ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-4508-5453>

Zlata Tiahunova

Khmelnytskyi Cooperative Trade and Economic Institute

Ходак В. В.

здобувач третього (освітньо-наукового) рівня,
Хмельницький кооперативний торговельно-економічний інститут
ORCID: <https://orcid.org/0009-0008-9469-3341>

Vadym Khodak

Khmelnytskyi Cooperative Trade and Economic Institute

АГЕНТНИЙ ШТУЧНИЙ ІНТЕЛЕКТ ЯК ІНСТРУМЕНТ РЕСТРУКТУРИЗАЦІЇ МАРКЕТИНГОВОГО ТЕХНІЧНОГО БОРГУ В УМОВАХ ГІПЕРПЕРСОНАЛІЗАЦІЇ

AGENTIC ARTIFICIAL INTELLIGENCE AS A TOOL FOR RESTRUCTURING MARKETING TECHNICAL DEBT IN THE CONTEXT OF HYPER-PERSONALIZATION

Анотація. У статті здійснено комплексне дослідження проблематики маркетингового технічного боргу (Marketing Technical Debt – MTD) як головного системного бар'єра на шляху впровадження стратегій гіперперсоналізації у сучасному цифровому маркетингу. Актуальність теми обумовлена переосмисленням маркетингової парадигми та її зміною від статичного сегментування у напрямі динамічного управління клієнтським досвідом у реальному часі, що вимагає від підприємств високої технологічної адаптивності. Метою роботи є теоретичне обґрунтування та формування концептуальної моделі використання агентського штучного інтелекту (Agentic AI) та архітектури мультиагентних систем (MAS) як стратегічного інструменту реструктуризації маркетингового технічного боргу. У роботі проведено критичний компаративний аналіз генеративного (GenAI) та агентського штучного інтелекту. Доведено, що генеративний штучний інтелект, як реактивна технологія, не вирішує архітектурних проблем «організаційного гальмування» (organizational drag), натомість агентські системи, завдяки своїй автономності, проактивності та здатності до планування, здатні автоматизувати складні робочі процеси. Наукова новизна дослідження полягає у розробці архітектурної моделі мультиагентної системи для маркетингу, яка базується на принципах «когнітивної модульності». Запропонована модель включає спеціалізованих агентів (збирання даних, прийняття рішень, виконання), об'єднаних центральним оркестратором, що дозволяє інкапсулювати складність застарілих систем без необхідності повної заміни інфраструктури. Вперше описано механізм «Integration as Intent» («Інтеграція як намір»), який демонструє здатність агентів автономно створювати API-конектори, аналізуючи технічну документацію в реальному часі (на прикладі Membrane Agent). Практична цінність роботи полягає у визначенні економічних ефектів впровадження агентних систем, зокрема скорочення часу виходу на ринок (Time-to-Market), зниження витрат на залучення клієнтів (CAC) до 50% та підвищення коефіцієнта конверсії. Окреслено перехід до моделі «Агентної комерції» (Agentic Commerce), де взаємодія відбувається у форматі Agent-to-Agent (A2A), та запропоновано введення «агентів-аудиторів» для нівелювання етичних ризиків. Зроблено висновок, що інтеграція агентського штучного інтелекту є необхідною умовою трансформації маркетингового технічного боргу з операційного тягаря на керований актив.

Ключові слова: маркетинговий технічний борг, агентський штучний інтелект, мультиагентні системи, гіперперсоналізація, генеративний штучний інтелект, автоматизація маркетингу, MarTech, оркестрація даних.

Abstract. The article provides a comprehensive study on the issue of Marketing Technical Debt (MTD) as a primary systemic barrier to implementing hyperpersonalization strategies in modern digital marketing. The relevance of the topic is driven by the fundamental shift in the marketing paradigm from static segmentation to dynamic customer experience management

in real-time, requiring high technological adaptability from enterprises. The aim of the work is to theoretically substantiate and develop a conceptual model for using Agentic AI and Multi-Agent Systems (MAS) architecture as a strategic tool for restructuring MTD. The paper conducts a critical comparative analysis of Generative AI (GenAI) and Agentic AI. It is proven that GenAI, being a reactive technology, does not solve the architectural problems of “organizational drag”, whereas agentic systems, due to their autonomy, proactivity, and planning capabilities, can automate complex workflows. The scientific novelty of the research lies in the development of an architectural model of a Multi-Agent System (MAS) for marketing, based on the principles of “cognitive modularity”. The proposed model includes specialized agents (Data Collection, Decision-Making, Execution) united by a central Orchestrator, allowing for the encapsulation of legacy system complexity without the need for a complete infrastructure replacement (“big bang” migration). The mechanism of “Integration as Intent” is described for the first time, demonstrating the ability of agents to autonomously create API connectors by analyzing technical documentation in real-time (illustrated by the Membrane Agent case). The practical value of the work lies in determining the economic effects of implementing agentic systems, specifically reducing Time-to-Market, lowering Customer Acquisition Costs (CAC) by up to 50%, and increasing conversion rates. The transition to the “Agentic Commerce” model is outlined, where interaction occurs in an Agent-to-Agent (A2A) format, and the introduction of Audit Agents is proposed to mitigate ethical risks, such as algorithmic bias and “digital heroin.” It is concluded that the integration of Agentic AI is a necessary condition for transforming technical debt from an operational burden into a managed asset.

Keywords: Marketing Technical Debt (MTD), Agentic AI, Multi-Agent Systems (MAS), hyperpersonalization, Generative AI, marketing automation, MarTech, data orchestration.

