



Економіка

УДК 658.5:004.8

DOI <https://doi.org/10.5281/zenodo.19124239>

**Інтелектуальні системи планування та оптимізації бізнес-процесів
підприємства**

Лопатка Сергій,

доктор економічних наук, доцент,
професор кафедри економіки підприємств та інформаційних технологій
ЗВО «Львівський університет бізнесу та права», Україна,
<https://orcid.org/0009-0008-7941-368X>

Лопатка Оксана,

кандидат економічних наук, доцент кафедри економіки підприємств та
інформаційних технологій
ЗВО «Львівський університет бізнесу та права», Україна,
<https://orcid.org/0009-0006-7501-5022>

Прийнято: 14.01.2026 | Опубліковано: 30.01.2026

***Анотація.** Стаття присвячена дослідженню інтелектуальних систем планування та оптимізації бізнес-процесів підприємства як елементу сучасного процесного менеджменту. Інтелектуалізацію бізнес-процесів запропоновано трактувати як зміну логіки управлінського циклу: від регламенту й контролю виконання – до даних, діагностики відхилень, прогнозування наслідків рішень і обчислювально обґрунтованого вибору оптимальних дій в умовах ресурсних, часових і якісних обмежень.*



Систематизовано понятійний апарат дослідження: розмежовано поняття бізнес-процесу підприємства, процесного підходу, планування та оптимізації процесів; визначено відмінності між системами автоматизації, експертними та інтелектуальними системами; розглянуто відмінності між BPM-, ERP- і APS-системами. Розглянуто еволюцію BPM-парадигми – від workflow-систем і RPA до iBPMS і гіперавтоматизації. Обґрунтовано «три контури інтелекту»: діагностика відхилень (process mining), прогнозування ризиків (predictive monitoring) та прескриптивні рекомендації втручання у процес. Проаналізовано методи інтелектуального планування: методи дослідження операцій, machine learning, reinforcement learning, а також роль process mining як діагностичного «мосту» між BPM і оптимізацією. Виявлено організаційні та економічні ефекти впровадження і ключові умови успіху проєктів – data governance, process ownership, культура безперервного поліпшення. Обґрунтовано соціотехнічну природу невдач AI/BPM-проєктів. Досліджено специфіку українського контексту: потреба у стійкості в умовах війни як головний рушій цифровізації, інвестиційні обмеження МСП, хмарно-модульна архітектура, євроінтеграційні вимоги AI Act і Data Act. Авторська позиція: ключова стратегія – формування керованої процесно-датової основи, на якій методи AI та дослідження операцій стають інструментом стійкості й відповідності євроінтеграційним стандартам. Практичний критерій готовності: якщо процес не вимірюється й не має власника, його неможливо оптимізувати – можна лише автоматизувати його хаос.

Ключові слова: *інтелектуальні системи; бізнес-процеси; планування; оптимізація; process mining; predictive monitoring; BPM; цифрова трансформація; машинне навчання; дослідження операцій.*



Intelligent systems for planning and optimizing enterprise business processes

Serhii Lopatka,

Doctor of Economic Sciences, Associate Professor,
Professor of the Department of Enterprise Economics and Information
Technologies,
Lviv University of Business and Law, Ukraine,
<https://orcid.org/0009-0008-7941-368X>

Oksana Lopatka,

Candidate of Economic Sciences, Associate Professor of the Department of
Enterprise Economics and Information Technologies,
Lviv University of Business and Law, Ukraine,
<https://orcid.org/0009-0006-7501-5022>

Abstract. *The paper investigates intelligent planning and optimization systems for enterprise business processes as an element of modern process management. Business process intellectualization is interpreted as a change in the management cycle logic: from regulation and execution control toward data, deviation diagnostics, decision outcome forecasting, and computationally grounded selection of optimal actions under resource, time, and quality constraints. The conceptual apparatus is systematized: enterprise business process, process approach, process planning and optimization are differentiated; distinctions between automation systems, expert systems, and intelligent systems are established; differences between BPM, ERP, and APS systems are clarified. The evolution of the BPM paradigm – from workflow systems and RPA to iBPMS and hyperautomation – is examined. Three intelligence contours are substantiated: deviation diagnostics (process mining), risk prediction (predictive monitoring), and prescriptive*



