

ГНУЧКІСТЬ УПРАВЛІННЯ ВЗАЄМОВІДНОСИНАМИ З КЛІЄНТАМИ В КОНТЕКСТІ ВЕЛИКИХ ДАНИХ І ТЕХНОЛОГІЙ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ ТА МАШИННОГО НАВЧАННЯ ЯК ЧИННИК ПІДВИЩЕННЯ КЛІЄНТСЬКОЇ ЦІННОСТІ ТА СТАЛОГО РОЗВИТКУ СУСПІЛЬСТВА ЗНАНЬ

Назар Глинський¹, Ярина Яричевська²

Опубліковано	Секція	УДК
30.01.2026	Менеджмент	339.138:004.8

DOI: <https://doi.org/10.5281/zenodo.20489785>

Анотація. У статті здійснено теоретичне обґрунтування підвищення гнучкості управління взаємовідносинами з клієнтами в умовах використання великих даних, штучного інтелекту (ШІ, англ. artificial intelligence, AI) та машинного навчання (МН, англ. machine learning, ML). Показано, що перехід від кодоцентричної логіки розробки програмного забезпечення до даноцентричної логіки інтелектуальних рішень змінює критерії результативності, архітектуру процесів і механізми контролю. У центрі уваги постає не лише створення програмного функціоналу, а й якість даних, стабільність моделей, етичність використання інформації та здатність організації швидко адаптувати клієнтські пропозиції до змін поведінки споживачів. Обґрунтовано, що специфіка проектів ШІ/МН полягає в імовірнісній природі результату, експериментальному характері розробки, залежності від зовнішніх джерел даних, ризиках упередженості вибірок і деградації якості моделей у часі. За таких умов гнучкі методики управління виконують передусім комунікаційно-координаційну функцію: вони забезпечують регулярний зворотний зв'язок, прозорість пріоритетів і швидку перевірку гіпотез, але потребують доповнення практиками управління даними, експериментами та експлуатаційною стабільністю моделей. Запропоновано багаторівневу архітектуру управління, яка синхронізує проектно-організаційний, процесний та операційно-інженерний рівні реалізації інтелектуальних рішень. У підсумку доведено, що підвищення гнучкості управління взаємовідносинами з клієнтами на основі великих даних і технологій ШІ/МН є не лише інструментальною зміною управлінських практик, а й методологічним зсувом, спрямованим на формування динамічної клієнтської цінності, інституційної довіри та відповідального розвитку суспільства знань. Окрему увагу приділено ролі операцій машинного навчання, управління портфелем моделей та операцій з даними у підтриманні безперервної якості клієнтського досвіду. Показано, що ефективність таких рішень має оцінюватися не тільки за технічними метриками точності, а й за здатністю зменшувати управлінську невизначеність, підтримувати довіру стейкхолдерів і забезпечувати соціально прийнятне використання інтелектуальних технологій.

¹ Назар Глинський, д.е.н., доцент, зав. каф. маркетингу і логістики, НУ «Львівська політехніка», ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-4143-1387>.

² Ярина Яричевська, НУ «Львівська політехніка», ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-9948-8621>.

Ключові слова: клієнтська цінність, управління взаємовідносинами з клієнтами, гнучкість управління, штучний інтелект, машинне навчання, великі дані.

CUSTOMER RELATIONSHIP MANAGEMENT FLEXIBILITY IN THE CONTEXT OF BIG DATA, ARTIFICIAL INTELLIGENCE AND MACHINE LEARNING TECHNOLOGIES AS A FACTOR IN INCREASING CUSTOMER VALUE AND SUSTAINABLE DEVELOPMENT OF THE KNOWLEDGE SOCIETY

Annotation. The article provides a theoretical justification for increasing customer relationship management flexibility under the use of big data, artificial intelligence (AI), and machine learning (ML). It is shown that the transition from a code-centric logic of software development to a data-centric logic of intelligent solutions changes performance criteria, process architecture, and control mechanisms. The focus shifts from the creation of software functionality alone to data quality, model stability, ethical use of information, and the organization's ability to quickly adapt customer offers to changes in consumer behavior. The study substantiates that AI/ML projects are specific because of the probabilistic nature of their results, the experimental character of development, dependence on external data sources, risks of sample bias, and degradation of model quality over time. Under such conditions, flexible management methods primarily perform a communication and coordination function: they provide regular feedback, transparency of priorities, and rapid hypothesis testing, but require supplementation by practices of data management, experiment management, and operational stability of models. A multi-level management architecture is proposed that synchronizes the project-organizational, process, and operational-engineering levels of implementing intelligent solutions. As a result, the article proves that increasing customer relationship management flexibility based on big data and AI/ML technologies is not merely an instrumental change in management practices, but a methodological shift aimed at creating dynamic customer value, institutional trust, and responsible development of the knowledge society. Special attention is paid to the role of machine learning operations, model portfolio management, and data operations in maintaining the continuous quality of customer experience. The article shows that the effectiveness of such solutions should be assessed not only by technical accuracy metrics, but also by their ability to reduce managerial uncertainty, support stakeholder trust, and ensure the socially acceptable use of intelligent technologies.

