



Менеджмент

УДК 004.8:658.012.4:005.6

DOI <https://doi.org/10.5281/zenodo.18625716>

## Використання штучного інтелекту в управлінні сервісними процесами підприємства

**Пашечко Михайло Миколайович**

Аспірант, кафедра Менеджменту організації,  
ІНЕМ, НУ «Львівська Політехніка», Львів, Україна

[mykhailo.m.pashechko@lpnu.ua](mailto:mykhailo.m.pashechko@lpnu.ua)

ORCID: <https://orcid.org/0009-0009-9578-8905>

**Прийнято: 29.01.2026 | Опубліковано: 12.02.2026**

***Анотація.** Актуальність дослідження зумовлена зростанням ролі сервісної складової в забезпеченні конкурентоспроможності підприємств на B2B-ринках в умовах цифрової трансформації. Уніфіковані стандарти обслуговування не забезпечують належної ефективності взаємодії з організаціями-споживачами через відмінності їх економічних, технологічних і поведінкових характеристик. У зв'язку з цим особливої значущості набуває впровадження data-driven підходів до управління сервісними процесами на основі використання штучного інтелекту. Метою статті є обґрунтування методичних підходів до застосування штучного інтелекту в управлінні сервісними процесами підприємства для формування диференційованих стандартів обслуговування організацій-споживачів на основі об'єктивних аналітичних даних. У процесі дослідження застосовано методи аналізу та синтезу, системного підходу, економіко-статистичного аналізу, кластерного аналізу, методи машинного навчання, а також моделювання бізнес-процесів у*



*межах цифрової платформи SmartLube 4.0. Інформаційною базою дослідження стали дані CRM-, ERP- та IoT-систем, а також результати міжнародних індексів цифрової та інституційної готовності. У статті обґрунтовано роль штучного інтелекту як інструменту інтеграції економічних, технологічних і поведінкових параметрів клієнтів у єдину систему аналітичної підтримки сервісного менеджменту. Запропоновано систему критеріїв AI-сегментації організацій-споживачів та методик формування клієнтських кластерів на основі інтегральних індексів. Розроблено модель диференціації стандартів обслуговування відповідно до стратегічної значущості клієнтів і рівня сервісного навантаження. Сформовано алгоритм адаптивного оновлення стандартів обслуговування з використанням автоматизованого моніторингу та перерахунку аналітичних показників. Отримані результати можуть бути використані підприємствами сервісно-орієнтованих галузей при впровадженні цифрових платформ управління взаємовідносинами з клієнтами та розвитку інтелектуальних систем підтримки управлінських рішень.*

**Ключові слова:** *сервісний менеджмент, data-driven управління, кластеризація клієнтів, аналітичні платформи, адаптивні бізнес-процеси.*

## **The use of artificial intelligence in managing enterprise service processes**

**Mykhailo Pashechko**

PhD student, Department of Management of Organizations,  
INEM, Lviv Polytechnic National University, Lviv, Ukraine

mykhailo.m.pashechko@lpnu.ua

ORCID: <https://orcid.org/0009-0009-9578-8905>

**Abstract.** *The relevance of this study is determined by the growing role of service activities in ensuring enterprise competitiveness in B2B markets under conditions of digital transformation. Unified service standards fail to ensure effective interaction*



*with organizational customers due to differences in their economic, technological, and behavioral characteristics. In this context, the implementation of data-driven approaches to service process management based on artificial intelligence becomes particularly significant. The purpose of this article is to substantiate methodological approaches to the application of artificial intelligence in enterprise service process management for the formation of differentiated service standards for organizational customers based on objective analytical data. The study employs methods of analysis and synthesis, systems approach, economic and statistical analysis, cluster analysis, machine learning techniques, and business process modeling within the SmartLube 4.0 digital platform. The information base includes data from CRM, ERP, and IoT systems, as well as results from international indices of digital and institutional readiness. The article substantiates the role of artificial intelligence as a tool for integrating economic, technological, and behavioral customer parameters into a unified analytical support system for service management. A system of AI-based segmentation criteria for organizational customers and a methodology for forming customer clusters based on integral indices are proposed. A model for differentiating service standards according to customers' strategic significance and service load levels is developed. An algorithm for adaptive updating of service standards using automated monitoring and recalculation of analytical indicators is formulated. The obtained results can be used by enterprises in service-oriented industries for implementing digital customer relationship management platforms, developing intelligent decision-support systems, optimizing service processes, and enhancing the effectiveness of data-driven managerial decisions.*

**Keywords:** *digital transformation, service management, data-driven management, customer clustering, analytical platforms, adaptive business processes.*