intervention recommendations. Intelligent planning methods are analyzed: operations research, machine learning, reinforcement learning, and the role of process mining as a diagnostic bridge between BPM and optimization. Organizational and economic implementation effects are identified alongside key success conditions – data governance, process ownership, and a continuous improvement culture. The sociotechnical nature of AI/BPM project failures is substantiated. The specifics of the Ukrainian context are investigated: resilience under wartime conditions as the primary digitalization driver, SME investment constraints, cloud-modular architecture, and EU integration requirements under the AI Act and Data Act. The authors' position: the key strategy is building a managed process-data foundation on which AI and OR methods become tools for resilience and EU integration compliance. Practical readiness criterion: if a process is unmeasured and has no owner, it cannot be optimized – only its chaos can be automated.

Keywords: *intelligent systems; business processes; planning; optimization; process mining; predictive monitoring; BPM; digital transformation; machine learning; operations research.*

Постановка проблеми. Інтелектуалізація управління бізнес-процесами означає зміну логіки управлінського циклу: від регламенту й контролю виконання – до даних, діагностики відхилень, прогнозування наслідків рішень і обчислювально обґрунтованого вибору оптимальних дій в умовах ресурсних, часових та якісних обмежень [22–24]. В академічній площині це зближує процесний менеджмент із дослідженням операцій і сучасною аналітикою (predictive/prescriptive): керівник перестає бути єдиним оптимізатором, а система бере на себе частину когнітивно-обчислювального навантаження – від виявлення вузьких місць до формування рекомендацій або політик втручання у процес під час виконання [23; 24]. Водночас у бізнес-практиці



інтелектуальність часто зводиться до маркетингової етикетки («розумний workflow»), тоді як реальна цінність виникає лише там, де є формалізований процес, вимірювані показники, дані належної якості та здатність організації приймати рішення на основі рекомендацій системи [9; 13].

Попри значний масив наукових і прикладних матеріалів, у дослідженнях лишається ряд відкритих проблем. По-перше, поняттєвий апарат галузі залишається фрагментованим: терміни «автоматизація», «інтелектуалізація», «оптимізація» і «реінжиніринг» часто вживаються як взаємозамінні, хоча позначають принципово різні режими управлінського втручання. По-друге, розрив між технологічними можливостями AI/OR і реальними управлінськими практиками залишається значним – передусім через дефіцит процесної зрілості, даних і компетенцій. По-третє, специфіка впровадження інтелектуальних систем в умовах воєнного стану та євроінтеграційного переходу України потребує окремого аналізу, що й обумовлює актуальність і практичну цінність цього дослідження.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Теоретичне підґрунтя дослідження складають праці у сфері управління бізнес-процесами, інтелектуального планування, process mining та цифрової трансформації. Szelągowski та Lureikiene [17] дослідили еволюцію систем управління бізнес-процесами й окреслили тренди розвитку від традиційних workflow-рішень до адаптивних інтелектуальних BPMS, акцентуючи на зміні ролі знань у процесному управлінні. Hofmann et al. [18] систематизували концепцію роботизованої автоматизації процесів (RPA), виявивши її переваги та обмеження у контексті цифрової трансформації операційної діяльності.

Mendling et al. [19] обґрунтували необхідність формування комплементарного порядку денного для BPM і цифрових інновацій, підкресливши взаємозалежність між процесним управлінням та організаційними трансформаціями. Baiyere et al. [20] проаналізували нову



логіку BPM в умовах цифрової трансформації: цифровізація постає водночас інструментом і об'єктом управлінських рішень, що змінює архітектуру процесів і способи управління ними. Kratsch et al. [21] порівняли методи машинного навчання – зокрема глибокого навчання та класичні підходи – у контексті predictive process monitoring; було встановлено, що deep learning демонструє суттєві переваги саме в процесах із високою варіативністю виконання.

Ceravolo et al. [22] систематизували концепції, виклики та напрями досліджень у сфері predictive process monitoring, акцентуючи на важливості якості event logs, архітектурних рішень та інтерпретованості моделей. Kubrak et al. [23] досліджували стан і перспективи прескриптивного моніторингу процесів, наголосивши на ключовій проблемі причинності та вторинних ефектів при генерації рекомендацій втручання у виконуваний процес. Wissuchek та Zschech [24] провели систематичний огляд прескриптивних аналітичних систем з інформаційно-системної перспективи, виявивши прогалини між технологічними можливостями та реальними управлінськими контурами прийняття рішень.