Keywords: customer value, customer relationship management, management flexibility, artificial intelligence, machine learning, big data.

Вступ

Стрімкий розвиток технологій штучного інтелекту та машинного навчання зумовлює переосмислення усталених підходів до управління взаємовідносинами з клієнтами. Великі масиви даних створюють можливість оперативно виявляти зміни у поведінці споживачів, прогнозувати їхні потреби, персоналізувати комунікації та швидше коригувати ціннісну пропозицію. Водночас ця можливість не реалізується автоматично: вона потребує такої управлінської моделі, яка поєднує маркетингову логіку клієнтоорієнтованості, аналітику даних, інженерну підтримку моделей і механізми етичної відповідальності.

Специфіка проектів ШІ/МН полягає в тому, що результат залежить не лише від програмного коду, а й від якості, повноти, актуальності та репрезентативності даних. На відміну від класичної розробки програмного забезпечення (ПЗ), де результат роботи функції можна відносно чітко перевірити тестами, інтелектуальні моделі працюють з імовірнісними результатами. Їхня якість може змінюватися через дрейф даних, появу нових поведінкових патернів клієнтів, зміну каналів надходження інформації або накопичення прихованих упереджень у вибірках. Тому традиційні інструменти

планування, оцінювання прогресу й контролю завершеності робіт не завжди дають адекватне уявлення про реальний стан таких проєктів.

У цьому контексті проблема дослідження полягає не лише в адаптації гнучких методик до середовища ШІ/МН, а передусім у з'ясуванні того, як великі дані та інтелектуальні технології можуть підвищувати гнучкість управління взаємовідносинами з клієнтами. Йдеться про здатність організації швидко перетворювати інформацію про клієнта на релевантні рішення, підтримувати стабільність і пояснюваність моделей, запобігати етичним ризикам та забезпечувати довгострокову клієнтську цінність. Відсутність інтегрованої управлінської архітектури, яка поєднує роботу з даними, експериментами, моделями та клієнтськими процесами, обмежує спроможність організацій діяти гнучко й відповідально в цифровому середовищі.

Проблематика трансформації економіки в умовах цифровізації та становлення суспільства знань посідає важливе місце в сучасних наукових дослідженнях. Теоретико-концептуальні засади переходу від інформаційного до «smart-суспільства» розкрито у працях В. Г. Воронкової, Т. П. Романенко, Р. Андрюкайтене, які акцентують увагу на зростанні ролі інтелектуальних технологій, цифрових інфраструктур та інноваційних екосистем у розвитку сучасного світу [1]. Питання економіки знань та її стратегічного значення для України досліджували В. М. Геєць, В. П. Александрова, Ю. М. Бажал, М. С. Данько, В. В. Дем'яненко, обґрунтовуючи необхідність переходу до моделі, у якій знання та інновації стають ключовими чинниками конкурентоспроможності [2].

Проблеми управління проєктами в компаніях сфери інформаційних технологій (ІТ) досліджували О. А. Сметанюк і А. В. Бондарчук [3], а також О. Ткаченко та К. Ткаченко [4], які аналізують сучасні системи організації проєктної діяльності, інструментарій керування ризиками та особливості адаптації гнучких підходів у цифровому середовищі. Питання методик та інструментів управління в ІТ-галузі розглядають також О. Храпкін, О. Кіндрат і Р. Чопей [5], акцентуючи увагу на специфіці ризик-менеджменту та інтеграції процесних моделей.

Окремий напрям становлять дослідження клієнтської цінності. Еволюцію наукових підходів до трактування споживчої цінності аналізують Л. М. Шульгіна та В. М. Мельничук, розглядаючи її як багатовимірну категорію [6]. Питання клієнтоорієнтованості як стратегічної парадигми ведення бізнесу досліджують В. Ю. Халіна та Т. С. Васильєва, підкреслюючи роль довіри та довгострокових відносин [7]. Стратегії управління клієнтською цінністю в умовах високої динаміки ринку аналізують К. В. Тонева, А. Д. Швець і П. О. Самусь, наголошуючи на необхідності адаптивності та гнучкості управлінських рішень [8].

Специфіку розробки систем машинного навчання як окремого типу програмних продуктів досліджують С. Амерші та співавтори [9], а також Д. Скаллі та інші науковці [10], які акцентують увагу на складності інтеграції моделей у виробниче середовище, проблемі технічного боргу та необхідності формалізації інженерних підходів. Питання готовності моделей до експлуатації розглядають Е. Брек та співавтори [11], пропонуючи критерії оцінювання зрілості рішень машинного навчання. Проблеми керування даними у виробничих системах аналізують Н. Полізотіс та колеги [12], підкреслюючи складність забезпечення відтворюваності та стабільності результатів.

Інфраструктурні та операційні аспекти підтримки моделей розкрито у працях Д. Кройцбергера, Н. Кюля та С. Гіршля [13], які систематизують підходи до організації процесів експлуатації моделей. Управлінські особливості реалізації проєктів штучного інтелекту досліджують Г. Віал та співавтори [14], наголошуючи на необхідності поєднання інженерних і стратегічних механізмів координації. Разом з тим у науковій літературі недостатньо розкрито зв'язок між інженерною специфікою ШІ/МН-проєктів і

маркетинговим завданням підвищення гнучкості управління взаємовідносинами з клієнтами. Саме ця прогалина визначає логіку подальшого дослідження.