**Постановка проблеми.** В умовах цифрової трансформації та зростання конкуренції на B2B-ринках ефективність управління сервісними процесами дедалі більше залежить від здатності підприємств адаптувати обслуговування до



індивідуальних потреб організацій-споживачів. Уніфіковані стандарти сервісу не забезпечують належного рівня результативності, оскільки не враховують відмінності клієнтів за обсягами співпраці, технічною складністю обслуговування, рівнем лояльності та потенціалом розвитку [1, с. 197]. Використання штучного інтелекту відкриває можливості для формування data-driven моделей сервісного менеджменту, заснованих на комплексному аналізі економічних, технологічних і поведінкових характеристик клієнтів. Проте в практиці багатьох підприємств AI застосовується фрагментарно, переважно для автоматизації окремих операцій, без системної інтеграції в процеси сегментації клієнтів і диференціації стандартів обслуговування [2]. У зв'язку з цим актуалізується потреба в розробленні методичних підходів до використання штучного інтелекту в управлінні сервісними процесами з орієнтацією на об'єктивне формування клієнтських кластерів і адаптивних моделей сервісної взаємодії.

**Аналіз останніх досліджень і публікацій.** Сучасні дослідження у сфері цифрової трансформації сервісного менеджменту підтверджують зростання ролі штучного інтелекту як ключового інструменту оптимізації клієнтських процесів і підвищення якості обслуговування у B2B-сегменті. Зокрема, М. Brzozowska та ін. [3, р. 109] доводять ефективність використання чатботів, голосових асистентів і інтелектуальних платформ для покращення комунікацій і конкурентоспроможності підприємств. V. Iatsiuta та V. Kobets [4, р. 126] обґрунтовують значення технологій обробки природної мови для автоматизації бізнес-комунікацій і трансформації неструктурованих запитів у аналітичні рішення. У працях S. Feuerriegel та колег [5, р. 111] показано потенціал генеративного штучного інтелекту у формуванні персоналізованих сервісних рішень і цифрових асистентів. Водночас С. Ferraro та ін. [6, р. 549] звертають увагу на управлінські ризики, пов'язані зі зниженням емпатії та довіри клієнтів. У дослідженнях С. Ledro та ін. [7] наголошується на необхідності поєднання AI-технологій із етичними принципами та централізацією даних у CRM-системах.



М. Boresta та колеги [8, р. 113] доводять, що інтеграція машинного навчання з методами дослідження операцій сприяє оптимізації витрат і підвищенню ефективності сервісних моделей.

Вітчизняні наукові дослідження також підтверджують значущість штучного інтелекту для розвитку сервісного менеджменту. Зокрема, О. Смірнов з колегами обґрунтовують можливості використання AI для аналізу великих масивів даних і підвищення обґрунтованості управлінських рішень [9, с. 429]. О. Старов акцентує увагу на ролі цифрово-інноваційних підходів у стратегічному управлінні бізнесом в умовах інтеграції штучного інтелекту [10]. Ю. Ремига та М. Тонюк доводять значення сучасних цифрових інструментів для підвищення ефективності управління у транспортному секторі [11, с. 6015], а Д. Дриньов із колегами розкривають практичні аспекти застосування AI в управлінні підприємствами [12, с. 79]. Водночас В. Погребний підкреслює важливість цифровізації логістичних процесів як передумови підвищення якості сервісу та оптимізації управлінських рішень у транспортній сфері [13]. Так, В. Кузьомко та В. Бурангулова [2], а також І. Ковальчук та О. Орлова-Курилова [14, с. 294] встановили позитивний вплив AI на ефективність управління підприємствами та прискорення їх цифрової трансформації, а О. Чернишова з колегами обґрунтували роль чатботів і цифрових платформ у підвищенні якості клієнтського обслуговування в умовах кризових викликів [1, р. 196]. Водночас питання технічної стійкості цифрових сервісних систем розкрито у роботах О. Леги та А. Макаруча, які довели ефективність застосування ансамблевих моделей машинного навчання для забезпечення надійності аналітичних платформ, що є необхідною передумовою стабільного функціонування AI-орієнтованих сервісів [15, с. 104].

Узагальнення результатів аналізу наукових джерел свідчить, що сучасні дослідження розглядають штучний інтелект як комплексний інструмент цифрового управління сервісними процесами, який поєднує аналітичні, комунікаційні, прогностичні та адаптивні функції.



