

УДК 005.8:004.8

Лучко Галина Йосипівна

кандидат економічних наук, доцент
кафедри управління проектами
Національний університет
«Львівська політехніка»
ORCID: 0000-0002-3583-0923

Франків Роман Ярославович

аспірант
кафедри управління проектами
Національного університету
«Львівська політехніка»
ORCID: 0009-0007-7899-0170

<https://doi.org/10.25313/3083-7782-2026-4-4>

ШТУЧНИЙ ІНТЕЛЕКТ В УПРАВЛІННІ ІТ-ПРОЄКТАМИ: СИСТЕМАТИЗАЦІЯ ПІДХОДІВ ЗА СТАНДАРТАМИ PMI

Анотація. Вступ. Стрімке впровадження технологій штучного інтелекту (ШІ) в практику управління проектами супроводжується значним розривом між темпами адаптації та рівнем стратегічного осмислення цих технологій. Галузеві звіти засвідчують, що більшість організацій використовують ШІ-інструменти фрагментарно, без узгодження з процесною логікою управління проектами, що обмежує потенційну цінність цих технологій. Попри зростаючий обсяг наукових публікацій, питання систематизації підходів використання ШІ за групами процесів управління проектами згідно з Process Groups: A Practice Guide (PMI, 2022) залишається недостатньо розкритим. Наявні систематичні огляди або не охоплюють повного технологічного спектру від традиційного машинного навчання до агентного ШІ, або не використовують процесну класифікацію як аналітичну рамку, що створює потребу в комплексному міждисциплінарному дослідженні.

Мета. Класифікувати технології ШІ за п'ятьма групами процесів (Process Groups: A Practice Guide, PMI, 2022) з наскрізним аналізом покриття сфер виконання PMBOK Guide 7-го видання, оцінити рівень зрілості досліджень у кожній групі та ідентифікувати ключові прогалини.

Матеріали і методи. Систематичний огляд літератури за період 2021–2026 рр. із залученням наукових баз Scopus, Web of Science та галузевих звітів PMI, McKinsey, Deloitte. Класифікаційною рамкою обрано п'ять груп процесів Process Groups: A Practice Guide (PMI, 2022): ініціація, планування, виконання, моніторинг та контроль, закриття.

Результати. Побудовано авторську матрицю «технологія ШІ × група процесів управління проектами». Виявлено нерівномірність дослідницького покриття: переважна більшість досліджених публікацій зосереджено на плануванні та моніторингу, тоді як закриття залишається критичною прогалиною. Ідентифіковано інверсію «зрілість–вплив»: групи з найбільшою кількістю публікацій стикаються з бар'єрами впровадження, тоді як виконання лідирує практично завдяки генеративному ШІ. Зафіксовано три хвилі технологічної еволюції: традиційне машинне навчання (ML, machine learning) (2011–2022), глибоке навчання (2020–2024), генеративний та агентний ШІ (2023–теперішній час). Проекція результатів на сфери виконання PMBOK 7 виявила критичні прогалини у людиноорієнтованих сферах виконання (зацікавлені сторони, команда, підхід до розробки).

Перспективи. ШІ-рішення для автоматизації процесів закриття проєктів, моделі врядування (governance) для агентного ШІ, стандартизовані метрики ефективності генеративного ШІ.

Ключові слова: штучний інтелект, управління проектами, PMBOK, групи процесів, сфери виконання, машинне навчання, великі мовні моделі.



Copyright © The Author(s).

This is an open access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution License 4.0 (<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>)

Постановка проблеми. Інтеграція штучного інтелекту (ШІ) у процеси управління проектами набуває стрімкого поширення в індустрії інформаційних технологій. За даними звіту PMI Pulse of the Profession 2025, технології генеративного ШІ активно впроваджуються в проекти провідних організацій [1]. Водночас масштабне дослідження McKinsey, проведене серед 1 491 учасника, засвідчує, що монетизація ШІ-інвестицій залишається на ранньому етапі для більшості організацій, попри зростаючі масштаби впровадження [2]. Цей розрив між темпами впровадження та реальною віддачею формує центральну проблему сучасного ШІ-орієнтованого проектного менеджменту.

Ситуацію ускладнює розрив у врядуванні (governance): за даними Digital.ai, лише 49% організацій мають чіткі правила використання ШІ у командах [3]. Прогноз Gartner свідчить про ймовірне скасування понад 40% проектів з агентним ШІ до кінця 2027 року через відсутність зрілих моделей управління [4]. Одночасно Deloitte зазначає, що лише 21% організацій мають зрілу модель управління ШІ-агентами [5].

За таких умов постає потреба в систематизованому уявленні про те, які процеси управління проектами найбільше виграють від ШІ-інтеграції, які технології є найбільш зрілими для кожної групи процесів, та де зосереджені ключові прогалини як у дослідницькому, так і в практичному полі. Відповідь на ці питання потребує сучасної класифікаційної рамки: з виходом РМВОК Guide 7-го видання (2021) PMI здійснив парадигмальний зсув від процесно-орієнтованого до принципово-орієнтованого підходу, запровадивши 12 принципів та 8 сфер виконання (Performance Domains). Водночас потребу практиків у процесній конкретиці задовольнив супровідний документ Process Groups: A Practice Guide (2022), який відновлює 5 груп процесів, 10 галузей знань та 49 процесів у контексті предиктивного (прогнозованого) підходу [6; 7].

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Тематика застосування ШІ в управлінні проектами є предметом зростаючої кількості систематичних оглядів літератури (SLR, systematic literature review). Одним із перших комплексних оглядів стала робота Фрідгейссон та ін. (2021), в якій на основі опитування групи експертів з проектного менеджменту проаналізовано перспективний вплив ШІ на десять галузей знань РМВОК. Автори встановили, що ШІ є найбільш корисним для процесів, де наявні історичні дані, зокрема для управління вартістю, розкладом та ризиками, тоді як сфери, що потребують людських лідерських навичок (управління зацікавленими сторонами, командою), будуть менш трансформованими [8].