Мета дослідження полягає в обґрунтуванні того, як великі масиви даних і технології ШІ/МН підвищують гнучкість управління взаємовідносинами з клієнтами та впливають на формування довгострокової клієнтської цінності. Для досягнення цієї мети передбачено такі завдання: розкрити відмінності між кодоцентричною та даноцентричною логіками створення цифрових рішень; конкретизувати управлінську специфіку проєктів ШІ/МН; визначити, як гнучкі методики можуть бути використані для швидкої перевірки клієнтських гіпотез; систематизувати ризики управління даними й моделями; запропонувати багаторівневу архітектуру, яка поєднує клієнтські процеси, роботу з даними, експерименти та експлуатаційну підтримку моделей.

Методологія

Методологія дослідження ґрунтується на теоретико-концептуальному підході до аналізу гнучкості управління взаємовідносинами з клієнтами в умовах використання великих даних, штучного інтелекту та машинного навчання. Дослідження має оглядово-аналітичний характер і спрямоване на узагальнення наукових підходів до управління цифровими та інтелектуальними рішеннями, а також на виявлення управлінських наслідків переходу від кодоцентричної до даноцентричної логіки створення цінності.

Для досягнення мети використано методи аналізу й синтезу, порівняльного узагальнення, систематизації, логічного моделювання та концептуальної декомпозиції. Порівняльний аналіз застосовано для зіставлення традиційної розробки програмного забезпечення та проєктів машинного навчання за ключовими управлінськими параметрами. Системний підхід дав змогу розглядати гнучкі методики, життєвий цикл моделей, управління даними, етичні обмеження та клієнтську цінність як взаємопов'язані елементи єдиної організаційної архітектури.

На основі опрацювання наукових джерел сформовано авторські узагальнення у вигляді двох аналітичних таблиць: порівняння кодоцентричної та даноцентричної логіки розробки, а також багаторівневої характеристики підходів до управління проєктами штучного інтелекту й машинного навчання. Такий підхід дає змогу не лише описати окремі інструменти управління, а й показати їхню роль у забезпеченні адаптивної взаємодії з клієнтами, довгострокової цінності та стійкості організації.

Результати

Гнучкі методики управління, які в міжнародній практиці часто позначають терміном Agile, виникли у сфері інформаційних технологій як відповідь на зростання кількості невдач у проєктах розробки ПЗ. Їхня логіка ґрунтується на чотирьох принципах: пріоритеті взаємодії між людьми над формалізованими процедурами; перевазі працездатного продукту над надмірною документацією; співпраці з клієнтом над жорстким контрактним погодженням; готовності реагувати на зміни замість механічного дотримання початкового плану [15, с. 5]. У цій статті надалі використовується термін «гнучкі методики», оскільки він точніше відображає управлінський зміст підходу в контексті клієнтських взаємовідносин.

Загалом гнучкі методики використовують короткі ітераційні цикли проєкту, у межах яких команда планує обсяг робіт, виконує завдання, перевіряє результат і отримує зворотний зв'язок від користувачів. Кожна ітерація має забезпечити приріст цінності: у традиційному ПЗ це зазвичай нова або вдосконалена функція, а в управлінні клієнтськими взаємовідносинами - уточнена гіпотеза щодо потреб клієнта, протестована комунікаційна дія, оновлена сегментація або покращена якість персоналізованої пропозиції. Така логіка особливо важлива у середовищі великих даних,

де поведінка споживачів змінюється швидше, ніж класичні цикли стратегічного планування.

Трансформацію гнучких методик у системі управління організацією доцільно розглядати на трьох взаємопов'язаних рівнях. На стратегічному рівні відбувається інтеграція принципів адаптивності у корпоративну стратегію, формування бачення розвитку інтелектуальних продуктів і визначення довгострокових цілей управління клієнтською цінністю. На тактичному рівні забезпечується створення міжфункціональних команд, впровадження координаційних моделей роботи та розробка дорожніх карт реалізації проєктів. На операційному рівні застосовуються цифрові інструменти управління завданнями, механізми безперервної інтеграції та практики поетапної перевірки результатів [16]. Досвід розвитку української ІТ-індустрії також демонструє, що конкурентоспроможність цифрових рішень дедалі більше залежить від поєднання технологічної компетентності, організаційної зрілості та здатності швидко працювати з даними [17; 18].

Відмінності між проєктами ШІ/МН та традиційною розробкою ПЗ мають технічний і управлінський характер. Якщо класична розробка програмного забезпечення історично будувалася навколо коду як основного артефакту створення цінності, то в системах машинного навчання центральним активом стають дані. Зсув від кодоцентричної до даноцентричної логіки змінює підходи до планування, контролю якості та управління ризиками. З позиції маркетингу це означає, що організація працює не тільки над цифровим продуктом, а й над здатністю безперервно виявляти нові клієнтські потреби, прогнозувати їхню динаміку та коригувати взаємодію з клієнтами.