**Виділення невирішених раніше частин загальної проблеми.** Попри значну кількість наукових досліджень, присвячених цифровій трансформації сервісного менеджменту, впровадженню штучного інтелекту в бізнес-процеси та розвитку клієнтоорієнтованих інформаційних систем, низка питань залишається недостатньо опрацьованою. Зокрема, у наявних працях переважно акцентується увага на технологічних аспектах автоматизації обслуговування, розвитку CRM-платформ і використання інтелектуальних комунікаційних інструментів, тоді як проблематика системної інтеграції AI-аналітики з процесами сегментації організацій-споживачів і формування диференційованих стандартів сервісу розглядається фрагментарно та без належного методичного обґрунтування.

Недостатньо дослідженими залишаються питання побудови єдиної аналітичної основи управління сервісними процесами на основі поєднання економічних, технологічних і поведінкових характеристик клієнтів, узгодження результатів AI-моделювання з управлінськими регламентами, а також оцінювання їх впливу на ефективність розподілу сервісних ресурсів і довгострокову стабільність партнерських відносин. Відсутність комплексного підходу ускладнює практичне впровадження інтелектуальних систем підтримки сервісного менеджменту та знижує результативність використання цифрових платформ у B2B-середовищі.

У зв'язку з цим актуалізується потреба розроблення інтегрованих управлінських рішень, орієнтованих на поєднання аналітичних, технологічних і організаційних інструментів у межах єдиної системи диференційованого управління сервісом. Запропонований у статті підхід спрямований на формування цілісної моделі використання штучного інтелекту в управлінні сервісними процесами на основі платформи SmartLube 4.0, що забезпечує підвищення обґрунтованості управлінських рішень, гнучкості стандартів обслуговування та ефективності взаємодії з організаціями-споживачами.

**Формулювання цілей статті.** Метою статті є обґрунтування використання штучного інтелекту в управлінні сервісними процесами



підприємства на основі платформи SmartLube 4.0 для формування диференційованих стандартів обслуговування організацій-споживачів.

**Виклад основного матеріалу дослідження.** У сучасних умовах цифрової трансформації штучний інтелект розглядається як ключовий елемент формування data-driven підходу до управління сервісними процесами. На відміну від традиційних інформаційних систем, орієнтованих переважно на збирання та обробку даних, AI-технології забезпечують виявлення закономірностей, прогнозування поведінки клієнтів і формування аналітичної основи для прийняття управлінських рішень [9, с. 429]. У сфері сервісного менеджменту штучний інтелект виконує функцію інтегрованого аналітичного ядра, що забезпечує комплексну обробку економічних, технологічних і поведінкових характеристик організацій-споживачів. Використання методів машинного навчання дає змогу формувати багатовимірні профілі клієнтів, які відображають їхню цінність, рівень активності, стабільність співпраці та потенціал розвитку [10]. Застосування агрегованих показників у режимі реального часу забезпечує перехід від інтуїтивного вибору стандартів обслуговування до науково обґрунтованої моделі диференціації сервісу. Важливою передумовою цього процесу є інтеграція AI з корпоративними інформаційними системами, зокрема CRM, ERP та BPM-платформами, що дозволяє синхронізувати фінансові, операційні та клієнтські дані в єдиному аналітичному середовищі [16, с. 454].

У межах платформи SmartLube 4.0 штучний інтелект виступає центральним елементом обробки великих масивів даних, формування інтегральних індексів і підтримки процесів сегментації та адаптації стандартів обслуговування. Це створює передумови для підвищення обґрунтованості управлінських рішень, оптимізації витрат і розвитку гнучкої системи взаємодії з організаціями-споживачами відповідно до їхніх індивідуальних характеристик [11; 16].

Масштаби впровадження штучного інтелекту в економіці відображені в результатах Cisco 2024 AI Readiness Index [17], відповідно до яких готовність



підприємств оцінюється за напрямками стратегії, інфраструктури, управління даними, кадрового потенціалу та корпоративної культури. На основі 49 індикаторів компанії класифікуються на лідерів, переслідувачів, прихильників і відстаючих.

За результатами дослідження лише близько 13 % організацій належать до категорії повністю готових до використання AI, тоді як більшість перебуває на етапі обмеженої або помірної готовності. Це свідчить про наявність розриву між задекларованими цифровими стратегіями та реальним рівнем їх реалізації у сфері сервісу.

Попри зростання інвестицій у штучний інтелект, у багатьох компаніях зберігаються проблеми, пов'язані з недостатнім розвитком інфраструктури, систем управління даними, кадрового потенціалу та цифрової культури. Обмежена зрілість цих складових стримує формування персоналізованих моделей обслуговування та знижує ефективність клієнтської аналітики.