Постановка проблеми. У сучасному цифровому маркетингу відбувається фундаментальний зсув від статичної сегментації аудиторії до стратегій гіперперсоналізації, які передбачають надання індивідуалізованого клієнтського досвіду в реальному часі на основі аналізу великих масивів поведінкових даних [13, с. 2; 22]. Здатність бренду передбачати потреби споживача та реагувати на них миттєво стає ключовим фактором конкурентоспроможності, що вимагає від маркетингових систем високої адаптивності та швидкості обробки інформації.

Проте практична реалізація стратегій гіперперсоналізації наштовхується на системний бар'єр, який у науковій та професійній літературі визначається як маркетинговий технічний борг (Marketing Technical Debt – MTD). MTD виникає внаслідок накопичення застарілих архітектурних рішень, фрагментації даних між ізольованими інструментами та використання жорстких інтеграцій, які не здатні підтримувати динамічний обмін даними [25].

Критичною складовою цієї проблеми є феномен «організаційного гальмування», коли стратегічні ресурси компанії витрачаються не на інновації, а на підтримку життєздатності існуючого «технологічного зоопарку», ручне зведення даних та виправлення помилок у синхронних API-з'єднаннях. Традиційні підходи до інтеграції (наприклад, point-to-point connections або монолітні платформи) створюють залежність, де збій одного компонента може призвести до каскадної відмови всієї системи персоналізації. У таких умовах впровадження нових інструментів лише поглиблює складність системи, замість того щоб вирішувати проблему ефективності.

З появою генеративного штучного інтелекту маркетингові команди отримали потужний інструмент для створення контенту, однак генеративний штучний інтелект залишається переважно реактивною технологією, яка потребує постійного втручання людини та не вирішує архітектурних проблем виконання завдань [1]. Натомість, виникає потреба у переході до агентського штучного інтелекту – автономних систем, здатних планувати, виконувати багатоетапні робочі процеси та приймати рішення без безпосереднього нагляду.

Проблема полягає у відсутності формалізованих архітектурних підходів, які б дозволяли інтегрувати агентні системи в існуючі застарілі інструменти

без необхідності повної заміни інфраструктури, що є фінансово та операційно ризикованим. Наукового обґрунтування потребує питання використання мультиагентних систем як проміжного шару, здатного інкапсулювати складність застарілих систем, забезпечити «когнітивну модульність» та трансформувати некерований технічний борг у контрольований процес модернізації.

Таким чином, актуальним науково-прикладним завданням є розробка моделі використання агентського ШІ для автоматизації інтеграцій та оркестрації даних, що дозволить нівелювати наслідки маркетингового технічного боргу та забезпечити технологічну базу для реалізації стратегій гіперперсоналізації.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Проблематика трансформації маркетингових стратегій під впливом штучного інтелекту перебуває в центрі уваги сучасної наукової спільноти. Значний внесок у дослідження ролі AI для покращення клієнтського досвіду та конверсії зробили такі дослідники, як Т. В. Ієлолу, Е. Е. Агу та Т. І. Іджома [9, с. 2], які довели, що інтеграція ШІ значно підвищує точність таргетування та задоволеність клієнтів. Питання персоналізації маркетингових стратегій у соціальних медіа та їх вплив на наміри покупки ґрунтовно висвітлені у працях Х. Беярі та Т. Хашема [4, с. 3]. Р. Рахман, М. Галіб та ін. [13, с. 2] розглядають ШІ не просто як інструмент ефективності, а як засіб побудови глибших, емпатичних відносин зі споживачем. Фундаментальний зсув від статичної сегментації до динамічної гіперперсоналізації досліджує Л. Н. Г. Коралла [11, с. 21]. У своїй роботі він вводить поняття «динамічного розпізнавання ідентичності» та «екосистем сигнальної розвідки», що є критично важливими для розуміння сучасних вимог до MarTech-архітектур. Останніми роками фокус досліджень зміщується в бік автономних агентних систем (Agentic AI). Теоретичні засади використання автономних агентів ШІ для прецизійного маркетингу та сегментування розробив А. Чіннараджу [6, с. 402], який підкреслив здатність агентів до безперервної оптимізації моделей без нагляду людини. Класифікацію та функціональні можливості різних типів агентів (від простих рефлексних до цілеорієнтованих та навчальних) систематизував Дж. Джозеф [17], наголошуючи на їхній ролі в автоматизації складних робочих процесів. Архітектурні аспекти побудови мультиагентних систем та проблеми

оркестрації розподіленого інтелекту досліджують М. Лю, Т. Ротта, В. Соуза та ін [15, с. 2]. Автори пропонують ієрархічні моделі, де центральний оркестратор координує роботу спеціалізованих агентів, що дозволяє вирішувати проблеми масштабованості та жорсткості традиційних систем. С. Чоуразія [18] детально розглядає робочі процеси та скриті проблеми впровадження агентних архітектур для технічних лідерів. Особливої уваги в контексті технічного боргу заслуговують роботи, присвячені інтероперабельності та стандартизації. А. Ехтешам, А. Сінгх та ін. [8, с. 3] провели ґрунтовний аналіз протоколів взаємодії агентів (таких як MCP, A2A, ANP), які є необхідною умовою для створення масштабованих екосистем та подолання фрагментації інструментів. Проблема «маркетингового технічного боргу» та неефективності роздутих наборів технологій піднімає Д. Смулевич [25], стверджуючи, що без переходу до модульних, ШІ-агностичних архітектур компанії ризикують погонути в операційній неефективності. Питання етики, приватності даних та прозорості алгоритмів у своїх працях піднімають Ш. Бушан, К. Раджпут та Б. Бушан [5, с. 4], а також Р. Храїші та ін. [10, с. 5], які застерігають від ризиків створення адиктивних патернів споживання контенту при використанні генеративного ШІ в реальному часі. К. Маршалл [21] фокусується на важливості прозорості (AI transparency) для побудови довіри користувачів. Незважаючи на значний обсяг досліджень, присвячених окремим аспектам застосування ШІ в маркетингу, питання використання агентського штучного інтелекту саме як інструменту реструктуризації накопиченого маркетингового технічного боргу в умовах гіперперсоналізації залишається недостатньо вивченим, що й зумовлює актуальність цієї роботи.