Табоада та ін. (2023) здійснили систематичний огляд 128 публікацій, картографувавши ШІ-техніки за сферами виконання проектного менеджменту відповідно до РМВОК 7, що робить цю роботу єдиним SLR із класифікацією за сферами виконання. Водночас їхній огляд охоплює період до 2022 р. і не враховує хвилю генеративного та агентного ШІ (2023–2026). Результати засвідчили, що машинне навчання, передусім у контексті будівельних та IT-проектів, є найбільш дослідженою технікою для підвищення ефективності планування, вимірювання та управління невизначеністю [9]. Найбільший за масштабом огляд виконали Ненні та ін. (2025), проаналізувавши 215 публікацій за період 1996–2023 із застосуванням бібліометричного аналізу VOSviewer. Автори підтвердили домінування тематики управління ризиками та планування, водночас ідентифікувавши значні прогалини у застосуванні ШІ для процесів закупівель та закриття проектів [10].

Мюллер та ін. (2024) у публікації в Project Management Journal зосередились на етичних аспектах, а також аспекті врядування (governance) ШІ у проектному менеджменті, надавши рекомендації для майбутніх наукових досліджень у цій сфері [11].

Серед вітчизняних досліджень варто відзначити роботу Бушуєва та ін. (2025), де запропоновано концептуальну рамку застосування ШІ у проектах сталого розвитку в середовищі BANI (brittle, anxious, nonlinear, incomprehensible), з акцентом на підвищенні стійкості та адаптивності проектних рішень [12]. Окремо слід відзначити роботу Алмейда та ін. (2025), які класифікували ШІ-інструменти для управління проектами за типами знань у розрізі галузей знань РМ. Автори встановили, що генеративний ШІ є найбільш придатним для людиноорієнтованих галузей знань (зацікавлені сторони, комунікації), які потребують роботи з неявними знаннями, тоді як традиційний ML залишається ефективнішим для формалізованих, орієнтованих на дані галузей [13].

Незважаючи на значний обсяг наявних оглядів, існуючі SLR або класифікують ШІ за групами процесів без урахування генеративного та агентного ШІ (Фрідгейссон та ін., 2021; Ненні та ін., 2025), або за сферами виконання РМВОК 7 без урахування нових технологій (Табоада та ін., 2023), або за типами знань без процесної класифікації (Алмейда та ін., 2025). Жоден із наявних оглядів не поєднує процесну класифікацію з проекцією на сфери виконання та повним технологічним спектром від ML до агентного ШІ. Саме ця дослідницька прогалина визначає актуальність нашого дослідження.

Формулювання цілей статті (постановка завдання). Метою статті є систематизація підходів до застосування ШІ в управлінні IT-проектами за п'ятьма групами процесів (Process Groups: A Practice Guide, PMI, 2022) з наскрізним аналізом покриття сфер виконання РМВОК Guide 7-го видання. Для досягнення цієї мети визначено чотири підзавдання: (1) класифікувати ШІ-технології за групами процесів управління проектами з урахуванням повного технологічного спектру від традиційного машинного нав-

чання до агентного III; (2) оцінити рівень дослідницької зрілості в кожній групі процесів; (3) проектувати результати на сфері виконання РМВОК 7 для виявлення прогалин у людиноорієнтованих вимірах (зацікавлені сторони, команда, підхід до розробки); (4) ідентифікувати прогалини та сформулювати перспективні напрямки дослідження.

Виклад основного матеріалу. Дослідження базується на систематичному огляді літератури за період 2021–2026 рр. Джерельна база охоплює наукові публікації, індексовані в Scopus та Web of Science, а також галузеві звіти провідних аналітичних організацій (PMI, McKinsey, Deloitte, Digital.ai, Gartner). Класифікаційною рамкою обрано п'ять груп процесів згідно з Process Groups: A Practice Guide (PMI, 2022) [6]: ініціація (Initiating), планування (Planning), виконання (Executing), моніторинг та контроль (Monitoring and Controlling), закриття (Closing). Додатково результати проектуються на вісім сфер виконання (Performance Domains) РМВОК Guide 7-го видання [7] для виявлення прогалин у людиноорієнтованих вимірах управління проектами. Для кожної групи процесів проаналізовано домінуючі III-технології, рівень зрілості досліджень та практичні результати впровадження.

Ініціація. Група процесів ініціації традиційно включає формування бізнес-обґрунтування проекту, розробку статуту та визначення ключових зацікавлених сторін. У контексті III-підтримки основним напрямком досліджень є автоматизація виявлення та аналізу вимог (інженерія вимог, requirements engineering) з використанням методів обробки природної мови (NLP) та великих мовних моделей (LLM).

Челігір та ін. (2022) здійснили систематичний огляд 86 публікацій, присвячених застосуванню ML у процесах виявлення вимог. Автори ідентифікували 15 типів ML-задач виявлення вимог та класифікували їх за чотирма категоріями. Серед ключових висновків: дані для побудови моделей переважно видобуваються з текстових описів вимог, а домінуючими технологіями є методи класифікації та кластеризації текстів [14].

Після появи ChatGPT у листопаді 2022 р. спостерігається різкий зсув у бік використання LLM для задач з розробки вимог. Радлінський та Свача (2025) у систематичному картографічному дослідженні 30 робіт, присвячених застосуванню великих мовних моделей для ранньої оцінки програмних проектів, встановили, що моделі сімейств BERT та GPT є домінуючими: BERT використано у 9 дослідженнях, тоді як GPT-сімейство (GPT-4, GPT-3.5-turbo, GPT-2) є другим за поширеністю [15]. Водночас суттєвою прогалиною у групі ініціації залишається відсутність досліджень щодо III-підтримки генерації бізнес-кейсів, автоматизованого формування статутів проектів та III-асистентів з прийняття рішень на етапі ініціації.

Планування. Планування є найбільш дослідженою групою процесів управління проектами у контексті III-інтеграції. У ній можна виділити чотири зрілі дослідницькі напрями.