Важливу роль у впровадженні інтелектуальних технологій відіграє управлінський рівень. За даними Cisco [17], ініціатива реалізації AI-проектів переважно належить топменеджменту, однак відсутність комплексних стратегій у багатьох компаніях стримує розвиток системної диференціації сервісу. Найвищий рівень цифрової готовності характерний для технологічного, фінансового та бізнес-сервісного секторів, тоді як у регульованих і соціально орієнтованих галузях переважає обмежена зрілість.

Таким чином, результати Cisco 2024 AI Readiness Index [17] підтверджують, що формування ефективної системи диференційованого обслуговування на основі штучного інтелекту потребує не лише фінансових інвестицій, а й розвитку управлінських компетенцій, аналітичної інфраструктури та цифрової культури.

Узагальнені показники готовності підприємств до використання AI в управлінні клієнтськими процесами наведено в табл. 1.



Таблиця 1

Готовність підприємств до використання AI в управлінні клієнтами (Cisco)

| Напрямок оцінювання         | Показники (індекси)                                  | Значення для України / бізнесу                      | Управлінське значення для сервісу               |
|-----------------------------|--|---|---|
| Стратегічна готовність      | Cisco: Strategy (15%)                                | Обмежена кількість компаній із чіткою AI-стратегією | Ускладнює системне впровадження AI у сервіс     |
| Технологічна база           | Cisco: Infrastructure (25%); NRI: Technology (48,96) | Середній рівень розвитку інфраструктури             | Обмежує масштабування AI-рішень                 |
| Дані та аналітика           | Cisco: Data (20%); NRI: Data Capabilities (55,39)    | Помірний рівень роботи з даними                     | Впливає на якість прогнозування потреб клієнтів |
| Кадровий потенціал          | Cisco: Talent (15%); NRI: Individuals (77,28)        | Високий рівень цифрової грамотності                 | Сприяє впровадженню AI-сервісів                 |
| Корпоративна культура       | Cisco: Culture (10%)                                 | Недостатня готовність до змін                       | Гальмує прийняття AI-рішень                     |
| Бізнес-інтеграція           | NRI: Businesses (34,67)                              | Низька цифровізація бізнесу                         | Обмежує використання AI в CRM/BPM               |
| Інституційне середовище     | NRI: Governance (63,14)                              | Середній рівень регулювання                         | Впливає на стабільність цифрових проєктів       |
| Інноваційний потенціал      | NRI: AI publications (24)                            | Достатній науковий потенціал                        | Створює базу для розвитку AI                    |
| Інвестиційна активність     | NRI: VC in AI (62)                                   | Низька венчурна підтримка                           | Стримує розвиток стартапів                      |
| Соціально-економічний ефект | NRI: Impact (57,34)                                  | Помірний вплив цифровізації                         | Визначає ефективність сервісу                   |

Джерело: побудовано за [17; 18]

Результати оцінювання готовності підприємств до використання штучного інтелекту доцільно розглядати у взаємозв'язку із загальним рівнем цифрового розвитку країни та якістю інституційного середовища, які визначають можливості практичного впровадження AI в управлінні сервісними процесами.

Вагомим міжнародним індикатором цифрової готовності є Network Readiness Index (NRI) [18], що оцінює розвиток інформаційно-комунікаційних технологій за вимірами технологій, людського капіталу, управління та соціально-економічного впливу. Згідно з даними NRI 2024 [18], Україна посідає 43 місце серед 133 країн із загальним індексом 55,32 бала, що відповідає



середньому рівню цифрової готовності. Найбільш розвиненим компонентом є людський потенціал, зокрема цифрові навички населення, що формує сприятливу кадрову основу для розвитку AI-платформ. Водночас корпоративний сектор характеризується недостатньою цифровою інтеграцією. Низькі позиції за субіндексом «Businesses» свідчать про обмежене використання інтелектуальних систем у сфері управління клієнтськими відносинами та персоналізації сервісу, що стримує впровадження комплексних моделей сегментації. У технологічному вимірі Україна демонструє помірні результати, зокрема у сфері програмного забезпечення, мобільних розробок і наукових досліджень з AI, що створює передумови для модернізації сервісного менеджменту. Водночас стримувальними чинниками залишаються недостатні інвестиції в R&D, обмежений розвиток венчурного фінансування та регуляторні бар'єри. Таким чином, результати табл. 2 засвідчують наявність в Україні значного кадрового потенціалу для розвитку штучного інтелекту в управлінні обслуговуванням організацій-споживачів, однак обмежена цифрова зрілість бізнес-середовища та інституційні чинники стримують масштабне впровадження диференційованих AI-рішень.