На відміну від програмного коду, зміни якого можна чітко зафіксувати, порівняти та простежити їхній вплив на функціональність системи, дані значно складніше піддаються формалізованому контролю. До масиву можуть додаватися нові записи, змінюватися співвідношення між групами спостережень, припиняти надходити окремі джерела інформації або трансформуватися сама логіка збору даних. Навіть незначна на перший погляд зміна структури даних може вплинути на якість рекомендацій, точність прогнозів чи справедливість автоматизованих рішень щодо клієнтів.

Окрім цього, саме дані можуть містити потенційні упередження, пропуски або випадкові спотворення, які впливають на результат сильніше, ніж особливості алгоритму. Технічно коректна модель здатна відтворювати й масштабувати проблеми, закладені у вихідній інформації. Тому управління даними стає одночасно чинником якості, джерелом етичних ризиків і передумовою довіри клієнтів до інтелектуальних сервісів. У таких умовах результатом ітерації часто є не нова функція, а підвищення якості даних, уточнення міток, зменшення невизначеності або покращення показників моделі. Такі результати складніше вписати в традиційну систему оцінювання, де прогрес вимірюється завершеними завданнями та чітким поділом на «виконано» і «не виконано».

Таблиця 1
Даноцентричність як управлінський виклик у розробці програмного забезпечення та машинному навчанні

Аспект	Традиційна розробка програмного забезпечення (кодоцентрична)	Розробка машинного навчання (даноцентрична)	Управлінський наслідок
Ключовий об'єкт управління	Програмний код, вимоги, тести	Дані, мітки, показники якості, модель	Фокус зміщується з реалізації функцій на якість даних, стабільність моделі та актуальність клієнтських інсайтів

Природа результату	Переважно детермінована	Імовірнісна	Неможливо гарантувати незмінний результат; зростає роль управління ризиками
Керування версіями	Відносно прозоре, із фіксацією змін у коді	Ускладнене через зміни у наборах даних, мітках і структурі вибірок	Ускладнюється відтворюваність, аудит і пояснення результатів
Контроль змін	Переважно в межах команди розробки	Частково залежить від зовнішніх джерел даних і поведінки користувачів	Потрібний постійний моніторинг змін у даних і поведінці моделі
Показники успіху	Виконання вимог, повнота тестування, працездатність функцій	Точність прогнозу, повнота виявлення, правильність класифікації, бізнес-показники	Потрібна багатовимірна оцінка якості та впливу на клієнтську цінність
Ризики якості	Програмні помилки, повторне виникнення збоїв	Упередженість даних, витік інформації між вибірками, погіршення якості з часом	Необхідні нові стандарти управління якістю, етикою та відповідальністю
Планування інкрементів	Реалізація функцій і модулів	Проведення експериментів, покращення наборів даних і показників моделі	Класичні інструменти оцінювання завершеності робіт втрачають точність
Введення в експлуатацію	Завершення розробки та передавання продукту користувачам	Початок фази спостереження, моніторингу та повторного навчання моделі	Необхідна безперервна підтримка моделей і клієнтських сценаріїв використання
Вартість помилки	Переважно локальна, обмежена окремою функцією	Може бути масштабованою і системною	Зростає роль етичного контролю, підзвітності та механізмів виправлення рішень

Джерело: розроблено авторами

У табл. 1 відображено насамперед управлінські відмінності між традиційною розробкою ПЗ та проектами ШІ/МН. Ключовим є зміщення центру створення цінності від коду до даних і моделі. У класичному ПЗ основним об'єктом контролю є код, який забезпечує відносно передбачуваний результат. У системах машинного навчання результат має імовірнісний характер і значною мірою залежить від якості даних. Для управління взаємовідносинами з клієнтами це означає, що організація повинна контролювати не лише функціональність цифрового сервісу, а й якість клієнтських даних, на основі яких формуються персоналізовані пропозиції, рекомендації та рішення.

Окрім даноцентричності, принциповою особливістю МН є експериментальний характер розробки. Процес побудови моделей наближений до наукового дослідження: формуються гіпотези, проводяться перевірки, а результат може бути як позитивним, так і негативним. Частина роботи - підготовка даних, аналіз помилок, пошук нових ознак - не гарантує негайного приросту функціональності, але створює основу майбутньої цінності. У складних системах можливі ситуації, коли покращення окремого компонента не підвищує, а навіть погіршує загальний результат. Тому прогрес у проектах МН не завжди є лінійним: тимчасове зниження показників може бути частиною дослідницького процесу, а не свідченням помилки управління.

Класичні гнучкі методики формувалися в умовах детермінованої розробки, де цінність часто визначається через реалізацію функціоналу. У проектах ШІ/МН цінність залежить від якості, стабільності та надійності рішення. Поняття «готовності» не зводиться до факту створення моделі або досягнення певного показника точності, оскільки результат може змінюватися разом із даними. Саме тому гнучкі методики в цьому середовищі дедалі більше виконують роль комунікаційно-координаційної рамки: вони забезпечують прозорість, регулярний зворотний зв'язок і узгодження очікувань,

але не охоплюють повністю управління експериментами, даними та довгостроковою стабільністю моделей.