Метою статті є теоретичне обґрунтування та формування концептуальної моделі використання агентського штучного інтелекту та архітектури мультиагентних систем) як стратегічного інструменту реструктуризації маркетингового технічного боргу. Дослідження спрямоване на вирішення проблеми «організаційного гальмування» та забезпечення технологічної гнучкості підприємств для реалізації стратегій гіперперсоналізації у реальному часі.

Досягненню поставленої мети передувало вирішення таких завдань:

1) концептуалізувати поняття маркетингового технічного боргу (Marketing Technical Debt – MTD) в контексті сучасних вимог до клієнтського досвіду, ідентифікувавши його ключові складові: фрагментацію даних, жорсткість інтеграцій та застарілість монолітних архітектур;

2) провести компаративний аналіз генеративного та агентського штучного інтелекту, визначивши переваги останнього (автономність, проактивність, здатність до планування) для автоматизації складних маркетингових робочих процесів, які виходять за межі створення контенту;

3) розробити архітектурну модель мультиагентної системи (MAS) для маркетингу, що базується на принципах «когнітивної модульності» та включає спеціалізованих агентів (збору даних, прийняття рішень, виконання), об'єднаних центральним оркестратором;

4) дослідити механізми автоматизації інтеграцій «на льоту», продемонструвавши, як агентні технології (на

прикладі інструментів типу Membrane Agent або протоколів на кшталт MCP) здатні автономно аналізувати API документацію та створювати конектори, усуваючи «вузькі місця» обміну даними без залучення значних ресурсів розробників;

5) оцінити вплив впровадження агентних систем на ключові показники ефективності, зокрема на скорочення часу виходу на ринок (Time-to-Market), зниження витрат на підтримку інфраструктури та підвищення точності персоналізації в рамках стратегій Next-Best-Action (NBA).

Об'єктом дослідження є процеси цифрової трансформації маркетингових систем підприємства. Предметом – теоретико-методичні засади та інструментарій застосування агентського штучного інтелекту для оптимізації MarTech-архітектури та управління маркетинговим технічним боргом.

Виклад основного матеріалу. Сучасна парадигма клієнтського досвіду переживає фундаментальний зсув від статичної сегментації до гіперперсоналізації, яка базується на концепції «динамічного розпізнавання ідентичності», де вподобання споживача розглядаються не як фіксовані атрибути, а як постійний контекстуальний потік. Проте практична імплементація таких стратегій у більшості підприємств блокується явищем, яке у фаховій літературі отримало назву Маркетинговий технічний борг (Marketing Technical Debt – MTD).

MTD не слід розглядати виключно як проблему IT-департаменту; це економічна та стратегічна категорія, що відображає вартість і складність, які виникають внаслідок пріоритетизації швидкості впровадження рішень над їхньою архітектурною стійкістю. У маркетинговому контексті цей борг накопичується через десятиліття впровадження розрізаних інструментів, що призводить до фрагментації даних, дублювання функціоналу та критичної залежності від ручних процесів інтеграції.

Найбільш деструктивним проявом MTD є феномен «організаційного гальмування». Він виникає, коли висококваліфіковані маркетологи змушені виконувати роль «технологічних регулювальників», витрачаючи значну частину робочого часу на ручне зведення даних (часто у форматі CSV), узгодження сегментів з інженерними командами та боротьбу з обмеженнями застарілих платформ замість генерації стратегічної цінності. Цей внутрішній опір блокує інновації та збільшує час виходу на ринок (Time-to-Market) для нових кампаній.

В епоху генеративного ШІ проблема MTD загострюється. Спроби інтегрувати новітні ШІ-інструменти поверх фрагментованого набору технологій без вирішення фундаментальних архітектурних проблем призводять до прискореного накопичення боргу. Дослідження показують, що від 20% до 40% технологічного майна організацій кваліфікується як технічний борг, і компанії витрачають 10-20% своїх цифрових бюджетів лише на його обслуговування, а не на розвиток [24].

Специфічним проявом MTD у контексті ШІ є «семантичний борг» – ситуація, коли різні департаменти або інструменти мають неузгоджені визначення «активного клієнта». Коли агенти ШІ вводяться в таке середовище, ці невідповідності можуть призвести до автоматизованого прийняття помилкових рішень

у масштабі, перетворюючи автоматизацію на ризик, а не перевагу.

Таким чином, нівелювання MTD є стратегічним імперативом. Традиційні монолітні архітектури або жорстко пов'язані системи не здатні забезпечити обробку високоентропійних потоків даних у реальному часі. Без переходу до гнучких архітектурних парадигм, здатних інкапсулювати складність та забезпечити автономність компонентів, інвестиції в ШІ-персоналізацію ризикують не окупитися через високу вартість підтримки інфраструктури та операційну неефективність.