**Таблиця 2**

Інституційна готовність України до розвитку штучного інтелекту (Government AI Index 2025)

| Вимір оцінювання     | Значення | Значення для сервісного менеджменту    |
|----------------------|----------|--|
| Політичний потенціал | 73,50    | Наявність державної стратегії AI       |
| AI-інфраструктура    | 52,40    | Обмеження технічної підтримки сервісів |
| Управління           | 83,00    | Стабільність нормативного середовища   |
| Держвпровадження     | 80,24    | Поширення цифрових сервісів            |
| Розвиток і поширення | 40,34    | Низька інтеграція AI в бізнес          |
| Стійкість            | 58,21    | Середня адаптивність систем            |
| Загальний показник   | 60,84    | Помірна готовність середовища          |

Джерело: побуловано за [19]

Наведені показники інституційної готовності України до розвитку штучного інтелекту свідчать про наявність відносно сприятливого нормативно-



управлінського середовища для впровадження цифрових сервісних рішень. Високі значення за показниками державного управління та політичного потенціалу формують базові умови для розвитку аналітичних платформ і використання інтелектуальних технологій у сфері обслуговування. Водночас обмежений рівень розвитку AI-інфраструктури та низька інтеграція штучного інтелекту в бізнес-практику зумовлюють необхідність застосування спеціалізованих корпоративних систем, здатних компенсувати наявні інституційні та технологічні обмеження.

У цих умовах особливого значення набуває використання штучного інтелекту для внутрішньої аналітики підприємств, зокрема для класифікації організацій-споживачів на основі об'єктивних даних. AI забезпечує автоматизоване оцінювання економічних параметрів клієнтів, зокрема обсягів закупівель, рівня рентабельності та стабільності співпраці, що формує кількісну основу сегментації. Поряд із економічними показниками важливу роль відіграє аналіз технологічних характеристик клієнтів, пов'язаних із типом і критичністю обладнання, рівнем його цифрової оснащеності та використанням IoT-рішень. Інтеграція платформи SmartLube 4.0 з аналітичними модулями штучного інтелекту забезпечує комплексну оцінку технічного середовища споживачів і дозволяє враховувати його вплив на інтенсивність сервісного обслуговування. Доповненням до економічних і технологічних параметрів є поведінкове моделювання клієнтів, що ґрунтується на аналізі рівня лояльності, реакції на рекомендації системи, проактивності взаємодії та інтегрального індексу CSI. Застосування алгоритмів машинного навчання забезпечує виявлення стійких моделей взаємодії клієнтів із сервісною платформою та підвищує точність прогнозування їхньої поведінки.

Таким чином, поєднання економічних, технологічних і поведінкових показників у межах єдиної AI-аналітичної системи формує методичну основу для об'єктивної класифікації організацій-споживачів і подальшої диференціації стандартів обслуговування – табл. 3.



Таблиця 3

Система критеріїв AI-сегментації організацій-споживачів у SmartLube 4.0

| Група показників | Основні індикатори   | Аналітичне значення для сервісу   | Джерело даних                           |
|------------------|--|---|---|
| Економічні       | Обсяг закупівель, маржинальність клієнта, частота замовлень, динаміка контрактів           | Оцінювання фінансової цінності клієнта та доцільності інвестування в сервіс | CRM, ERP, фінансова звітність           |
| Технологічні     | Тип обладнання, рівень зношеності, наявність IoT-сенсорів, критичність виробничих процесів | Визначення складності та інтенсивності сервісного обслуговування            | IoT-модулі, SmartLube, технічні реєстри |
| Поведінкові      | Індекс лояльності, швидкість реакції на рекомендації, рівень проактивності, CSI-Lube 4.0   | Прогнозування стабільності співпраці та ризиків втрати клієнта              | AI-аналітика, CRM, сервісна історія     |
| Інтегральні      | Комплексний рейтинг клієнта, профіль ризику, потенціал розвитку                            | Формування основи для кластеризації та диференціації стандартів             | Аналітичний модуль SmartLube            |

Джерело: побудовано автором

Запропонована система критеріїв забезпечує комплексне оцінювання організацій-споживачів з урахуванням їх фінансових, технічних і поведінкових характеристик. Інтеграція показників у єдиному аналітичному середовищі дозволяє зменшити суб'єктивізм у процесі сегментації та сформуванню об'єктивну основу для управлінських рішень.

Застосування алгоритмів штучного інтелекту забезпечує автоматизоване агрегування, нормалізацію та інтерпретацію даних, що сприяє формуванню узагальнених клієнтських профілів. Такі профілі відображають рівень сервісного навантаження, економічну доцільність співпраці та потенціал розвитку клієнтів.