Для систематизації сучасних підходів до управління проектами штучного інтелекту та машинного навчання доцільно розмежувати їх за рівнем управління: проектно-організаційним, процесним і операційно-інженерним. У табл. 2 використано такі скорочення: CRISP-DM (Cross-Industry Standard Process for Data Mining — міжгалузевий стандартний процес аналізу даних), TDSP (Team Data Science Process — командний процес науки про дані), MLOps (Machine Learning Operations — операції машинного навчання), ModelOps (Model Operations — операції управління моделями) і DataOps (Data Operations — операції з даними).

Таблиця 2

Рівні управління проектами штучного інтелекту та машинного навчання та їх характеристика

Рівень	Підхід	Сильні сторони	Обмеження для ШІ/МН	Типова сфера застосування
Проектно-організаційний	Гнучкі методики управління проектами, зокрема Scrum	Ітеративність, швидкий зворотний зв'язок, прозорість процесу, автономія команди	Обмежене управління експериментами; нестабільність критеріїв завершеності робіт	Перевірка клієнтських гіпотез, інтеграція моделей у продукт, впровадження функціоналу
	Канбан і потокове управління	Гнучкість, обмеження паралельної роботи, візуалізація процесу	Не структурує повний життєвий цикл моделі	Дослідницька робота, підготовка та аналіз даних
	Двоконтурна модель розробки	Розмежування дослідницької та впроваджувальної діяльності	Складність координації двох потоків роботи	ШІ-продукти з високим рівнем невизначеності та активною взаємодією з клієнтами
Процесний (життєвий цикл МН)	CRISP-DM - міжгалузевий стандартний процес аналізу даних	Структуризація аналітичного процесу, логічна послідовність етапів	Чітка фазність; обмежена інтеграція з експлуатаційним середовищем	Дослідницькі та аналітичні проекти
	TDSP - командний процес роботи з даними	Поєднання життєвого циклу аналізу даних із гнучкою організацією роботи	Ітерації можуть залишатися формальними без належної операційної підтримки	Корпоративні ШІ-рішення та аналітичні продукти
Операційно-інженерний	MLOps - операційне управління життєвим циклом моделей МН	Автоматизація впровадження моделей, моніторинг, відтворюваність результатів, контроль змін у даних	Не визначає стратегічну цінність і напрями експериментів	Експлуатація моделей у робочому середовищі
	ModelOps - операційне управління портфелем моделей	Контроль відповідності вимогам, аудит, централізоване управління ризиками	Орієнтований на зрілі організації; складність впровадження	Великі корпоративні системи ШІ
	DataOps - операційне управління потоками даних	Автоматизація потоків даних, контроль якості та змін у наборах даних	Не охоплює управління дослідницькою діяльністю	Побудова та підтримка інфраструктури даних
	Підходи до управління етикою та ризиками ШІ	Контроль ризиків, визначення відповідальності, аудит, етичні процедури	Часто мають декларативний характер; інтеграція з операційною діяльністю не завжди формалізована	Регульовані галузі, масштабні системи ШІ та клієнтські сервіси

Джерело: розроблено авторами

Проектно-організаційний рівень описує підходи, які визначають роботу команди та взаємодію зі стейкхолдерами. До нього належать гнучкі методики, Scrum, канбан і двоконтурна модель розробки. Вони регулюють планування, оцінювання прогресу, комунікацію та швидку перевірку гіпотез. У клієнтських процесах цей рівень дає змогу оперативно тестувати сегментацію, повідомлення, персоналізовані пропозиції та цифрові сценарії взаємодії.

Процесний рівень пов'язаний із побудовою життєвого циклу створення МН-рішення. Підходи CRISP-DM і TDSP зменшують хаотичність дослідницького процесу,

однак здебільшого зосереджені на розробці, а не на довгостроковій експлуатації моделі. Операційно-інженерний рівень спрямований на забезпечення стабільності роботи моделей у продуктивному середовищі. Центральним елементом тут є MLOps (Machine Learning Operations), який охоплює автоматизоване впровадження моделей, контроль їх версій, моніторинг якості та повторне навчання [13]. На рівні організації ця логіка розширюється до ModelOps (Model Operations), який забезпечує контроль портфеля моделей, дотримання регуляторних вимог і централізоване управління ризиками. Паралельно формується DataOps (Data Operations), орієнтований на якість і відтворюваність даних.

У межах організації, орієнтованої на використання ШІ, змінюється сама логіка створення цінності. Цінність розглядається не як факт реалізації певної функції, а як імовірність досягнення очікуваного бізнес-результату та підтримання релевантної взаємодії з клієнтом у часі. У звітності акцент переноситься з переліку виконаних завдань на рівень обґрунтованості, надійності та пояснюваності отриманого результату. Крім того, завершення розробки не означає завершення роботи над системою: модель потребує постійного спостереження, оцінювання її якості та оновлення в разі зміни даних або умов використання.