Розуміння потенціалу штучного інтелекту в реструктуризації маркетингового технічного боргу вимагає чіткого розмежування між двома фундаментально різними класами технологій: генеративним штучним інтелектом (Generative AI – GenAI) та агентським штучним інтелектом (Agentic AI). Хоча обидва підходи часто використовують великі мовні моделі (LLM) як когнітивне ядро, їхні функціональні цілі та архітектурні принципи кардинально відрізняються [1; 15].

Генеративний ШІ (наприклад, ChatGPT, Claude, Midjourney) функціонує переважно як реактивна система. Його основна мета – створення нового контенту (тексту, зображень, коду) у відповідь на чітко сформульований запит (промпт) користувача. У контексті маркетингу генеративний ШІ виступає як потужний інструмент для автоматизації творчих завдань, проте він залишається пасивним виконавцем, який потребує постійного людського нагляду та ініціації кожної дії. Генеративний ШІ не має «агентності» – здатності самостійно взаємодіяти з навколишнім середовищем, змінювати його стан або виконувати довготривалі завдання без мікроменеджменту. Тому впровадження генеративного ШІ поверх застарілої інфраструктури часто лише збільшує навантаження на персонал, який змушений керувати ще більшою кількістю інструментів, не вирішуючи проблему «організаційного гальмування».

Агентський ШІ (Agentic AI) визначається як клас автономних систем, здатних сприймати середовище, розмірковувати, приймати рішення та виконувати дії для досягнення поставлених цілей з обмеженим наглядом людини або без нього [19; 17]. Ключова відмінність полягає у переході від генерації контенту до автономного виконання завдань та прийняття рішень.

Архітектурно робота агентів базується на циклічній моделі, що включає чотири етапи:

1. Сприйняття (Perception): Агент збирає дані із зовнішніх джерел (CRM, API, веб-сайти) у реальному часі.

2. Міркування та Планування (Reasoning & Planning): Використовуючи LLM як «мозок», агент розбиває складну мету (наприклад, «збільшити конверсію в сегменті X») на послідовність керованих підзадач.

3. Дія (Action): Агент використовує інтегровані інструменти (Tools) для виконання дій – відправлення листа, оновлення бази даних, запуску рекламної кампанії.

4. Навчання та Рефлексія (Learning & Reflection): Агент аналізує результати своїх дій, отримує зворотний зв'язок (наприклад, зміна метрик) і коригує свою поведінку для майбутніх ітерацій.

Для наочності відмінностей між цими технологіями доцільно навести порівняльну характеристику, що демонструє переваги агентського підходу в умовах складних маркетингових екосистем (табл.1).

За прогнозами аналітиків, до кінця 2025 року 50% компаній, що використовують генеративний ШІ, ініціюють пілотні програми з впровадження агентського ШІ. Цей зсув зумовлений потребою в системах, які можуть не просто «писати» маркетингові повідомлення, а «оркеструвати» їх доставку, враховуючи тисячі змінних у реальному часі, що є критичним для подолання обмежень статичних, фрагментованих MarTech-стеків. Агенти стають проміжним шаром, що з'єднує розрізнені дані та процеси, фактично виступаючи «клеєм» для реструктуризації технічного боргу без необхідності повної заміни успадкованих систем [19].

Для подолання архітектурної жорсткості застарілих MarTech-стеків та реалізації стратегій гіперперсоналізації необхідний перехід до моделі мультиагентних систем (MAS). На відміну від одноагентних систем, де єдина модель намагається виконувати всі функції (що призводить до «вузьких місць» продуктивності та складності управління), MAS розподіляє навантаження між спеціалізованими автономними сутностями [20; 14]. Цей підхід реалізує принцип «когнітивної модульності», дозволяючи системі масштабуватися горизонтально та забезпечувати стійкість: збій одного агента не призводить до колапсу всієї маркетингової інфраструктури.

В основі MAS лежить декомпозиція складних маркетингових процесів на атомарні завдання, які виконуються спеціалізованими агентами. У сучасній науковій літературі та практичних реалізаціях (наприклад, фреймворки MAAMS та PAG) виділяють три ключові категорії агентів, що формують замкнений цикл управління маркетингом:

Таблиця 1 – Порівняльна характеристика генеративного та агентського штучного інтелекту в маркетингових екосистемах

Характеристика	Генеративний ШІ (GenAI)	Агентський ШІ (Agentic AI)
Режим роботи	Реактивний: діє у відповідь на промпт.	Проактивний: ініціює дії на основі цілей та змін середовища.
Основна функція	Створення контенту та розпізнавання патернів.	Автономне прийняття рішень та виконання багатетапних процесів.
Взаємодія з інструментами	Обмежена (зазвичай вимагає плагінів або втручання людини).	Глибока інтеграція через API для маніпуляцій із зовнішніми системами.
Пам'ять та контекст	Зазвичай обмежується сесією (context window).	Підтримує довготривалу пам'ять та стан виконання завдань.

Джерело: сформовано авторами

1) агенти сприйняття та збирання даних (Data Collection & Perception Agents). Ці агенти відповідають за безперервний моніторинг середовища та агрегацію мультимодальних даних. Наприклад, у системі MAAMS (Multimodal Adgentic Advertisement Market Survey) [18, с. 4] використовуються спеціалізовані Text Agents для аналізу настроїв у пошукових системах, Image Agents для оцінки візуальної ідентичності бренду в соціальних мережах та Finance Agents для відстеження ринкових показників. Вони трансформують неструктуровані дані у структуровані висновки, вирішуючи проблему фрагментації даних, яка є складовою технічного боргу;

2) агенти прийняття рішень та планування (Decision-Making & Planning Agents). Ці агенти є «мозком» системи, який використовує отримані дані для формування стратегій. До цієї категорії належать цілеорієнтовані агенти (Goal-Based Agents), які планують дії для досягнення конкретних KPI (наприклад, підвищення конверсії), та агенти, що навчаються (Learning Agents), які адаптують свої стратегії на основі зворотного зв'язку [23]. Вони здатні розбивати складні цілі (наприклад, «збільшити продажі в сегменті X») на послідовність підзавдань без втручання людини;

3) агенти виконання (Execution Agents). Ці агенти реалізують затверджені дії у зовнішньому середовищі. Прикладом є Social Media Agent, який автоматично адаптує та публікує контент на платформах Twitter чи Instagram, або Adv Curator Agent, що створює персоналізовані рекламні повідомлення. Використання спеціалізованих агентів виконання дозволяє ізолювати логіку взаємодії з конкретними API, що значно спрощує підтримку інтеграцій при зміні зовнішніх платформ.