На основі інтегральної оцінки здійснюється групування організацій-споживачів у відносно однорідні сегменти, що створює передумови для



формування диференційованих стандартів обслуговування. У зв'язку з цим подальший аналіз зосереджується на методиці кластеризації клієнтів у межах платформи SmartLube 4.0.

У системі SmartLube 4.0 процес кластеризації ґрунтується на алгоритмах машинного навчання, які забезпечують автоматизоване групування клієнтів за економічними, технологічними та поведінковими параметрами. Аналітичний модуль агрегує дані з CRM, ERP, IoT-платформ і сервісних журналів, здійснює їх нормалізацію та кластерний аналіз, формуючи багатовимірний простір характеристик клієнтів.

Важливою особливістю методики є динамічний характер кластеризації, що передбачає періодичний автоматизований перегляд належності клієнтів до сегментів на основі оновлених даних. Це забезпечує оперативне реагування на зміни у поведінці споживачів і параметрах співпраці.

У результаті AI-аналізу в межах SmartLube 4.0 формується система базових клієнтських кластерів, що відображають рівень сервісної значущості та управлінських пріоритетів.

До кластеру критичних клієнтів належать організації з високою економічною цінністю та підвищеними вимогами до безперервності обслуговування. Стабільні клієнти характеризуються прогнозованою динамікою співпраці та високим рівнем лояльності. Перспективний кластер охоплює клієнтів із високим потенціалом зростання, орієнтованих на довгострокове партнерство. Ризикові клієнти відзначаються фінансовою нестабільністю та підвищеною ймовірністю припинення співпраці, що зумовлює необхідність оптимізації витрат на їх обслуговування.

Узагальнену характеристику сформованих кластерів клієнтів, їх економічних, технологічних і поведінкових параметрів, а також відповідних стандартів сервісної підтримки у межах SmartLube 4.0 наведено в табл. 4.



**Інтегрована модель AI-кластеризації та диференціації сервісу  
в SmartLube 4.0**

| Економічні та технологічні характеристики                          | Поведінкові особливості                  | Рівень сервісу | Основні інструменти обслуговування та аналітики  | Частота взаємодії |
|--|--|----------------|--|-------------------|
| <b>Критичні партнери</b>   |  |                |  |                   |
| Високі обсяги закупівель, складне обладнання, повна IoT-інтеграція | Висока лояльність, активна взаємодія     | Максимальний   | Персональний менеджер, пріоритетні поставки, преміум-звіти, прогностичні моделі, моніторинг у реальному часі | Постійна          |
| <b>Стабільні клієнти</b>   |  |                |  |                   |
| Середній–високий обсяг, стандартизоване обладнання                 | Стабільна співпраця, помірною активність | Високий        | Автоматизоване обслуговування, програми лояльності, стандартні аналітичні звіти                              | Регулярна         |
| <b>Перспективні клієнти</b>  |  |                |  |                   |
| Зростаючі обсяги, готовність до модернізації                       | Орієнтація на інновації                  | Середній       | Персоналізовані пропозиції, консультаційна підтримка, аналітика розвитку                                     | Періодична        |
| <b>Ризикові клієнти</b>  |  |                |  |                   |
| Нестабільна рентабельність, застаріле обладнання                   | Низька залученість                       | Обмежений      | Обслуговування за запитом, базовий моніторинг, контроль витрат   | Епізодична        |

Джерело: побудовано автором

Узагальнена модель відображає взаємозв'язок між характеристиками організацій-споживачів, рівнем сервісної підтримки та інструментами аналітичного супроводу. Вона забезпечує трансформацію результатів AI-аналізу в конкретні управлінські рішення щодо інтенсивності обслуговування, рівня



персоналізації та розподілу ресурсів. Запропонований підхід дозволяє узгодити сервісну стратегію підприємства зі стратегічною значущістю клієнтів і мінімізувати неефективні витрати, пов'язані з надмірним або недостатнім рівнем підтримки. Як свідчать дані, рівень сервісної підтримки у SmartLube 4.0 безпосередньо залежить від інтегральної оцінки клієнтського профілю та його стратегічної значущості для підприємства. Водночас ефективність такої моделі визначається здатністю системи своєчасно реагувати на зміни в економічних, технологічних і поведінкових параметрах клієнтів, що зумовлює необхідність використання механізмів адаптивного оновлення стандартів обслуговування на основі постійного аналізу даних.

Процедуру динамічного перегляду кластерів і коригування сервісних регламентів у системі SmartLube 4.0 наведено в табл. 5.