Першим напрямом є оцінювання вартості та трудомісткості проектів. Уддін та ін. (2022) запропонували рамку на основі даних для проектної аналітики на основі ML, порівнявши ефективність кількох алгоритмів: методу опорних векторів (SVM, support vector machine), випадкового лісу (Random Forest), штучних нейронних мереж (ANN, artificial neural network) та стекування (Stacking) на даних про перевитрати в будівельних проектах [16]. Нарбаєв та ін. (2024) продемонстрували, що модель XGBoost перевершує традиційний метод освоєного обсягу (EVM, earned value management) на вибірці із понад 110 проектів [17].

Другим напрямом є оцінювання обсягу завдань (story points) в Agile-проектах. Шетті та ін. (2026) дослідили застосування LLM для оцінювання обсягу завдань на 16 програмних проектах, продемонструвавши, що LLM у режимі підказки без попередніх прикладів (zero-shot prompting) можуть перевершити глибокі нейронні мережі, навчені на 80% даних проекту [18]. Це свідчить про еволюцію підходів через три покоління: від традиційного ML через SBERT (Sentence-BERT) із градієнтним бустингом до zero-shot LLM.

Третім напрямом є управління ризиками. Аштарі та ін. (2022) застосували басівські мережі як класифікатор для оцінки ризиків перевитрат у будівельних проектах, продемонструвавши середню точність 78,86%, що суттєво перевищує показники Naive Bayes та дерев рішень [19]. Ненні та ін. (2025) у своєму масштабному огляді підтвердили, що басівські мережі є домінуючою технікою III для управління проектними ризиками [10].

Четвертим напрямом є календарне планування. Шрьодер (2023) запропонував AutoScrum, систему на основі GPT-4, що автоматизує Agile-планування: від збору вимог та формування документації до декомпозиції завдань за допомогою мовних програм (Language Programs) [20]. Це дослідження засвідчує можливість суттєвої автоматизації окремих підпроцесів планування, хоча повна автоматизація залишається малоймовірною.

Суттєвими прогалинами у групі планування залишаються інтегроване мультидоменне планування (одночасна оптимізація вартості, розкладу та ризиків) та III-підтримка планування закупівель.

Виконання. Група процесів виконання демонструє найшвидше зростання після 2023 р., зумовлене поширенням генеративного III. Основні напрямки досліджень включають підвищення продуктивності розробки, LLM як PM-асистенти, управління знаннями, роботизовану автоматизацію процесів (RPA, robotic process automation) та DevOps.

Пенг та ін. (2023) у контрольованому експерименті з GitHub Copilot встановили, що група розробників із доступом до ШІ-асистента завершувала задачі на 55,8% швидше за контрольну групу [21]. Це дослідження, проведене Microsoft Research та GitHub, є одним із найбільш цитованих емпіричних підтверджень впливу генеративного ШІ на продуктивність розробки.

У контексті LLM як РМ-асистентів Цінкуш та ін. (2025) представили платформу CogniSim, мульти-агентну систему на основі когнітивних агентів із підтримкою LLM для Agile-управління проектами у рамках Scaled Agile Framework (SAFe). Агенти продемонстрували здатність виконувати делегування завдань, міжагентну комунікацію та управління життєвим циклом проектів [22].

У сфері управління знаннями Кемпбелл та ін. (2025) представили AquILLM, модульну RAG-систему (Retrieval-Augmented Generation) для захоплення неявних знань у дослідницьких групах, що підтримує різноманітні типи документів із налаштовуваними параметрами конфіденційності [23]. Дхар та ін. (2025) запропонували методологію DRAFT для генерації архітектурних рішень на основі комбінації підказки з кількома прикладами (few-shot prompting), RAG та дотренування (fine-tuning), продемонструвавши, що комбінований підхід перевершує кожен окрему техніку [24]. Кірстайн та ін. (2024) розробили Multi-LLM підхід для вдосконалення протоколів зустрічей, де один LLM ідентифікує помилки, а інший виконує корекцію [25].

Шлегель та ін. (2024) у дослідженні ключових факторів успіху RPA-проектів зазначили, що значна частка таких проектів зазнає невдачі через людські, організаційні та технічні фактори [26]. Спіраман та Шпірам (2023) продемонстрували можливість ML-прогнозування готовності організацій до впровадження DevOps [27].

Прогалинами у групі виконання залишаються забезпечення якості за межами коду (тестування вимог, перевірка зручності використання (UX)) та ШІ-підтримка управління організаційними змінами.

Моніторинг та контроль. Моніторинг та контроль є другою за зрілістю групою процесів після планування. Основними напрямками є розширення методу Earned Value Management (EVM) із використанням ML, прогнозування дефектів програмного забезпечення та побудова систем підтримки прийняття рішень.

Сантос та ін. (2023) запропонували методологію пояснюваного ML для контролю проектів, що додає шар пояснюваності на основі SHAP (Shapley Additive Explanations) до ML-моделей, побудованих на моделюванні Монте-Карло проектною мережі. Метод дозволяє як проспективний аналіз (ідентифікація ключових взаємозв'язків між задачами для прийняття рішень щодо виконання), так і ретроспективний (визначення причин поточного статусу проекту) [28].

Бурдаков та ін. (2025) критично проаналізували відповідність РМВОК Guide потребам ШІ-проектів, виявивши обмеження стандарту щодо управління даними, ітеративної розробки та етичних аспектів. Автори рекомендують інтеграцію управління життєвим циклом даних та етичних міркувань безпосередньо у процеси планування та виконання проектів [29].

Ассалаараччі та ін. (2026) сформулювали візію агентного управління програмними проектами (Software PM 3.0), де мульти-агентний ШІ-менеджер працює як «молодший проектний менеджер» із чотирма рівнями автономії. Ця концепція підкреслює необхідність переосмислення ролі людини-менеджера як «стратегічного лідера та коуча» [30].

Прогалинами у цій групі процесів є аналіз настроїв проектною командою (відсутність рецензованих досліджень) та автоматизоване виявлення неконтрольованого розширення обсягу проекту (scope creep) на основі аналізу проектною документації.