Критичним елементом архітектури MAS є оркестратор (Orchestrator). Це центральний координаційний компонент, який керує потоком запитів, маршрутизує завдання до відповідних агентів-експертів та підтримує контекст взаємодії. Оркестратор вирішує проблему «організаційного гальмування», автоматизуючи координацію між різними функціональними блоками. У складних сценаріях може використовуватися ієрархічна структура, де Агент-Супервізор (Supervisor Agent) декомпозує завдання високого рівня та делегує їх підлеглим агентам, синтезуючи їхні відповіді в єдиний результат. Наприклад, при запиті на створення персоналізованої кампанії, оркестратор залучає агентів для аналізу профілю клієнта, генерації контенту та вибору каналу комунікації, забезпечуючи передачу контексту між ними. Така архітектура дозволяє впроваджувати нові інструменти або замінювати окремих агентів без необхідності перебудови всієї системи, що є ключовим фактором реструктуризації технічного боргу.

Ключовим бар'єром у боротьбі з маркетинговим технічним боргом є складність та крихітність API-інтеграцій. Традиційний підхід вимагає від розробників вивчення документації кожного сервісу (CRM, email-провайдерів, аналітичних платформ) та написання спеціалізованого коду для кожного з'єднання. Цей процес є дорогим, повільним і створює нові шари залежностей, які згодом перетворюються на борг. Рішенням стає нова парадигма «Integration as Intent» («інтеграція як намір»), де агентні системи автоматично будують необхідні з'єднання на основі декларативних запитів користувача.

Приклад: Реалізація сценарію гіперперсоналізації за допомогою Membrane Agent.

Розглянемо практичну реалізацію цієї концепції на прикладі інструменту Membrane Agent від Membrane Inc. [3], який дозволяє AI-агентам автономно створювати, тестувати та підтримувати інтеграції, читаючи технічну документацію API у реальному часі.

У цьому сценарії маркетолог ставить завдання не інженерам, а Основному Агенту-Оркестратору у формі природної мови:

«Проведи збагачення даних та первинний аутріч для нових лідів: знайди в HubSpot контакти без історії комунікації, доповни їхні профілі інсайтами з LinkedIn, онови CRM та надішли кожному персоналізований вступний лист через Gmail».

Розглянемо архітектуру виконання запропонованого завдання:

1. Декомпозиція наміру: Основний агент аналізує запит і розбиває його на ланцюжок дій (Chain of Thought): отримання даних -> збагачення даних -> оновлення CRM -> генерація контенту -> розсилка.

2. Динамічна побудова інтеграцій: Замість використання жорстко закодованих конекторів, Основний агент викликає спеціалізований Membrane Agent. Останній автономно звертається до API документації Hubspot та Gmail, аналізує кінцеві точки (endpoints) та автентифікаційні вимоги, і «на льоту» будує робочі інтерфейси для витягування «холодних» контактів та відправки листів.

3. Збагачення даних (Data Enrichment): Для етапу збору інформації Основний агент залучає інструмент AI Websearch (наприклад, Perplexity.AI або аналогічний search-tool), який сканує відкриті джерела та професійні мережі, формуючи розширений профіль клієнта (інтереси, останні публікації, зміни в кар'єрі).

4. Виконання та зворотний зв'язок: Збагачені дані передаються назад у CRM через згенерований конектор, після чого агент-копірайтер створює гіперперсоналізований текст листа, а агент виконання ініціює відправку через Gmail API.

Використання агентних моделей для побудови інтеграцій забезпечує радикальне підвищення економічної ефективності таких маркетингових операцій, як:

– скорочення Time-to-Market: Інтеграції, які традиційно займали тижні розробки, реалізуються за хвилини ("5 minutes, not 5 weeks") [24]. Це дозволяє маркетинговим командам миттєво тестувати гіпотези без залучення IT-департаменту;

– доступність гіперперсоналізації для малого та середнього бізнесу: Зниження бар'єра входу дозволяє компаніям з невеликим бюджетом впроваджувати стратегії рівня Enterprise. Малі підприємства можуть автоматизувати складні ланцюжки взаємодії, досягаючи зростання конверсії до 35% без утримання штату розробників;

– нівелювання технічного боргу: Агентні інтеграції діють як «абстрактний шар» над застарілими системами. Вони дозволяють взаємодіяти з legacy-інфраструктурою через динамічні інтерфейси, не вимагаючи її негайної модернізації чи рефакторингу. Це усуває «організаційне гальмування», дозволяючи бізнесу залишатися гнучким навіть за наявності застарілого бекенду.

Такий підхід трансформує роль маркетолога з «координатора технічних завдань» на «архітектора досвіду», де обмеженням стає лише стратегічне бачення, а не технічна реалізація.