Badakhshan et al. [25] дослідили механізми створення бізнес-цінності від process mining, синтезуючи наявні результати та окреслюючи порядок денний для майбутніх досліджень у сфері організаційної інтеграції процесного аналізу. Berti et al. [26] запропонували застосування object-centric process mining для аналізу процесів закупівель, показавши, що традиційний кейс-орієнтований підхід є недостатнім для складних взаємозалежних процесів. Van der Aalst et al. [27] розширили застосування process mining на виробництво й логістику, зв'язавши процесний аналіз із ядром операційного менеджменту. Beerepoort et al. [28] ідентифікували найбільші невирішені проблеми BPM, що формують актуальний порядок денний для майбутніх досліджень. Moreira et al. [29] провели систематичний огляд автоматизації



бізнес-процесів у МСП, виявивши структурні бар'єри та рушійні фактори цифровізації.

Oluyisola et al. [30] розробили методологію проектування інтелектуальних систем планування та контролю виробництва в умовах Індустрії 4.0 і верифікували її на реальному виробничому кейсі. Waubert de Puiseau et al. [31] здійснили порівняльний огляд надійності систем виробничого розкладування на основі reinforcement learning, виявивши критичний розрив між успіхами у симуляції та вимогами реального цехового середовища. Modrak et al. [32] підготували огляд застосування reinforcement learning у плануванні виробництва з висновками для практики. Lei та Cai [33] систематизували метагевристичні підходи до виробничого планування, оцінивши їхню ефективність у задачах комбінаторної оптимізації. Bengio et al. [34] розробили методологічний огляд застосування машинного навчання для комбінаторної оптимізації, обґрунтувавши перспективну синергію ML-методів і класичних методів дослідження операцій.

Bokhorst et al. [35] оцінили, якою мірою смарт-виробництво спирається на принципи lean, встановивши комплементарність цих підходів і важливість lean-дисципліни як фундаменту для розумної автоматизації. Fetais et al. [36] провели огляд літератури з реінжинірингу бізнес-процесів, систематизувавши підходи та визначивши перспективи для подальших досліджень. Sánchez et al. [37] дослідили чинники прийняття штучного інтелекту в МСП на основі фреймворку TOE–DOI, виявивши ключові виклики та бар'єри впровадження у малих і середніх підприємствах.

Незважаючи на значний масив публікацій, питання інтеграції інтелектуальних систем у реальні управлінські контури прийняття рішень в умовах нестабільного операційного середовища залишаються недостатньо розробленими. Системний зв'язок між процесною зрілістю підприємства, якістю даних і реальною ефективністю AI-рішень, а також специфіка такого



зв'язку в українських реаліях воєнної економіки та євроінтеграційного переходу, обумовлюють актуальність цього дослідження.

Формулювання цілей статті (постановка завдання). Мета статті – систематизувати теоретичні засади та прикладні підходи до інтелектуальних систем планування та оптимізації бізнес-процесів підприємства, обґрунтувати логіку переходу від автоматизації до інтелектуалізації процесного управління, а також визначити організаційні передумови ефективного впровадження таких систем у контексті цифрової трансформації й євроінтеграційних вимог, що стоять перед українськими підприємствами. Для досягнення мети вирішено такі завдання: уточнено понятійний апарат у сфері інтелектуального управління процесами; розкрито еволюцію BPM-парадигми від workflow-автоматизації до iBPMS і prescriptive analytics; проаналізовано ключові методи й алгоритми інтелектуального планування та оптимізації; виявлено організаційні та економічні ефекти впровадження і причини невдач AI-проектів; сформульовано практичні рекомендації для українських підприємств з урахуванням воєнного контексту та євроінтеграційних вимог.

Виклад основного матеріалу. Бізнес-процеси підприємства як об'єкт планування та оптимізації набувають чіткого управлінського змісту лише тоді, коли їхні межі, входи/виходи, власник і метрики визначені. Типова класифікація «основні – допоміжні – управлінські» дозволяє розвести три різних режими оптимізації: у основних процесах оптимізують потік створення цінності та сервісний рівень; у допоміжних – транзакційні витрати й комплаєнс; в управлінських – якість рішень і швидкість циклів планування [1; 13]. Таксономії на кшталт APQC Process Classification Framework задають спільну мову для процесної карти й бенчмаркінгу, знижуючи ризик того, що різні підрозділи оптимізують несумісні фрагменти – і досягають лише локальної, а не глобальної ефективності [1].