Закриття. Процеси закриття проектів становлять критичну «білу пляму» в дослідницькому ландшафті. За результатами нашого аналізу, жодного спеціалізованого рецензованого дослідження не виявлено щодо ШІ-підтримки процесів закриття проектів. Найближчими за тематикою є роботи з обробки природної мови (NLP) та видобування тексту (text mining) для вилучення знань із проектною документації. Зокрема, Сюй та ін. (2022) систематизували застосування видобування тексту (text mining) у будівельній індустрії, продемонструвавши потенціал NLP для автоматизованого аналізу проектних документів [31]. Технічно, сучасні RAG-системи та LLM здатні автоматизувати генерацію звітів про засвоєні уроки (lessons learned), підсумкових аналітичних звітів (post-mortem) та документації закриття, проте ці можливості не верифіковані академічно. Ця прогалина є однією з ключових знахідок нашого дослідження.

Синтез результатів: авторська матриця та ключові закономірності. На основі проведеного аналізу побудовано зведену матрицю «технологія ШІ × група процесів управління проектами» (табл. 1), що дозволяє систематизувати результати за двома вимірами: типом ШІ-технології та групою процесів, в якій вона застосовується.

На основі матриці зафіксовано три ключові закономірності.

Перша закономірність: нерівномірність дослідницького покриття. Групи планування та моніторингу і контролю акумулюють переважну більшість аналізованих публікацій, тоді як закриття не має жодного спеціалізованого дослідження. Ініціація перебуває на початковому рівні, з акцентом переважно на одному підпроцесі (виявлення вимог).

Таблиця 1

Зведена матриця «технологія ІІІ x група процесів управління проектами»

Група процесів	Домінуючі технології ІІІ	Ступінь дослідженості	Кількість досліджень
Ініціація	NLP, LLM (GPT), класифікація тексту	Початковий	Низька
Планування	ANN, SVM, XGBoost, BN, LLM (zero-shot prompting)	Високий	Висока
Виконання	LLM, RAG, мульти-агентні системи, RPA	Зростаючий	Середня
Моніторинг та контроль	ML + SHAP, CNN, LSTM, багатошаровий перцептрон з оптимізацією роєм частинок (MLP-PSO)	Високий	Висока
Закриття	Потенційно: RAG, LLM, видобування тексту	Відсутній	Не знайдено

Джерело: складено авторами на основі проведеного аналізу

Друга закономірність: три хвили технологічної еволюції. Аналіз хронології публікацій дозволяє виділити три хвили: (1) традиційний ML (ANN, SVM, Random Forest, Bayesian Networks), що домінував у 2011–2022 рр.; (2) глибоке навчання (deep learning): згорткові нейронні мережі (CNN), мережі довгої короткочасної пам'яті (LSTM), архітектура Transformer, активне у 2020–2024 рр.; (3) генеративний та агентний ІІІ (GPT, LLaMA, мульти-агентні системи), що стрімко поширюється з 2023 р. [9; 10; 15; 30].

Третя закономірність: інверсія «зрілість–вплив». Групи планування та моніторингу мають найбільшу кількість рецензованих публікацій, проте стикаються з бар'єрами практичного впровадження: потребою у великих обсягах історичних даних, складністю інтеграції з корпоративними системами та недостатньою пояснюваністю моделей [28]. Водночас група виконання, попри менший обсяг рецензованих досліджень, демонструє найшвидше практичне впровадження завдяки генеративному ІІІ: GitHub Copilot, ChatGPT та аналогічні інструменти інтегруються в робочі процеси розробників без значних інфраструктурних змін [21; 22].

Проекція результатів на сфері виконання РМВОК 7 (табл. 2) виявляє четверту ключову закономірність, яку не видно при аналізі лише за групами процесів: нерівномірність покриття людиноорієнтованих сфер виконання. Три «технічні» сфери виконання (Planning, Project Work, Measurement) забезпечені рецензованими дослідженнями на високому рівні. Натомість три «людиноорієнтовані» сфери виконання (Stakeholders, Team, Development Approach & Life Cycle) мають критичні прогалини.

Зокрема, ІІІ-підтримка управління зацікавленими сторонами обмежується фрагментарними роботами з ML-кластеризації, зафіксованими Табоадою та ін. (2023) [9]. Рецензовані дослідження з NLP-аналізу настроїв стейкхолдерів в ІТ-проектах відсутні, хоча Алмейда та ін. (2025) [13] показали, що саме генеративний ІІІ є найбільш придатним для цієї сфери виконання завдяки здатності працювати з неявними знаннями. У сфері виконання «Команда» наявні дослідження (CogniSim [22], протоколи зустрічей [25]) зосереджені

Таблиця 2

Матриця перетину груп процесів та сфер виконання: покриття ІІІ-дослідженнями

Сфера виконання (РМВОК 7)	Ініціація	Планування	Виконання	Моніторинг	Закриття	Покриття
Зацікавлені сторони (Stakeholders)	○	–	–	–	–	Критична прогалина
Команда (Team)	–	–	●	–	–	Часткове
Підхід до розробки та ЖЦ (Dev. Approach)	–	○	○	–	–	Фрагментарне
Планування (Planning)	●	●	–	–	–	Високе
Проектна робота (Project Work)	–	–	●	–	–	Високе
Постачання (Delivery)	–	–	○	–	○	Початкове
Вимірювання (Measurement)	–	–	–	●	○	Високе
Невизначеність (Uncertainty)	–	●	–	○	–	Середнє

«●» — добре покрито; «○» — фрагментарно покрито; «–» — не покрито/не визначено

Джерело: складено авторами на основі проєкції результатів аналізу на сфері виконання РМВОК 7

на мульти-агентних системах, але не охоплюють ІІІ для оцінки командної динаміки чи підтримки ретроспектив. У сфері виконання «Підхід до розробки» AutoScrum [20] та DevOps-готовність [27] є дотичними, проте жодне дослідження не адресує ІІІ-підтримку вибору методології (предиктивна, адаптивна, гібридна) відповідно до контексту проекту.