Впровадження архітектури мультиагентних систем (MAS) для нівелювання маркетингового технічного боргу виходить за межі суто технологічної оптимізації. Воно трансформує економічну модель маркетингу, переходячи від витратного управління кампаніями до автономної генерації цінності.

Емпіричні дані свідчать, що перехід до агентних моделей забезпечує квантовий стрибок у ключових бізнес-показниках. Організації, що впровадили AI-агентів для персоналізації взаємодії, фіксують зростання коефіцієнта конверсії до 396% та збільшення середнього чека (AOV) на 29% [12]. Стратегічна гіперперсоналізація, реалізована агентами, дозволяє скоротити витрати на залучення клієнтів (CAC) до 50%, оскільки алгоритми автономно відсіюють нерелевантні сегменти та оптимізують бюджет у реальному часі [19].

З точки зору управління технічним боргом, критичним є вплив на операційну ефективність. Команди, що використовують агентні інструменти для планування контенту та оркестровки кампаній, демонструють зростання продуктивності до 67%. Це досягається шляхом усунення ручних процесів узгодження даних та автоматизації рутинних завдань, що раніше становили значну частину «організаційного гальмування».

Архітектурна гнучкість MAS відкриває шлях до нового феномену – «агентної комерції», де взаємодія відбувається не між брендом і споживачем, а між AI-агентом бренду та персональним AI-агентом споживача. У цій парадигмі маркетингова стратегія зміщується від переконання людини до проектування систем, здатних вести переговори з алгоритмами покупця (Agent-to-Agent communication – A2A). Ритейлери, що адаптують свої системи до протоколів A2A, вже повідомляють про підвищення коефіцієнтів конверсії до 20% завдяки здатності агентів миттєво обробляти транзакційні запити без емоційного тертя.

Висока ефективність агентних систем у гіперперсоналізації породжує нові етичні ризики, які вимагають архітектурних рішень. Скорочення циклу зворотного зв'язку до секунд у поєднанні з генеративним контентом, що адаптується «на льоту», створює ризик виникнення «цифрового героїну» – контенту, що експлуатує дофамінові петлі користувачів [10, с. 5] для максимізації залученості на шкоду їхньому добробуту.

Для управління цими ризиками та забезпечення відповідності регуляторним нормам (GDPR, AI Act), архітектура MAS повинна включати спеціалізованих Агенти-Аудитори (Audit Agents) або Агенти Етичного Моніторингу, вони складаються з наступних компонентів:

1. Моніторинг упередженості, що дозволяє проаналізувати рішення агентів-оптимізаторів на предмет дискримінації та алгоритмічної упередженості перед виконанням дій.

2. Пояснюваність, що дозволяє використати методи SHAP (SHapley Additive exPlanations) про ціноутворення або рекомендацію.

3. Ізоляція даних, застосування цього підходу забезпечує обробку чутливих (персональних) даних локально в межах спеціалізованих агентів, мінімізуючи ризик витоку та порушення приватності.

Таким чином, мультиагентна архітектура не лише вирішує проблему технічного боргу, але й створює фундамент для стійкої, етичної та економічно ефективної моделі маркетингу майбутнього.

Висновки. Проведене дослідження дозволяє стверджувати, що інтеграція агентського ШІ інтелекту (Agentic AI) та архітектури мультиагентних систем (MAS) є не просто черговим етапом автоматизації, а фундаментальною зміною парадигми управління маркетинговими технологіями. Цей перехід є критично необхідним для подолання маркетингового технічного боргу (MTD), який наразі блокує здатність підприємств до реалізації стратегій гіперперсоналізації у реальному часі.

За результатами аналізу можна сформулювати наступні ключові висновки:

1. Архітектурне вирішення технічного боргу. Традиційні монолітні системи створюють «організаційне гальмування» через жорсткі зв'язки та фрагментацію даних. Впровадження MAS дозволяє реалізувати принцип «когнітивної модульності», де спеціалізовані агенти (збору даних, прийняття рішень, виконання) функціонують автономно, але скоординовано. Це дозволяє інкапсулювати складність застарілих систем, створюючи гнучкий адаптивний шар, що поступово нівелює накопичений технічний борг без ризикованої повної заміни платформи.

2. Економічна ефективність та ROI. Перехід від реактивного Генеративного ШІ до проактивного Агентського ШІ забезпечує вимірюваний економічний ефект. Агентні системи здатні скоротити витрати на залучення клієнтів (CAC) до 50% та підвищити конверсію до 396% у сценаріях персоналізованої взаємодії. Автоматизація інтеграцій через підхід «Integration as Intent» радикально зменшує час виходу на ринок (Time-to-Market), дозволяючи маркетинговим командам тестувати гіпотези за хвилини, а не тижні.

3. Еволюція до «Агентної Комерції» (Agentic Commerce). Дослідження вказує на неминучість переходу до моделі Agent-to-Agent (A2A), де взаємодія відбувається між AI-агентом бренду та персональним AI-агентом споживача. Це вимагає від компаній перегляду своїх стратегій: від переконання людини до оптимізації алгоритмів для взаємодії з іншими машинами, що стає новим фронтіром конкурентної боротьби.

4. Етичні імперативи та управління ризиками. Масштабування агентних систем несе в собі серйозні ризики, зокрема феномен «цифрового героїну» – створення гіперперсоналізованого контенту, що викликає адиктивну поведінку. Для забезпечення сталого розвитку необхідна інтеграція механізмів Explainable AI та суворе дотримання регуляторних норм (GDPR, AI Act). Архітектура майбутнього повинна включати спеціалізованих агентів-аудиторів, які гарантують, що автономність системи не порушує етичних кордонів та прав споживачів.