Обговорення

Для систем ШІ/МН клієнтська цінність має динамічний характер. Вона залежить від якості даних, стабільності роботи моделі, здатності організації підтримувати актуальність рішень і пояснювати їх клієнтам. Функціональна користь проявляється через точність, персоналізацію та швидкість реакції, однак не менш важливими є зниження ризику, формування довіри та соціальна прийнятність автоматизованих рішень. У регульованих сферах особливого значення набувають пояснюваність рішень і можливість їх перевірки.

Отже, обчислювальні ресурси є необхідною, але недостатньою умовою сталого розвитку інтелектуальних технологій. Вирішальне значення має інституційний рівень - правила використання технологій, компетентність команд, організаційна культура та механізми підзвітності. Саме він визначає, чи перетвориться технологічний потенціал на довгострокову клієнтську цінність. У цьому контексті особливої уваги потребує етичний вимір розвитку генеративних моделей, зокрема питання авторства, прозорості походження контенту, відповідальності за використання результатів і недопущення масштабування упереджених рішень [19].

Поширення генеративного ШІ впливає на характер інтелектуальної праці та структуру суспільства знань. Автоматизуються рутинні когнітивні операції: підготовка типових текстів, первинний аналіз інформації, узагальнення, переклад, формалізація звітів. Водночас зростає значення компетентностей, пов'язаних не з механічним продукуванням результату, а з оцінюванням його якості та доречності: критичного мислення, формулювання завдань, інтерпретації висновків, виявлення помилок і координації взаємодії в складних соціально-технічних системах [20]. Соціальний вимір творчості також залишається важливим, оскільки інновації народжуються не лише з обробки інформації, а й із міжособистісної комунікації, спільного досвіду та колективної рефлексії [21].

Таким чином, гнучкість управління взаємовідносинами з клієнтами в середовищі великих даних і ШІ/МН формується на перетині трьох процесів: швидкої перевірки клієнтських гіпотез, надійного управління даними та відповідальної експлуатації моделей. Саме поєднання цих процесів дає змогу організації не лише реагувати на зміни ринку, а й підтримувати довіру клієнтів, зменшувати невизначеність та забезпечувати сталість створюваної цінності.

Висновки

Проведене дослідження засвідчує, що використання великих даних і технологій ШІ/МН істотно змінює логіку управління взаємовідносинами з клієнтами. Гнучкість такого управління полягає не лише у швидкій зміні комунікаційних дій чи функціоналу цифрового продукту, а в здатності організації безперервно перетворювати дані про клієнтів на релевантні, пояснювані та етично прийнятні рішення. Зміщення фокусу створення цінності від програмного коду до даних і моделей зумовлює перегляд критеріїв результативності, логіки планування та механізмів контролю.

Визначено, що специфіка проєктів ШІ/МН виявляється в імовірнісній природі результату, експериментальності розробки, залежності від зовнішніх джерел даних, ризику упередженості та деградації моделей у часі. Тому класичні метрики прогресу, орієнтовані на завершеність функціоналу, є недостатніми для оцінювання дослідницьких і експериментальних процесів. Гнучкі методики за таких умов виконують роль комунікаційно-координаційної рамки, тоді як управління даними, експериментами та експлуатаційною стабільністю потребує інтеграції процесних та операційно-інженерних підходів.

Обґрунтовано доцільність багаторівневої архітектури управління, яка поєднує проєктно-організаційні механізми, моделі життєвого циклу МН та операційно-інженерні практики MLOps (Machine Learning Operations), ModelOps (Model Operations) і DataOps (Data Operations). Така архітектура дозволяє синхронізувати стратегічні орієнтири, роботу з клієнтськими гіпотезами, дослідницьку діяльність і підтримку моделей у продуктивному середовищі. Клієнтська цінність у цьому підході набуває динамічного характеру та формується не лише через функціональну корисність, а й через стабільність, пояснюваність, передбачуваність і соціальну прийнятність рішень.

Інтеграція етичних і ризик-орієнтованих механізмів на ранніх етапах роботи з даними та моделями є передумовою інституційної легітимності інтелектуальних рішень і запобігає масштабуванню системних викривлень. У підсумку підвищення гнучкості управління взаємовідносинами з клієнтами на основі великих даних і технологій ШІ/МН постає як чинник формування стійкої моделі управління в суспільстві знань, де технологічний потенціал має корелювати з відповідальністю, підзвітністю та довгостроковою суспільною доцільністю.

Список використаних джерел

1. Воронкова В. Г., Романенко Т. П., Андрюкайтене Р. Генеза від інформаційного суспільства до «smart-суспільства» в контексті історичної еволюції сучасного світу: теоретико-концептуальний контекст // Гілея: науковий вісник. 2017. Вип. 116. С. 128-133.
2. Геєць В. М., Александрова В. П., Бажал Ю. М., Данько М. С., Дем'яненко В. В. Економіка знань та її перспективи для України : наук. доп. Київ, 2005. 168 с.
3. Сметанюк О. А., Бондарчук А. В. Особливості системи управління проєктами в ІТ-компаніях // Агросвіт. 2020. № 10. С. 105-111. DOI: <https://doi.org/10.32702/2306-6792.2020.10.105>
4. Ткаченко О., Ткаченко К. Огляд сучасних систем управління ІТ-проєктами // Цифрова платформа: інформаційні технології в соціокультурній сфері. 2019. Т. 2, № 1. С. 27-40. DOI: <https://doi.org/10.31866/2617-796x.2.1.2019.175652>
5. Храпкін О., Кіндрат О., Чопей Р. Управління проєктами в ІТ-галузі: методики, інструменти та керування ризиками // Економіка та суспільство. 2023. № 55. DOI: <https://doi.org/10.32782/2524-0072/2023-55-110>
6. Шульгіна Л. М., Мельничук В. М. Еволюція наукових поглядів щодо поняття «споживча цінність товару» // Маркетинг і менеджмент інновацій. 2011. № 2. С. 74-80.