Ця знахідка узгоджується з результатами Алмейда та ін. (2025) [13], які встановили, що ІІІ-інструменти найкраще розвинені для формалізованих та орієнтованих на дані галузей знань (вартість, розклад, ризики), тоді як галузі, що потребують роботи з неявними знаннями (зацікавлені сторони, комунікації, інтеграція), залишаються на початковому рівні автоматизації.

Парадигмальний зсув: від ІІІ-інструменту до ІІІ-партнера. Окрему увагу заслуговує парадигмальний зсув у ролі ІІІ в управлінні проектами: від «ІІІ-інструменту» (tool), що виконує делеговані завдання, до «ІІІ-партнера» (collaborator), здатного автономно приймати рішення в межах визначених повноважень. Цей зсув найбільш виразно проявляється в контексті агентного ІІІ.

Цінкуш та ін. (2025) у платформі CogniSim реалізували мульти-агентну систему для SAFe, де когнітивні агенти на основі LLM виконують ролі учасників Agile-команди: від Product Owner до Scrum Master [22]. Шрьодер (2023) в AutoScrum продемонстрував можливість автономного Agile-планування за допомогою GPT-4, де модель самостійно генерує документацію, декомпонує завдання та формує порядок виконання [20]. Ассалаараччі та ін. (2026) концептуалізували «Software PM 3.0» з чотирма рівнями автономії агентного менеджера, підкресливши необхідність нових моделей врядування (governance) для керування автономними ІІІ-агентами [30].

Цей парадигмальний зсув відбувається на тлі еволюції самих стандартів управління проектами. PMBOK 7 (2021) запровадив принцип адаптації (tailoring) як системний підхід до налаштування процесів під контекст конкретного проекту [7], а Process Groups: A Practice Guide (2022) зберіг процесну конкретику як операційний рівень модульної системи стандартів PMI [6]. У сукупності з агентним ІІІ це створює нові виклики: потребу у моделях врядування для агентного ІІІ, перегляд кваліфікаційних вимог до проектних менеджерів та розробку етичних рамок для автономного прийняття рішень у проектних контекстах [4; 5; 11].

Виклики та обмеження. Впровадження ІІІ в управління ІТ-проектами супроводжується низкою системних викликів. Мюллер та ін. (2024) акцентують увагу на етичних аспектах: алгоритмічна упередженість, конфіденційність даних та необхідність відповідності регуляторним вимогам, зокрема EU AI Act [11]. Бурдаков та Ан (2025) виявили невідповідність PMBOK 7 специфіці ІІІ-проектів за п'ятьма ключовими параметрами: залежність від даних, невизначеність, ітеративність, потреба у спеціалізованій експертизі та етичні виміри [29].

Розрив у врядуванні залишається критичним: прогноз Gartner про скасування понад 40% проектів з агентним ІІІ до 2027 року підтверджується даними Deloitte, згідно з якими значна частка організацій ще не досягла зрілості у розгортанні агентного ІІІ [4; 5]. Бушуев та ін. (2025) додатково наголошують на специфіці управління проектами в VANI-середовищі, де нелінійність та непередбачуваність зовнішнього контексту суттєво ускладнюють впровадження детерміністичних ІІІ-моделей [12].

Висновки та перспективи подальших досліджень. У статті здійснено систематичний огляд літератури щодо застосування ІІІ в управлінні ІТ-проектами за період 2021–2026 рр. Побудовано авторську матрицю «технологія ІІІ × група процесів PMBOK», що дозволяє класифікувати наявні підходи за двома вимірами: типом ІІІ-технології та групою процесів згідно з Process Groups: A Practice Guide (PMI, 2022) та сферами виконання PMBOK Guide 7-го видання.

Основні результати дослідження полягають у наступному. По-перше, виявлено нерівномірність дослідницького покриття: більшість публікацій зосереджено на плануванні та моніторингу, тоді як закриття залишається критичною прогалиною без жодного спеціалізованого дослідження. По-друге, ідентифіковано інверсію «зрілість–вплив»: групи з найбільшою кількістю публікацій (планування, моніторинг) стикаються з бар'єрами впровадження, тоді як виконання лідирує практично завдяки генеративному ІІІ. По-третє, зафіксовано три хвилі технологічної еволюції та парадигмальний зсув від «ІІІ-інструменту» до «ІІІ-партнера», що потребує принципово нових моделей врядування (governance). По-четверте, проєкція результатів на сфері виконання PMBOK 7 виявила нерівномірність покриття людиноорієнтованих сфер виконання: три «технічні» сфери виконання (планування, проектна робота, вимірювання) забезпечені дослідженнями на високому рівні, тоді як сфери виконання зацікавлених сторін, команди та підходу до розробки мають критичні прогалини, що свідчить про необхідність розвитку ІІІ-рішень для цих людиноорієнтованих вимірів.

Перспективами подальших досліджень є: розробка та емпірична валідація ІІІ-рішень для автоматизації процесів закриття проектів на основі RAG та LLM; формування моделей врядування (governance) для агентного ІІІ у проектному менеджменті; розробка стандартизованих метрик ефективності генеративного ІІІ у процесах управління проектами; дослідження ІІІ-рішень для людиноорієнтованих сфер виконання, зокрема NLP-аналізу настроїв зацікавлених сторін, ІІІ-підтримки командної динаміки та автоматизованого вибору підходу до розробки; проведення емпіричних досліджень впровадження ІІІ в українських ІТ-організаціях.

ДОДАТКОВА ІНФОРМАЦІЯ

ВНЕСОК АВТОРІВ: Усі автори зробили внесок порівню.

ФІНАНСУВАННЯ: Автори не отримували фінансування для цього дослідження.

ЗАЯВА ПРО ДОСТУПНІСТЬ ДАНИХ: Не застосовується.

КОНФЛІКТ ІНТЕРЕСІВ: Автори заявляють про відсутність конфлікту інтересів.