Процесна зрілість у цьому контексті важлива насамперед як індикатор здатності організації генерувати якісні процесні дані та стабільно змінювати процеси без руйнації виконання [2]. Інтелектуальні системи планування й оптимізації працюють із подіями (event data), варіантами виконання, петлями, винятками, часом і ресурсними атрибутами – тобто з тим, що або вже є в цифровому сліді ERP/BPM, або має бути дисципліновано зібране [22; 23; 26]. Без формалізованих процесів «as-is» та керованих змін AI-оптимізація перетворюється на статистичну імпровізацію: модель може підлаштуватися під хаос, але не перетворить його на керований процес, якщо організація не визначила, що вважати відхиленням і яка є цільова функція [9; 24].

Емпірично найбільший економічний ефект дають процеси з високою повторюваністю, значною варіативністю кейсів, дорогими затримками та залежністю від ресурсних обмежень. Саме тому у process mining практики часто стартують із Purchase-to-Pay і Order-to-Cash, де є транзакційні дані, комплаєнс-вимоги й чіткі фінансові наслідки від відхилень [26; 27]. У виробництві «гарячою зоною» виступає scheduling: помилки плану одразу конвертуються в простій, прострочки, зростання WIP та падіння OTD, а середовище є стохастичним і чутливим до збурень – що підштовхує до поєднання OR-моделей із даними та цифровими двійниками [30–32].

Для точності важливо розмежувати кілька суміжних понять. Система автоматизації (workflow/RPA) виконує наперед задані правила; експертна система відтворює знання експерта у вигляді правил, але погано масштабується при зміні контексту; інтелектуальна система вирізняється навчанням на даних і здатністю до адаптації, а в процесному управлінні – ще й зчепленням із метриками бізнес-цінності та контуром прийняття рішень [5; 16; 24]. Так само важливо розрізнити планування (визначення керувальних рішень: що, коли, ким і з якими пріоритетами), моделювання (опис структури процесу) і прогнозування (оцінка майбутнього стану або результату) [22; 23;



30]. BPM-система фокусується на оркестрації процесів і прозорості виконання; ERP – на транзакційній цілісності й ресурсному обліку; APS – на обмежено-потужнісному плануванні у виробництві й ланцюгах постачання [14; 30].

Еволюція BPM охоплює кілька якісних стрибків. Перший пов'язаний із переходом від нормативних workflow-моделей до аналізу фактичного виконання на підставі реальних подій – саме це зробило process mining фундаментом «intelligent BPM» [22; 25; 27]. Другий пов'язаний із конвергенцією: BPM-оркестрація, аналітика, інтеграція, RPA і розумні рішення в плануванні утворюють те, що Gartner і аналітики позначають як «hyperautomation» [17; 18]. Принципово важливо, що гіперавтоматизація і інтелектуалізація – різні речі: можна автоматизувати безліч кроків і водночас консервувати неефективний процес. Інтелектуалізація починається там, де система пояснює, передбачає та радить, замикаючи цикл на результативності [24].

У прикладному менеджменті «інтелект» у системах управління процесами доцільно мислити через три наростаючі контури. Перший – діагностика: виявлення відхилень, «спагеті-моделей», повторних робіт, затримок, що не видно в регламентах [26]. Другий – прогноз: оцінка майбутнього стану кейса (залишковий час, ризик порушення SLA, ймовірність негативного результату); ефект deep learning найвідчутніший у процесах із великою варіативністю, які саме й болючі в турбулентності [21–23]. Третій – прескрипція: рекомендації втручання «на льоту» – від перерозподілу ресурсів до вибору управляючої дії з урахуванням причинності та ефектів другого порядку [23; 24]. Взаємозв'язок між цими контурами та управлінським циклом ілюструє рисунок 1.

Центральна вісь циклу – process owner, який несе відповідальність за цільові метрики та приймає кінцеве рішення щодо реалізації рекомендацій



системи. Саме замкненість цього циклу відрізняє інтелектуальну систему від автоматизованого workflow, де зворотний зв'язок відсутній або здійснюється лише вручну.