7. Халіна В. Ю., Васильєва Т. С. Клієнтоорієнтованість як нова парадигма ведення бізнесу // Економіка та держава. 2018. № 9. С. 75-78.
8. Тонєва К. В., Швець А. Д., Самусь П. О. Стратегії управління клієнтською цінністю у стартапах в умовах високої динаміки ринку // Бізнес Інформ. 2025. № 4. С. 527-533. DOI: <https://doi.org/10.32983/2222-4459-2025-4-527-533>
9. Amershi S. et al. Software engineering for machine learning: A case study // Proceedings of the 41st International Conference on Software Engineering: Software Engineering in Practice. Montreal, 2019. P. 291-300. DOI: <https://doi.org/10.1109/ICSE-SEIP.2019.00042>
10. Sculley D. et al. Hidden technical debt in machine learning systems // Advances in Neural Information Processing Systems. 2015. Vol. 28. P. 2503-2511.
11. Breck E. et al. The ML test score: A rubric for ML production readiness and technical debt reduction // 2017 IEEE International Conference on Big Data. Boston, 2017. P. 1123-1132. DOI: <https://doi.org/10.1109/BigData.2017.8258038>
12. Polyzotis N. et al. Data management challenges in production machine learning // Proceedings of the 2017 ACM International Conference on Management of Data. Chicago, 2017. P. 1723-1726. DOI: <https://doi.org/10.1145/3035918.3054782>
13. Kreuzberger D., Kühl N., Hirschl S. MLOps: Overview, definition, and architecture // IEEE Access. 2023. Vol. 11. P. 31866-31879. DOI: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2023.3262138>
14. Vial G., Cameron A.-F., Giannelia T., Jiang J. Managing artificial intelligence projects: Key insights from an AI consulting firm // Information Systems Journal. 2023. Vol. 33, No. 3. P. 669-691. DOI: <https://doi.org/10.1111/isj.12420>
15. Jiménez V. J., Afonso P., Fernandes G. Using Agile Project Management in the Design and Implementation of Activity-Based Costing Systems // Sustainability. 2020. Vol. 12, No. 24. Article 10352. DOI: <https://doi.org/10.3390/su122410352>
16. Гвоздь М., Морозов М., Олинець А.-М. Цифрова трансформація підприємств: інтеграція AGILE-підходів у систему менеджменту // Економіка та суспільство. 2025. № 73. DOI: <https://doi.org/10.32782/2524-0072/2025-73-126>
17. Українська асоціація ІТ-компаній. Аналітичний звіт про розвиток ІТ-індустрії України. Київ, 2023. URL: <https://itukraine.org.ua/report/richnij-zvit-asotsiatsiyi-it-ukraine-2023/> (дата звернення: 12.02.2026).
18. IT Ukraine Association. Digital Tiger: The Power of Ukrainian IT. Kyiv, 2023. URL: <https://itukraine.org.ua/digital-tiger-the-power-of-ukrainian-it-2023/> (дата звернення: 15.02.2026).
19. Шевель А. Етичні аспекти штучного інтелекту // Вісник Львівського університету. Серія філософсько-політологічні студії. 2024. Вип. 56. С. 156-162. DOI: <https://doi.org/10.30970/PPS.2024.56.17>
20. Is AI dulling our minds? // Harvard Gazette. 2023. URL: <https://news.harvard.edu> (дата звернення: 13.02.2026).
21. Peck J. The creativity fix // Eurozine. 2019. URL: <https://www.eurozine.com/the-creativity-fix/> (дата звернення: 15.02.2026).

References

1. Voronkova, V. H., Romanenko, T. P., & Andriukaitene, R. (2017). Heneza vid informatsiinoho suspilstva do "smart-suspilstva" v konteksti istorychnoi evoliutsii suchasnoho svitu: teoretyko-kontseptualnyi kontekst [Genesis from the information society to the smart society in the context of historical evolution of the modern world]. Hileia: Naukovyi Visnyk, 116, 128-133. (in Ukrainian).