Література

1. PMI Pulse of the Profession 2025: Navigating complexity. *Project Management Institute*. 2025. URL: https://www.pmi.org/-/media/pmi/documents/public/pdf/learning/thought-leadership/pulse/pulse_of_the_profession_2025-1.pdf (дата звернення: 25.02.2026).
2. The state of AI: How organizations are rewiring to capture value. *McKinsey & Company*. 2025. URL: <https://www.mckinsey.com/capabilities/quantumblack/our-insights/the-state-of-ai> (дата звернення: 25.02.2026).
3. 18th Annual State of Agile Report. *Digital.ai*. 2025. URL: <https://digital.ai/resource-center/analyst-reports/state-of-agile-report> (дата звернення: 25.02.2026).
4. Gartner Predicts Over 40% of Agentic AI Projects Will Be Canceled by End of 2027. *Gartner*. 2025. URL: <https://www.gartner.com/en/newsroom/press-releases/2025-06-25-gartner-predicts-over-40-percent-of-agentic-ai-projects-will-be-canceled-by-end-of-2027> (дата звернення: 25.02.2026).
5. State of AI in the Enterprise: The untapped edge. *Deloitte*. 2026. URL: <https://www.deloitte.com/content/dam/assets-zone3/us/en/docs/services/consulting/2026/state-of-ai-2026.pdf> (дата звернення: 25.02.2026).
6. Process Groups: A Practice Guide. Newtown Square, PA: Project Management Institute, 2022. 402 p.
7. A Guide to the Project Management Body of Knowledge (PMBOK Guide). 7th ed. and The Standard for Project Management. Newtown Square, PA: Project Management Institute, 2021. 370 p.
8. Fridgeirsson T. V., Ingason H. T., Jonasson H. I., Jonsdottir H. An Authoritative Study on the Near Future Effect of Artificial Intelligence on Project Management Knowledge Areas. *Sustainability*. 2021. Vol. 13, No. 4. P. 2345. DOI: <https://doi.org/10.3390/su13042345>
9. Taboada I., Daneshpajouh A., Toledo N., de Vass T. Artificial Intelligence Enabled Project Management: A Systematic Literature Review. *Applied Sciences*. 2023. Vol. 13, No. 8. P. 5014. DOI: <https://doi.org/10.3390/app13085014>
10. Nenni M. E., De Felice F., De Luca C., Forcina A. How artificial intelligence will transform project management in the age of digitization: a systematic literature review. *Management Review Quarterly*. 2025. Vol. 75. P. 1669–1716. DOI: <https://doi.org/10.1007/s11301-024-00418-z>
11. Müller R., Locatelli G., Holzmann V., Nilsson M., Sagay T. Artificial Intelligence and Project Management: Empirical Overview, State of the Art, and Guidelines for Future Research. *Project Management Journal*. 2024. Vol. 55, No. 1. P. 9–15. DOI: <https://doi.org/10.1177/87569728231225198>
12. Bushuyev S., Chumachenko I., Galkin A., Bushuiev D., Dotsenko N. Sustainable Development Projects Implementing in BANI Environment Based on AI Tools. *Sustainability*. 2025. Vol. 17, No. 6. P. 2607. DOI: <https://doi.org/10.3390/su17062607>
13. Almeida P. M., Fernandes G., Santos J. M. R. C. A. Artificial intelligence tools for project management: A knowledge-based perspective. *Project Leadership and Society*. 2025. Vol. 6. P. 100196. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.plas.2025.100196>
14. Cheligeer C., Huang J., Wu G., Bhuiyan N., Xu Y., Zeng Y. Machine learning in requirements elicitation: a literature review. *Artificial Intelligence for Engineering Design, Analysis and Manufacturing*. 2022. Vol. 36. P. e32. DOI: <https://doi.org/10.1017/S0890060422000166>
15. Radliński Ł., Swacha J. Large Language Models for Early-Stage Software Project Estimation: A Systematic Mapping Study. *Applied Sciences*. 2025. Vol. 15, No. 24. P. 13099. DOI: <https://doi.org/10.3390/app152413099>
16. Uddin S., Ong S., Lu H. Machine learning in project analytics: a data-driven framework and case study. *Scientific Reports*. 2022. Vol. 12. P. 15252. DOI: <https://doi.org/10.1038/s41598-022-19728-x>
17. Narbaev T., Hazir Ö., Khamitova B., Talgat S. A machine learning study to improve the reliability of project cost estimates. *International Journal of Production Research*. 2024. Vol. 62, No. 12. P. 4372–4388. DOI: <https://doi.org/10.1080/00207543.2023.2262051>
18. Shetty P. P., Balakrishnan A., Xu M., Xi X., Yu Z. Story Point Estimation Using Large Language Models. 2026. URL: <https://arxiv.org/abs/2603.06276> (дата звернення: 25.02.2026).
19. Ashtari M. A., Ansari R., Hassannayebi E., Jeong J. Cost Overrun Risk Assessment and Prediction in Construction Projects: A Bayesian Network Classifier Approach. *Buildings*. 2022. Vol. 12, No. 10. P. 1660. DOI: <https://doi.org/10.3390/buildings12101660>
20. Schröder M. AutoScrum: Automating Project Planning Using Language Model Programs. 2023. URL: <https://arxiv.org/abs/2306.03197> (дата звернення: 25.02.2026).