RPA та класичний workflow добре працюють у стабільних, низьковаріативних ділянках і корисні для зниження ручної праці [16; 18]. Проте коли середовище змінюється (дефіцит ресурсів, збої постачання, релокація, енергетичні ризики), rule-based логіка стає крихкою; data-driven підхід дає перевагу – але тільки за умови, що організація здатна визначити цільові метрики й приймати рішення на їх основі [13; 14].

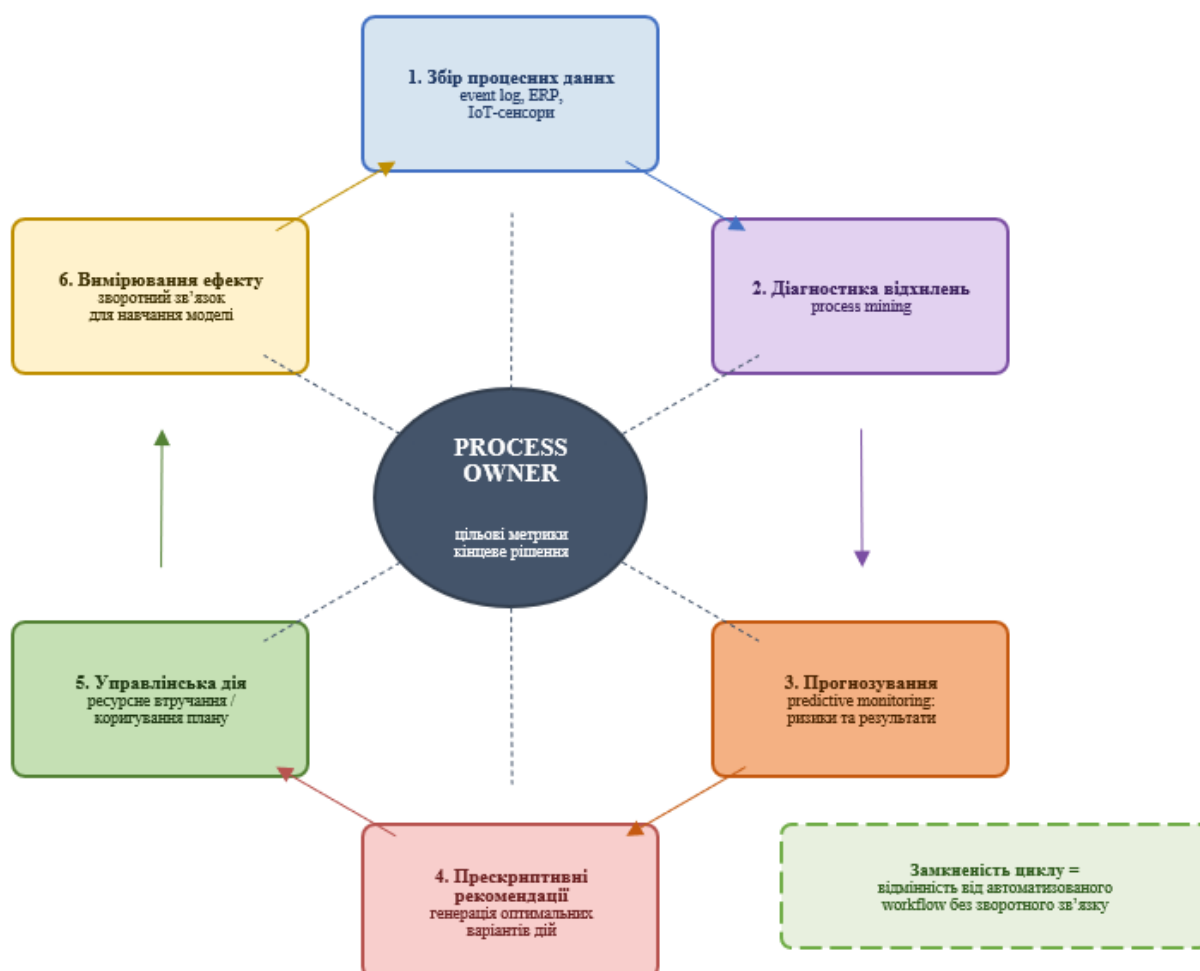


Рисунок 1. Цикл інтелектуального управління бізнес-процесами підприємства



Для планування й оптимізації бізнес-процесів у виробничо-логістичному контурі ядром залишаються OR-методи: математичне програмування, евристики, метаевристики. Їхня перевага – явні обмеження та інтерпретованість (чому план саме такий), що критично для управлінської довіри й аудиту рішень [33; 34]. OR-моделі, проте, вимогливі до точності вхідних даних: чим реалістичніший опис середовища, тим важче розв'язання і дорожча підтримка при зміні контексту. Саме тут AI підсилює OR: машинне навчання апроксимує дорогі або неформалізовані компоненти, створюючи гібридні схеми «ML-в-контурі оптимізації» – перспективний напрям синергії двох дисциплін [34].