**Таблиця 5**

**Алгоритм адаптивного оновлення стандартів обслуговування**

| Етап                | Зміст процесу   | Інструменти SmartLube 4.0      | Управлінський результат           |
|---------------------|---|--------------------------------|-----------------------------------|
| Збір даних          | Агрегація фінансових, технічних і поведінкових показників | CRM, ERP, IoT, AI-модулі       | Актуалізація інформаційної бази   |
| Аналітична обробка  | Розрахунок інтегральних індексів і профілів               | Машинне навчання, BI-аналітика | Виявлення змін у статусі клієнтів |
| Кластеризація       | Перегляд належності до сегментів                          | Алгоритми кластерного аналізу  | Оновлення кластерної структури    |
| Коригування сервісу | Адаптація стандартів обслуговування                       | Сервісні регламенти, сценарії  | Підвищення ефективності сервісу   |
| Контроль якості     | Моніторинг результатів                                    | KPI, зворотний зв'язок         | Стабілізація рівня послуг         |

Джерело: побудовано автором

Реалізація наведеного алгоритму забезпечує безперервність процесу вдосконалення сервісних стандартів і формує основу для побудови гнучкої системи управління взаємодією з організаціями-споживачами в умовах цифрової



трансформації. Запропонована модель диференціації стандартів обслуговування в системі SmartLube 4.0 забезпечує інтеграцію результатів AI-аналізу в реальні управлінські процедури підприємства. Її використання дозволяє підвищити обґрунтованість розподілу сервісних ресурсів, знизити витрати на обслуговування малоефективних сегментів, посилити підтримку стратегічно важливих клієнтів і сформувати гнучку систему реагування на зміни ринкового середовища. Практичне впровадження запропонованого підходу сприяє підвищенню якості сервісу, зміцненню партнерських відносин і зростанню конкурентоспроможності підприємства в умовах цифрової економіки.

**Висновки.** Застосування штучного інтелекту в управлінні сервісними процесами підприємства забезпечує трансформацію традиційних підходів до обслуговування організацій-споживачів у напрямі формування аналітично обґрунтованої, гнучкої та диференційованої системи сервісної взаємодії. Інтеграція AI з корпоративними інформаційними системами та платформою SmartLube 4.0 створює єдине цифрове середовище для комплексної обробки економічних, технологічних й поведінкових даних клієнтів.

Використання багатокритеріального AI-аналізу дозволяє підвищити точність сегментації B2B-клієнтів, зменшити вплив суб'єктивних управлінських оцінок та забезпечити об'єктивне ранжування організацій-споживачів за рівнем їхньої стратегічної значущості та сервісного навантаження. Запропонована кластерна модель формує методичну основу для встановлення взаємозв'язку між профілем клієнта та відповідним рівнем сервісної підтримки.

Розроблена модель диференціації стандартів обслуговування на основі AI сприяє раціоналізації розподілу сервісних ресурсів, зниженню непродуктивних витрат та підвищенню ефективності клієнтського супроводу. Адаптивний механізм оновлення кластерів, реалізований у SmartLube 4.0, забезпечує оперативне коригування стандартів обслуговування відповідно до змін у фінансовому стані, технічних параметрах і поведінці клієнтів.

Запропонований підхід формує практичні передумови для впровадження



цифрово орієнтованої моделі сервісного менеджменту, що поєднує аналітичну точність, управлінську гнучкість і стратегічну орієнтацію на розвиток довгострокових партнерських відносин. Його використання сприяє підвищенню конкурентоспроможності підприємств у сфері B2B-сервісу в умовах цифрової трансформації економіки.

Перспективи подальших досліджень пов'язані з поглибленням методів прогнозування клієнтської поведінки на основі машинного навчання, розробленням галузевих моделей AI-сегментації сервісних процесів, а також оцінюванням економічного ефекту впровадження інтелектуальних систем управління обслуговуванням у різних секторах B2B-ринку.

### **Список використаних джерел**

1. Чернишова О. О., Домашенко С. В., Домашенко Д. Г. Вплив штучного інтелекту на бізнес-процеси з метою оптимізації та покращення ефективності роботи організації. *Вчені записки ТНУ імені В. І. Вернадського. Серія: Технічні науки*. 2024. Т. 35(74). № 2. С. 196–204. DOI: <https://doi.org/10.32782/2663-5941/2024.2/27>.
2. Кузьомко В., Бурангулова В., Бурангулова В. Можливості використання штучного інтелекту в діяльності сучасних підприємств. *Економіка та суспільство*. 2021. № 32. DOI: <https://doi.org/10.32782/2524-0072/2021-32-67>.
3. Brzozowska M., Kolasińska-Morawska K., Sułkowski Ł., Morawski P. Artificial-intelligence-powered customer service management in the logistics industry. *Entrepreneurial Business and Economics Review*. 2023. Vol. 11, № 4. P. 109–121. DOI: <https://doi.org/10.15678/EBER.2023.110407>.
4. Iatsiuta V., Kobets V. Transforming Business Communication with Solutions Based on Artificial Intelligence Technologies with Support for Natural Language Processing. *Science and Innovation*. 2025. Vol. 21, № 5. P. 126–143. DOI: <https://doi.org/10.15407/scine21.05.126>.
5. Feuerriegel S., Hartmann J., Janiesch C. et al. Generative AI. *Business &*