21. Peng S., Kalliamvakou E., Cihon P., Demirer M. The Impact of AI on Developer Productivity: Evidence from GitHub Copilot. 2023. URL: <https://arxiv.org/abs/2302.06590> (дата звернення: 25.02.2026).
22. Cinkusz K., Chudziak J.A., Niewiadomska-Szynkiewicz E. Cognitive Agents Powered by Large Language Models for Agile Software Project Management. *Electronics*. 2025. Vol. 14, No. 1. P. 87. DOI: <https://doi.org/10.3390/electronics14010087>
23. Campbell C., Boscoe B., Do T. AquiLLM: a RAG Tool for Capturing Tacit Knowledge in Research Groups. 2025. URL: <https://arxiv.org/abs/2508.05648> (дата звернення: 25.02.2026).
24. Dhar R., Kakran A., Karan A., Vaidhyanathan K., Varma V. DRAFT-ing Architectural Design Decisions using LLMs. 2025. URL: <https://arxiv.org/abs/2504.08207> (дата звернення: 25.02.2026).
25. Kirstein F., Ruas T., Gipp B. What's Wrong? Refining Meeting Summaries with LLM Feedback. 2024. URL: <https://arxiv.org/abs/2407.11919> (дата звернення: 25.02.2026).
26. Schlegel D., Rosenberg B., Fundanovic O., Kraus P. How to conduct successful business process automation projects? An analysis of key factors in the context of robotic process automation. *Business Process Management Journal*. 2024. Vol. 30, No. 8. P. 99–119. DOI: <https://doi.org/10.1108/BPMJ-06-2023-0465>
27. Sriraman G., Shriram R. A machine learning approach to predict DevOps readiness and adaptation in a heterogeneous IT environment. *Frontiers in Computer Science*. 2023. Vol. 5. P. 1214722. DOI: <https://doi.org/10.3389/fcomp.2023.1214722>
28. Santos J.I., Pereda M., Ahedo V., Galán J.M. Explainable machine learning for project management control. *Computers & Industrial Engineering*. 2023. Vol. 180. P. 109261. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.cie.2023.109261>
29. Burdakov A., Ahn M.J. Is PMBOK Guide the Right Fit for AI? Re-evaluating Project Management in the Face of Artificial Intelligence Projects. 2025. URL: <https://arxiv.org/abs/2506.02214> (дата звернення: 25.02.2026).
30. Assalaarachchi L.I., Masood Z., Hoda R., Grundy J. Toward Agentic Software Project Management: A Vision and Roadmap. 2026. URL: <https://arxiv.org/abs/2601.16392> (дата звернення: 25.02.2026).
31. Xu N., Zhou X., Guo C., Xiao B., Wei F., Hu Y. Text Mining Applications in the Construction Industry: Current Status, Research Gaps, and Prospects. *Sustainability*. 2022. Vol. 14, No. 24. P. 16846. DOI: <https://doi.org/10.3390/su142416846>

References

1. PMI Pulse of the Profession 2025: Navigating complexity. *Project Management Institute*. 2025. Retrieved from https://www.pmi.org/-/media/pmi/documents/public/pdf/learning/thought-leadership/pulse/pulse_of_the_profession_2025-1.pdf
2. The state of AI: How organizations are rewiring to capture value. *McKinsey & Company*. 2025. Retrieved from <https://www.mckinsey.com/capabilities/quantumblack/our-insights/the-state-of-ai>
3. 18th Annual State of Agile Report. *Digital.ai*. 2025. Retrieved from <https://digital.ai/resource-center/analyst-reports/state-of-agile-report>
4. Gartner Predicts Over 40% of Agentic AI Projects Will Be Canceled by End of 2027. *Gartner*. 2025. Retrieved from <https://www.gartner.com/en/newsroom/press-releases/2025-06-25-gartner-predicts-over-40-percent-of-agentic-ai-projects-will-be-canceled-by-end-of-2027>
5. State of AI in the Enterprise: The untapped edge. *Deloitte*. 2026. Retrieved from <https://www.deloitte.com/content/dam/assets-zone3/us/en/docs/services/consulting/2026/state-of-ai-2026.pdf>
6. Project Management Institute. (2022). Process Groups: A Practice Guide. *Project Management Institute*.
7. Project Management Institute. (2021). A Guide to the Project Management Body of Knowledge (PMBOK Guide) (7th ed.) and The Standard for Project Management. *Project Management Institute*.
8. Fridgeirsson, T.V., Ingason, H.T., Jonasson, H.I., & Jonsdottir, H. (2021). An Authoritative Study on the Near Future Effect of Artificial Intelligence on Project Management Knowledge Areas. *Sustainability*, 13(4), 2345. <https://doi.org/10.3390/su13042345>
9. Taboada, I., Daneshpajouh, A., Toledo, N., & de Vass, T. (2023). Artificial Intelligence Enabled Project Management: A Systematic Literature Review. *Applied Sciences*, 13(8), 5014. <https://doi.org/10.3390/app13085014>
10. Nenni, M.E., De Felice, F., De Luca, C., & Forcina, A. (2025). How artificial intelligence will transform project management in the age of digitization: a systematic literature review. *Management Review Quarterly*, 75, 1669–1716. <https://doi.org/10.1007/s11301-024-00418-z>
11. Müller, R., Locatelli, G., Holzmann, V., Nilsson, M., & Sagay, T. (2024). Artificial Intelligence and Project Management: Empirical Overview, State of the Art, and Guidelines for Future Research. *Project Management Journal*, 55(1), 9–15. <https://doi.org/10.1177/87569728231225198>
12. Bushuyev, S., Chumachenko, I., Galkin, A., Bushuiev, D., & Dotsenko, N. (2025). Sustainable Development Projects Implementing in BANI Environment Based on AI Tools. *Sustainability*, 17(6), 2607. <https://doi.org/10.3390/su17062607>
13. Almeida, P.M., Fernandes, G., & Santos, J.M.R.C.A. (2025). Artificial intelligence tools for project management: A knowledge-based perspective. *Project Leadership and Society*, 6, 100196. <https://doi.org/10.1016/j.plas.2025.100196>