2. Heiets, V. M., Aleksandrova, V. P., Bazhal, Yu. M., Danko, M. S., & Demianenko, V. V. (2005). *Ekonomika znan ta yii perspektyvy dlia Ukrainy* [Knowledge economy and its prospects for Ukraine]. Kyiv. (in Ukrainian).
3. Smetaniuk, O. A., & Bondarchuk, A. V. (2020). *Osoblyvosti systemy upravlinnia proiektamy v IT-kompaniiakh* [Features of project management systems in IT companies]. *Ahrosvit*, 10, 105-111. <https://doi.org/10.32702/2306-6792.2020.10.105> (in Ukrainian).
4. Tkachenko, O., & Tkachenko, K. (2019). *Ohliad suchasnykh system upravlinnia IT-proiektamy* [Review of modern IT project management systems]. *Tsyfrova Platforma: Informatsiini Tekhnolohii v Sotsiokulturnii Sferi*, 2(1), 27-40. <https://doi.org/10.31866/2617-796x.2.1.2019.175652> (in Ukrainian).
5. Khrapkin, O., Kindrat, O., & Chopei, R. (2023). *Upravlinnia proiektamy v IT-haluzi: metodyky, instrumenty ta keruvannia ryzykamy* [Project management in the IT industry: Methodologies, tools, and risk management]. *Ekonomika ta Suspilstvo*, 55. <https://doi.org/10.32782/2524-0072/2023-55-110> (in Ukrainian).
6. Shulhina, L. M., & Melnychuk, V. M. (2011). *Evoliutsiia naukovykh pohliadiv shchodo poniattia "spozhyvcha tsinnist tovaru"* [Evolution of scientific views on the concept of consumer value]. *Marketynh i Menedzhment Innovatsii*, 2, 74-80. (in Ukrainian).
7. Khalina, V. Yu., & Vasylieva, T. S. (2018). *Kliientoorientovanist yak nova paradyhma vedennia biznesu* [Customer orientation as a new paradigm of doing business]. *Ekonomika ta Derzhava*, 9, 75-78. (in Ukrainian).
8. Toneva, K. V., Shvets, A. D., & Samus, P. O. (2025). *Stratehii upravlinnia kliientskoiu tsinnistiu u startapakh v umovakh vysokoi dynamiky rynku* [Customer value management strategies in startups under high market dynamics]. *Biznes Inform*, 4, 527-533. <https://doi.org/10.32983/2222-4459-2025-4-527-533> (in Ukrainian).
9. Amershi, S., et al. (2019). *Software engineering for machine learning: A case study*. In *Proceedings of the 41st International Conference on Software Engineering: Software Engineering in Practice* (pp. 291-300). <https://doi.org/10.1109/ICSE-SEIP.2019.00042>
10. Sculley, D., et al. (2015). *Hidden technical debt in machine learning systems*. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 28, 2503-2511.
11. Breck, E., et al. (2017). *The ML test score: A rubric for ML production readiness and technical debt reduction*. In *2017 IEEE International Conference on Big Data* (pp. 1123-1132). <https://doi.org/10.1109/BigData.2017.8258038>
12. Polyzotis, N., Roy, S., Whang, S. E., & Zinkevich, M. (2017). *Data management challenges in production machine learning*. In *Proceedings of the 2017 ACM International Conference on Management of Data* (pp. 1723-1726). <https://doi.org/10.1145/3035918.3054782>
13. Kreuzberger, D., Köhl, N., & Hirschl, S. (2023). *MLOps: Overview, definition, and architecture*. *IEEE Access*, 11, 31866-31879. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2023.3262138>
14. Vial, G., Cameron, A.-F., Giannelia, T., & Jiang, J. (2023). *Managing artificial intelligence projects: Key insights from an AI consulting firm*. *Information Systems Journal*, 33(3), 669-691. <https://doi.org/10.1111/isj.12420>
15. Jiménez, V. J., Afonso, P., & Fernandes, G. (2020). *Using agile project management in the design and implementation of activity-based costing systems*. *Sustainability*, 12(24), 10352. <https://doi.org/10.3390/su122410352>
16. Hvozd, M., Morozov, M., & Olynets, A.-M. (2025). *Tsyfrova transformatsiia pidpriemstv: Intehratsiia Agile-pidkhodiv u systemu menedzhmentu* [Digital transformation of enterprises: Integration of Agile approaches into the management system]. *Ekonomika ta Suspilstvo*, 73. <https://doi.org/10.32782/2524-0072/2025-73-126> (in Ukrainian).
17. IT Ukraine Association. (2023a). *Analitychnyi zvit pro rozvytok IT-industrii Ukrainy* [Analytical report on the development of the IT industry of Ukraine]. Retrieved February 12, 2026, from <https://itukraine.org.ua/report/richnij-zvit-asotsiatsiyi-it-ukraine-2023/> (in Ukrainian).

18. IT Ukraine Association. (2023b). Digital tiger: The power of Ukrainian IT. Retrieved February 15, 2026, from <https://itukraine.org.ua/digital-tiger-the-power-of-ukrainian-it-2023/>

19. Shevel, A. (2024). Etychni aspekty sztuchnoho intelektu [Ethical aspects of artificial intelligence]. *Visnyk Lvivskoho Universytetu. Seriya Filozofsko-Politohichni Studii*, 56, 156-162. <https://doi.org/10.30970/PPS.2024.56.17> (in Ukrainian).

20. Is AI dulling our minds? (2023). *Harvard Gazette*. Retrieved February 13, 2026, from <https://news.harvard.edu>

21. Peck, J. (2019). The creativity fix. *Eurozine*. Retrieved February 15, 2026, from <https://www.eurozine.com/the-creativity-fix/>