У процесному контурі predictive process monitoring будує моделі на event logs і дає ранні попередження про ризик негативного результату чи затримки; deep learning демонструє кращі результати саме в процесах із великою кількістю варіантів [21; 22]. Наступний рівень – prescriptive process monitoring: система рекомендує втручання під час виконання, однак науковий консенсус підкреслює, що головна проблема тут – причинність і побічні ефекти: правильне втручання має враховувати обмеженість ресурсів, справедливість політик і вторинні наслідки для інших кейсів [23; 24]. У виробництві reinforcement learning часто розглядається як придатний для динамічного scheduling, здатний навчатися політик у середовищі зі збуреннями; порівняльні огляди, однак, наголошують на проблемі надійності: між успіхом у симуляції та прийнятністю в цеху лежать питання стабільності, безпечності та довіри персоналу [31; 32]. Тому управлінськи коректна позиція – поетапна делегація: від рекомендацій до часткової автономії на локальних ділянках із чіткими межами відповідальності.

Process mining перетворює процесні дані на управлінські інсайти, дозволяючи побачити реальний процес. Бізнес-цінність від process mining залежить від правильної постановки задач, інтеграції в управлінські рішення



та організаційної готовності діяти на висновки [25]. Сучасні роботи підкреслюють обмеження кейс-орієнтованого погляду: у закупівлях Purchase-to-Pay події природно пов'язані з багатьма об'єктами (замовлення, інвойси, платежі), тому object-centric process mining стає більш адекватним для пошуку причин затримок [26]. Розвиток process mining поза межами workflow з'єднує процесний аналіз із виробництвом і логістикою [27]. Критично, що саме process mining часто виступає реалістичним фільтром проти надмірних AI-обіцянок: він показує, чи існує стабільний процес як об'єкт оптимізації [12].

На рівні операцій інтелектуальні системи найчастіше обіцяють скорочення cycle time, зниження витрат, підвищення on-time delivery та зменшення варіативності виконання. Науково коректно трактувати ці ефекти як похідні від конкретних механізмів: виявлення причин затримок (process mining), прогнозу ризиків і ранніх втручань (predictive/prescriptive monitoring), оптимізації плану в обмеженнях (OR/APS), зменшення ручної праці (RPA) [18; 23–27]. У закупівлях ефект впливає з комплаєнс-дисципліни; у виробництві – з кращого узгодження потужностей і пріоритетів; у сервісних процесах – зі стабілізації SLA [26; 30]. Методика оцінки ROI має комбінувати TCO та процесні KPI, інакше бізнес отримає бухгалтерську оцінку IT-проєкту замість оцінки управлінського ефекту [13].

Узагальнюючи міждисциплінарні результати, успішні проєкти інтелектуалізації майже завжди починаються з data governance, узгодження метрик і відповідальностей (process owner) та готовності організації змінювати рішення, а не лише «візуалізувати процес» [13; 24; 25]. Prescriptive системи принципово зачіпають розподіл влади й відповідальності, бо делегують частину вибору машині [24]. Continuous improvement у поєднанні зі стандартизацією (ISO-логіка процесного підходу) є умовою масштабування: коли процес стабілізований, модель навчається на ньому й не деградує від



кожної локальної зміни [3; 35]. Смарт-виробництво краще працює поверх уже впроваджених lean-підходів, а не замість них [35].

Аналітика Gartner акцентує ризик «AI-data gap»: значна частка AI-проектів зупиняється через відсутність даних, придатних для AI-використання [9]. McKinsey фіксує розрив між впровадженням і створенням цінності при масштабуванні AI: технологія поширюється швидше, ніж змінюються процеси й управлінські контури [10; 11]. Deloitte підкреслює бар'єри, пов'язані з ризиками, регуляцією, кадрами та інтеграцією AI у робочі процеси – тобто соціотехнічні причини знову переважають суто алгоритмічні [12]. Провали AI/BPM-проектів часто пояснюють недостатньою точністю моделей, однак реальна ключова причина – відсутність процесної зрілості, готовності до змін і якісних даних. Інтелектуальна система радше оголює дефіцити управління, ніж автоматично їх лікує [16].