Підсумовуючи, агентні системи надають бізнесу інструментарій для перетворення технічного боргу з «гальма інновацій» на керований операційний актив. Успіх у новій маркетинговій реальності залежатиме не лише від технологічної спроможності розгорнути агентів, але й від здатності вибудувати стратегію, де автономія машин гармонійно поєднується зі стратегічним баченням та етичною відповідальністю людини.

Бібліографічний список:

1. Agentic AI vs. Generative AI. IBM. 2025. February 11. URL: <https://www.ibm.com/think/topics/agentic-ai-vs-generative-ai>
2. AI Agents in Marketing: What They Are, Why They Matter, and How to Prepare. LiveRamp. URL: <https://liveramp.com/blog/ai-agents-in-marketing>
3. AI for product integrations. Membrane. URL: <https://getmembrane.com/>
4. Beyari H., Hashem T. The Role of Artificial Intelligence in Personalizing Social Media Marketing Strategies for Enhanced Customer Experience. *Behavioral Sciences*. 2025. Vol. 15. № 5. DOI: <https://doi.org/10.3390/bs15050700>
5. Booshan S., Rajput K. G., Booshan B. M. S. Harnessing Artificial Intelligence for Sustainable Marketing: A Conceptual Framework Integrating Consumer Analytics, Personalization, and Ethical Imperatives. 2025. DOI: <https://doi.org/10.10399/ES.2025515619>
6. Chinnaraju A. AI-powered consumer segmentation and targeting: A theoretical framework for precision marketing by autonomous (Agentic) AI. *International Journal of Science and Research Archive*. 2025. Vol. 14. № 2. P. 401–424. DOI: <https://doi.org/10.30574/ijrsra.2025.14.2.0370>
7. Das A. B., Sakib S. K. Unveiling and Mitigating Bias in Large Language Model Recommendations: A Path to Fairness. arXiv. 2024. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2409.10825>
8. Ehtesham A. et al. A survey of agent interoperability protocols: Model Context Protocol (MCP), Agent Communication Protocol (ACP), Agent-to-Agent Protocol (A2A), and Agent Network Protocol (ANP). arXiv. 2025. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2505.02279>
9. Iyelolu T., Agu E., Ijomah T. Leveraging Artificial Intelligence for Personalized Marketing Campaigns to Improve Conversion Rates. 2024. P. 253–270.
10. Khraishi R. et al. Real-Time Hyper-Personalized Generative AI should be Regulated to Prevent the Rise of. *Social Science Research Network*. 2025. DOI: <https://doi.org/10.2139/ssrn.5666192>
11. Koralla L. N. G. Hyper-personalization: Transforming digital experiences through advanced data analytics and AI. *World Journal of Advanced Engineering Technology and Sciences*. 2025. Vol. 15. № 1. P. 333–345. DOI: <https://doi.org/10.30574/wjaets.2025.15.1.0219>
12. Oluwatoni O. AI Marketing Case Studies: 10 Real Examples, Results & Tools. *Visme*. 2025. October 11. URL: <https://visme.co/blog/ai-marketing-case-studies/>
13. Rahman R. et al. The AI Advantage: Revolutionizing Personalization in Digital Marketing. *Business and Social Sciences*. 2025. Vol. 3. № 1. P. 1–9. DOI: <https://doi.org/10.25163/business.3110281>
14. Souza V. Designing Multi-Agent Intelligence. Microsoft for Developers. 2025. August 20. URL: <https://developer.microsoft.com/blog/designing-multi-agent-intelligence>
15. Srinivas S. S. et al. Agentic Multimodal AI for Hyperpersonalized B2B and B2C Advertising in Competitive Markets: An AI-Driven Competitive Advertising Framework. arXiv. 2025. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2504.00338>
16. The Difference Between AI Agents and Traditional AI Models. DEV Community. 2025. February 18. URL: https://dev.to/abhishkekjaiswal_4896/the-difference-between-ai-agents-and-traditional-ai-models-1aj
17. Types of AI Agents in Marketing: A Comprehensive Guide. CleverTap. 2025. October 8. URL: <https://clevertap.com/blog/types-of-ai-agents-in-marketing/>
18. Unlocking AI Agents: Architecture, Workflows, and Pitfalls for Technical Leaders. DEV Community. 2025. September 20. URL: https://dev.to/satyam_chourasiya_99ea2e4/unlocking-ai-agents-architecture-workflows-and-pitfalls-for-technical-leaders-4a57
19. What are AI Agents? – Agents in Artificial Intelligence Explained. AWS. URL: <https://aws.amazon.com/what-is/ai-agents/>
20. What is a multi-agent system in AI? Google Cloud. URL: <https://cloud.google.com/discover/what-is-a-multi-agent-system>
21. What is AI transparency? A comprehensive guide. Zendesk. 2024. January 18. URL: <https://www.zendesk.com/blog/ai-transparency/>
22. What is Hyper-personalization? IBM. 2025. January 31. URL: <https://www.ibm.com/think/topics/hyper-personalization>
23. What is reinforcement learning? IBM. 2024. March 25. URL: <https://www.ibm.com/think/topics/reinforcement-learning>
24. Why AI Coding Agents Suck At Product Integrations And How Membrane Fixes This. HackerNoon. URL: <https://hackernoon.com/why-ai-coding-agents-suck-at-product-integrations-and-how-membrane-fixes-this>
25. Your Martech stack is already broken. GenAI is about to prove it. Jellyfish. URL: <https://www.jellyfish.com/en-us/blog/your-martech-stack-is-already-broken.-genai-is-about-to-prove-it/>