14. Cheligeer, C., Huang, J., Wu, G., Bhuiyan, N., Xu, Y., & Zeng, Y. (2022). Machine learning in requirements elicitation: a literature review. *AI EDAM*, 36, e32. <https://doi.org/10.1017/S0890060422000166>
15. Radliński, L., & Swacha, J. (2025). Large Language Models for Early-Stage Software Project Estimation: A Systematic Mapping Study. *Applied Sciences*, 15(24), 13099. <https://doi.org/10.3390/app152413099>
16. Uddin, S., Ong, S., & Lu, H. (2022). Machine learning in project analytics: a data-driven framework and case study. *Scientific Reports*, 12, 15252. <https://doi.org/10.1038/s41598-022-19728-x>
17. Narbaev, T., Hazir, Ö., Khamitova, B., & Talgat, S. (2024). A machine learning study to improve the reliability of project cost estimates. *International Journal of Production Research*, 62(12), 4372–4388. <https://doi.org/10.1080/00207543.2023.2262051>
18. Shetty, P.P., Balakrishnan, A., Xu, M., Xi, X., & Yu, Z. (2026). Story Point Estimation Using Large Language Models. *arXiv preprint*. <https://arxiv.org/abs/2603.06276>
19. Ashtari, M. A., Ansari, R., Hassannayebi, E., & Jeong, J. (2022). Cost Overrun Risk Assessment and Prediction in Construction Projects: A Bayesian Network Classifier Approach. *Buildings*, 12(10), 1660. <https://doi.org/10.3390/buildings12101660>
20. Schröder, M. (2023). AutoScrum: Automating Project Planning Using Language Model Programs. *arXiv preprint*. <https://arxiv.org/abs/2306.03197>
21. Peng, S., Kalliamvakou, E., Cihon, P., & Demirer, M. (2023). The Impact of AI on Developer Productivity: Evidence from GitHub Copilot. *arXiv preprint*. <https://arxiv.org/abs/2302.06590>
22. Cinkusz, K., Chudziak, J. A., & Niewiadomska-Szynkiewicz, E. (2025). Cognitive Agents Powered by Large Language Models for Agile Software Project Management. *Electronics*, 14(1), 87. <https://doi.org/10.3390/electronics14010087>
23. Campbell, C., Boscoe, B., & Do, T. (2025). AquILLM: a RAG Tool for Capturing Tacit Knowledge in Research Groups. *arXiv preprint*. <https://arxiv.org/abs/2508.05648>
24. Dhar, R., Kakran, A., Karan, A., Vaidhyathan, K., & Varma, V. (2025). DRAFT-ing Architectural Design Decisions using LLMs. *arXiv preprint*. <https://arxiv.org/abs/2504.08207>
25. Kirstein, F., Ruas, T., & Gipp, B. (2024). What's Wrong? Refining Meeting Summaries with LLM Feedback. *arXiv preprint*. <https://arxiv.org/abs/2407.11919>
26. Schlegel, D., Rosenberg, B., Fundanovic, O., & Kraus, P. (2024). How to conduct successful business process automation projects? *Business Process Management Journal*, 30(8), 99–119. <https://doi.org/10.1108/BPMJ-06-2023-0465>
27. Sriraman, G., & Shriram, R. (2023). A machine learning approach to predict DevOps readiness and adaptation in a heterogeneous IT environment. *Frontiers in Computer Science*, 5, 1214722. <https://doi.org/10.3389/fcomp.2023.1214722>
28. Santos, J.I., Pereda, M., Ahedo, V., & Galán, J. M. (2023). Explainable machine learning for project management control. *Computers & Industrial Engineering*, 180, 109261. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2023.109261>
29. Burdakov, A., & Ahn, M. J. (2025). Is PMBOK Guide the Right Fit for AI? Re-evaluating Project Management in the Face of Artificial Intelligence Projects. *arXiv preprint*. <https://arxiv.org/abs/2506.02214>
30. Assalaarachchi, L. I., Masood, Z., Hoda, R., & Grundy, J. (2026). Toward Agentic Software Project Management: A Vision and Roadmap. *arXiv preprint*. <https://arxiv.org/abs/2601.16392>
31. Xu, N., Zhou, X., Guo, C., Xiao, B., Wei, F., & Hu, Y. (2022). Text Mining Applications in the Construction Industry: Current Status, Research Gaps, and Prospects. *Sustainability*, 14(24), 16846. <https://doi.org/10.3390/su142416846>

Дата першого надходження статті до видання: 09.03.2026

Дата прийняття статті до друку після рецензування: 08.04.2026

Дата публікації: 14.04.2026

Luchko Halyna

*PhD in Economics,
Associate Professor at the Department of
Project Management
Lviv Polytechnic National University*

Frankiv Roman

*Postgraduate Student of the Department of
Project Management
Lviv Polytechnic National University*

ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN IT PROJECT MANAGEMENT: SYSTEMATIZATION OF APPROACHES BASED ON PMI

Summary. Introduction. The rapid adoption of artificial intelligence (AI) technologies in project management practice is accompanied by a significant gap between adoption rates and the level of strategic understanding of these technologies. Industry reports indicate that the majority of organizations deploy AI tools in a fragmented manner, without aligning them with project management process logic, which limits the potential value of these technologies. Despite the growing volume of scientific publications, the issue of systematizing AI approaches by project management process groups remains insufficiently explored. Existing systematic reviews either do not cover the full technological spectrum from traditional machine learning to agentic AI, or do not employ process-based classification as an analytical framework, creating a need for a comprehensive interdisciplinary study.

Purpose. To classify AI technologies by five process groups (Process Groups: A Practice Guide, PMI, 2022) with cross-cutting analysis of PMBOK Guide 7th Edition performance domains coverage, assess the maturity level of research in each group, and identify key gaps.

Materials and Methods. A systematic literature review covering the period 2021–2026, drawing on Scopus, Web of Science databases, and industry reports from PMI, McKinsey, and Deloitte. The five process groups per Process Groups: A Practice Guide (PMI, 2022) serve as the classification framework.

Results. An original matrix mapping AI technologies to PMBOK process groups was constructed. Uneven research coverage was identified: the vast majority of publications focus on Planning and Monitoring and Controlling, while Closing remains a critical gap. A maturity–impact inversion was found: process groups with the most publications face adoption barriers, whereas Executing leads in practice due to generative AI. Three waves of technological evolution were documented: traditional ML (machine learning) (2011–2022), deep learning (2020–2024), and generative/agentic AI (2023–present). Projecting results onto PMBOK 7 performance domains revealed critical gaps in people-oriented domains (stakeholders, team, development approach).

Prospects. AI solutions for automating project closing processes, governance models for agentic AI, standardized performance metrics for generative AI.

Key words: artificial intelligence, project management, PMBOK, process groups, performance domains, machine learning, large language models.