Для України центральним рушієм інтелектуалізації процесів стала вимушена потреба стійкості: швидко перепланувати, замінювати ланцюги постачання, перевизначати пріоритети виробництва й логістики, працювати з перебоями енергопостачання та кадровими розривами [13–15]. OECD у профільному огляді пов'язує цифрову трансформацію бізнесу зі стійкістю та відновленням, акцентуючи потребу в цифрових інструментах для адаптації та продуктивності [13]. Дані про українські фірми в умовах війни фіксують масштаб впливів (пошкодження активів, дефіцит фінансування, операційні обмеження), що підвищує ціну помилки у плануванні й робить швидке перепланування нормою [14]. У таких умовах автоматизація без інтелектуального контуру (прогноз–рекомендація–перепланування) ризикує бути недостатньою: вона пришвидшує виконання старого плану, але не гарантує правильності плану в нових реаліях [17].

Українські підприємства (особливо МСП) змушені балансувати між потребою цифровізації та браком інвестиційного ресурсу, що посилюється



воєнними ризиками й невизначеністю горизонту планування [15]. Це зміщує раціональний вибір у бік модульних і хмарних підходів (швидше розгортання, нижчі капітальні витрати), водночас підвищуючи ризики інтеграційної складності й vendor lock-in, якщо процесний контур закривається пропрієтарними даними та моделями без прозорих правил обміну [13; 30]. Документи стратегічного планування в межах Ukraine Facility підкреслюють інституційну рамку реформ і модернізації, у якій цифрові ініціативи мають бути узгоджені з вимогами ЄС і логікою відбудови [16]. Для менеджменту це означає: впровадження інтелектуальних систем має проектуватися як архітектурна здатність до змін (agility), а не як разова закупівля платформи [18].

Європейський Союз формує нормативний ландшафт, який прямо впливатиме на вибір AI-рішень для українського бізнесу, що інтегрується в європейські ринки. Регламент про дані (Data Act) задає правила щодо даних як економічного ресурсу й може підсилити можливості data-driven оптимізації, водночас підвищуючи вимоги до прав доступу, контрактних умов і керування даними [4]. AI Act закріплює підхід до AI як до об'єкта відповідальності та ризик-менеджменту, що для підприємств означає потребу у прозорості, документації та управлінні ризиками при використанні «високоризикових» AI-систем [5]. Порівняно з Польщею, Естонією та Чехією, українські підприємства стартують з різної цифрової бази: навіть у країнах ЄС цифровізація МСП та впровадження advanced technologies залишаються викликом, а отже, головний дефіцит – здатність підприємств вбудувати технології у процеси й компетенції [6–8]. Практичний висновок: копіювання платформ без засвоєння управлінських практик (процесні власники, метрики, культура поліпшення, підготовка даних) не дасть зближення з ЄС-стандартами [19].



Висновки. Інтелектуальні системи планування та оптимізації бізнес-процесів слід оцінювати за тим, чи замикають вони управлінський цикл: діагностика → прогноз → рекомендація → дія → вимір ефекту → навчання на результаті. Саме цей цикл відрізняє інтелектуалізацію від автоматизації й уможливорює вимірний ефект у показниках часу, вартості та рівня сервісу – за умови, що організація здатна приймати рішення на основі даних.

Найбільш зрілими кандидатами для практичного застосування AI/OR-оптимізації є процеси з високою вартістю помилки та наявним цифровим слідом: закупівлі, order-/finance-контури, виробниче планування та розклад. У слабо формалізованих або надто людино-центричних процесах інтелектуальність часто лишається на рівні прототипів і візуалізацій.

Для українських підприємств ключова стратегія – формування керованої процесно-датової основи, на якій AI/OR-методи стають інструментом стійкості в умовах війни та фактором відповідності євроінтеграційним вимогам. Ризик «псевдо-інтелектуалізації» полягає в інвестуванні в технологію без інвестицій у процесну зрілість, дані, компетенції й управління змінами – і тоді висока частка недосягнення цілей AI-проєктів стає закономірністю.