Information Systems Engineering. 2024. Vol. 66. P. 111–126. DOI: <https://doi.org/10.1007/s12599-023-00834-7>.

6. Ferraro C., Demsar V., Sands S., Restrepo M., Campbell C. The paradoxes of generative AI-enabled customer service: A guide for managers. *Business Horizons*. 2024. Vol. 67, № 5. P. 549–559. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.bushor.2024.04.013>.

7. Ledro C., Nosella A., Vinelli A., Dalla Pozza I., Soverain T. Artificial intelligence in customer relationship management: A systematic framework for a successful integration. *Journal of Business Research*. 2025. Vol. 199. Art. 115531. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2025.115531>.

8. Boresta M., Pinto D. M., Stecca G. Bridging operations research and machine learning for service cost prediction in logistics and service industries. *Annals of Operations Research*. 2024. Vol. 342. P. 113–139. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10479-024-05962-1>.

9. Смірнов О., Константинова Л., Коноплицька-Слободенюк О., Козірова Н., Якименко Н., Доренський О., Буравченко К. Дослідження інструментів штучного інтелекту для роботи з базами даних та аналізу даних. *Кібербезпека: освіта, наука, техніка*. 2025. № 3(27). С. 429–448. DOI: <https://doi.org/10.28925/2663-4023.2025.27.763>.

10. Старов О. Цифрово-інноваційні підходи до стратегічного управління розвитком бізнесу в умовах інтеграції штучного інтелекту. *Молодий вчений*. 2025. № 6(137). DOI: <https://doi.org/10.32839/2304-5809/2025-6-137-17>.

11. Ремига Ю., Тонюк М. Найновіші інструменти стратегічного управління транспортним сектором України в контексті цифровізації. *Path of Science*. 2025. Т. 11. № 4. С. 6015–6024. DOI: <http://dx.doi.org/10.22178/pos.116-23>.

12. Дриньов Д. М., Загородніх В. В., Зінченко О. М. Мистецтво застосування штучного інтелекту в системі управління підприємством. *Економічний простір*. 2023. № 188. С. 79–82. DOI: <https://doi.org/10.32782/2224-6282/188-13>.



13. Погребний В. Управління логістичними процесами у транспортній сфері. *Економіка та суспільство*. 2024. № 63. DOI: <https://doi.org/10.32782/2524-0072/2024-63-87>.
14. Ковальчук І., Орлова-Курилова О. Цифрова трансформація управління якістю на підприємстві засобами штучного інтелекту. *Вчені записки Університету «КРОК»*. 2025. № 3(79). С. 294–300. DOI: <https://doi.org/10.31732/2663-2209-2025-79-294-300>.
15. Лега О. В., Макарчук А. В. Підвищення точності оцінювання показника функціональної стійкості інформаційних систем у цифровій економіці за допомогою ансамблевих моделей машинного навчання. *Наукові записки Львівського університету бізнесу та права*. 2025. № 47. С. 104–112. URL: <https://nzlubp.org.ua/index.php/journal/article/view/1833> (дата звернення 28.01.2026).
16. Тетер Н., Лега О. Прогнозна аналітика на основі штучного інтелекту як інструмент передбачення КРІ та підвищення ефективності стратегічного планування. *Цифрова економіка та економічна безпека*. 2025. № 4(19). С. 454–460. DOI: <https://doi.org/10.32782/dees.19-65>.
17. Опитування 2024 AI Readiness Index: Cisco дослідила готовність бізнесу до ШІ. URL: <https://megatrade.ua/news/reviews/opituvannya-2024-ai-readiness-index-cisco-doslidila-gotovnist-biznesu-do-shi/> (дата звернення 28.01.2026).
18. Ukraine. The Network Readiness Index 2024. URL: <https://download.networkreadinessindex.org/reports/countries/2024/ukraine.pdf> (дата звернення 28.01.2026).
19. Government AI Readiness Index 2025. URL: <https://oxfordinsights.com/ai-readiness/government-ai-readiness-index-2025/> (дата звернення 28.01.2026).