References:

1. Agentic AI vs. Generative AI. (2025, February 11). IBM. Available at: <https://www.ibm.com/think/topics/agentic-ai-vs-generative-ai>
2. AI Agents in Marketing: What They Are, Why They Matter, and How to Prepare. (n.d.). LiveRamp. Available at: <https://liveramp.com/blog/ai-agents-in-marketing>
3. AI for product integrations. (n.d.). Membrane. Available at: <https://getmembrane.com/>
4. Beyari, H., & Hashem, T. (2025). The Role of Artificial Intelligence in Personalizing Social Media Marketing Strategies for Enhanced Customer Experience. *Behavioral Sciences*, no. 15 (5). DOI: <https://doi.org/10.3390/bs15050700>
5. Booshan, S., Rajput, K. G., & Booshan, B. M. S. (2025). Harnessing Artificial Intelligence for Sustainable Marketing: A Conceptual Framework Integrating Consumer Analytics, Personalization, and Ethical Imperatives. DOI: <https://doi.org/10.10399/ES.2025515619>
6. Chinnaraju, A. (2025). AI-powered consumer segmentation and targeting: A theoretical framework for precision marketing by autonomous (Agentic) AI. *International Journal of Science and Research Archive*, no. 14 (2), pp. 401–424. DOI: <https://doi.org/10.30574/ijrsra.2025.14.2.0370>
7. Das, A. B., & Sakib, S. K. (2024). Unveiling and Mitigating Bias in Large Language Model Recommendations: A Path to Fairness (arXiv:2409.10825). arXiv. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2409.10825>
8. Ehtesham, A., et al. (2025). A survey of agent interoperability protocols: Model Context Protocol (MCP), Agent Communication Protocol (ACP), Agent-to-Agent Protocol (A2A), and Agent Network Protocol (ANP) (arXiv:2505.02279). arXiv. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2505.02279>
9. Iyelolu, T., Agu, E., & Ijomah, T. (2024). Leveraging Artificial Intelligence for Personalized Marketing Campaigns to Improve Conversion Rates. Pp. 253–270.

10. Khraishi, R., et al. (2025). Real-Time Hyper-Personalized Generative AI should be Regulated to Prevent the Rise of (SSRN Scholarly Paper No. 5666192). SSRN. DOI: <https://doi.org/10.2139/ssrn.5666192>
11. Koralla, L. N. G. (2025). Hyper-personalization: Transforming digital experiences through advanced data analytics and AI. *World Journal of Advanced Engineering Technology and Sciences*, no. 15 (1), pp. 333–345. DOI: <https://doi.org/10.30574/wjaets.2025.15.1.0219>
12. Oluwatoni, O. (2025, October 11). AI Marketing Case Studies: 10 Real Examples, Results & Tools. Visme. Available at: <https://visme.co/blog/ai-marketing-case-studies/>
13. Rahman, R., et al. (2025). The AI Advantage: Revolutionizing Personalization in Digital Marketing. *Business and Social Sciences*, no. 3 (1), pp. 1–9. DOI: <https://doi.org/10.25163/business.3110281>
14. Souza, V. (2025, August 20). Designing Multi-Agent Intelligence. Microsoft for Developers. Available at: <https://developer.microsoft.com/blog/designing-multi-agent-intelligence>
15. Srinivas, S. S., et al. (2025). Agentic Multimodal AI for Hyperpersonalized B2B and B2C Advertising in Competitive Markets: An AI-Driven Competitive Advertising Framework (arXiv:2504.00338). arXiv. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2504.00338>
16. The Difference Between AI Agents and Traditional AI Models. (2025, February 18). DEV Community. Available at: https://dev.to/abhishekjaiswal_4896/the-difference-between-ai-agents-and-traditional-ai-models-1aj
17. Types of AI Agents in Marketing: A Comprehensive Guide. (2025, October 8). CleverTap. Available at: <https://clevertap.com/blog/types-of-ai-agents-in-marketing/>
18. Unlocking AI Agents: Architecture, Workflows, and Pitfalls for Technical Leaders. (2025, September 20). DEV Community. Available at: https://dev.to/satyam_chourasiya_99ea2e4/unlocking-ai-agents-architecture-workflows-and-pitfalls-for-technical-leaders-4a57
19. What are AI Agents? – Agents in Artificial Intelligence Explained. (n.d.). AWS. Available at: <https://aws.amazon.com/what-is/ai-agents/>
20. What is a multi-agent system in AI? (n.d.). Google Cloud. Available at: <https://cloud.google.com/discover/what-is-a-multi-agent-system>
21. What is AI transparency? A comprehensive guide. (2024, January 18). Zendesk. Available at: <https://www.zendesk.com/blog/ai-transparency/>
22. What is Hyper-personalization? (2025, January 31). IBM. Available at: <https://www.ibm.com/think/topics/hyper-personalization>
23. What is reinforcement learning? (2024, March 25). IBM. Available at: <https://www.ibm.com/think/topics/reinforcement-learning>
24. Why AI Coding Agents Suck At Product Integrations And How Membrane Fixes This. (n.d.). HackerNoon. Available at: <https://hackernoon.com/why-ai-coding-agents-suck-at-product-integrations-and-how-membrane-fixes-this>
25. Your Martech stack is already broken. GenAI is about to prove it. (n.d.). Jellyfish. Available at: <https://www.jellyfish.com/en-us/blog/your-martech-stack-is-already-broken.-genai-is-about-to-prove-it/>

Стаття отримана: 18.11.2025

Стаття прийнята: 09.12.2025

Стаття опублікована: 26.12.2025