Практичний критерій готовності залишається простим: якщо процес не вимірюється й не має власника, його неможливо оптимізувати – можна лише автоматизувати його хаос. Перспективами подальших досліджень є розроблення методики оцінки процесної зрілості як передумови AI-готовності, а також емпірична верифікація ефектів впровадження інтелектуальних систем на українських підприємствах у різних секторах.



Список використаних джерел

1. APQC. APQC's Process Classification Framework (PCF). *APQC (web resource)*. URL: <https://www.apqc.org/resource-library/resource-collection/apqcs-process-classification-framework-pcf-cross-industry-and>
2. ISACA. CMMI® Performance Solutions. *ISACA (web resource)*. URL: <https://www.isaca.org/enterprise/cmmi-performance-solutions>
3. ISO. The process approach in ISO 9001:2015. *International Organization for Standardization*. 2015. URL: https://www.iso.org/iso/iso9001_2015_process_approach.pdf
4. European Union. Regulation (EU) 2023/2854 of 13 December 2023 (Data Act). *Official Journal of the European Union*. 2023. URL: <https://eur-lex.europa.eu/eli/reg/2023/2854/oj/eng>
5. European Union. Regulation (EU) 2024/1689 of 13 June 2024 (Artificial Intelligence Act). *Official Journal of the European Union*. 2024. URL: <https://eur-lex.europa.eu/eli/reg/2024/1689/oj/eng>
6. European Commission. Poland 2024 Digital Decade Country Report. *Shaping Europe's Digital Future (web resource)*. 2024. URL: <https://digital-strategy.ec.europa.eu/en/factpages/poland-2024-digital-decade-country-report>
7. European Commission. Estonia 2024 Digital Decade Country Report. *Shaping Europe's Digital Future (web resource)*. 2024. URL: <https://digital-strategy.ec.europa.eu/en/factpages/estonia-2024-digital-decade-country-report>
8. European Commission. Czechia 2024 Digital Decade Country Report. *Shaping Europe's Digital Future (web resource)*. 2024. URL: <https://digital-strategy.ec.europa.eu/en/factpages/czechia-2024-digital-decade-country-report>
9. Gartner. Lack of AI-Ready Data Puts AI Projects at Risk. *Gartner Newsroom*. 2025, 26 Feb. URL: <https://www.gartner.com/en/newsroom/press-releases/2025-02-26-lack-of-ai-ready-data-puts-ai-projects-at-risk>



10. McKinsey. The state of AI in early 2024. *McKinsey*. 2024. URL: <https://www.mckinsey.com/capabilities/quantumblack/our-insights/the-state-of-ai-2024>
11. McKinsey. Superagency in the workplace: Empowering people to unlock AI's full potential. *McKinsey*. 2025. URL: <https://www.mckinsey.com/capabilities/tech-and-ai/our-insights/superagency-in-the-workplace-empowering-people-to-unlock-ais-full-potential-at-work>
12. Deloitte. State of Generative AI in the Enterprise. *Deloitte*. 2025. URL: <https://www.deloitte.com/az/en/issues/generative-ai/state-of-generative-ai-in-enterprise.html>
13. OECD. Enhancing resilience by boosting digital business transformation in Ukraine. *OECD Publishing*. 2024. DOI: <https://doi.org/10.1787/4b13b0bb-en>
14. Kyiv School of Economics. Ukraine: Firms through the War (research paper). *KSE*. 2023. URL: <https://kse.ua/wp-content/uploads/2024/03/Ukraine.-Firms-through-the-War-Paper-Nov-2023.pdf>
15. UNDP. Assessment of the Impact of the War on Micro-, Small-, and Medium-Sized Enterprises in Ukraine. *UNDP Ukraine*. 2024. URL: https://www.undp.org/sites/g/files/zskgke326/files/2024-02/undp-ua-assessment-war-impact-enterprises-ukraine2_0.pdf
16. Ministry of Economy of Ukraine. Ukraine Plan 2024–2027 (Ukraine Facility Plan). *Ministry of Economy of Ukraine*. 2024. URL: <https://www.ukrainefacility.me.gov.ua/wp-content/uploads/2024/03/ukraine-facility-plan.pdf>
17. Szelągowski M., Lupeikiene A. Business Process Management Systems: Evolution and Development Trends. *Informatica*. 2020. Vol. 31, No. 3. P. 579–595. DOI: <https://doi.org/10.15388/20-INFOR429>



18. Hofmann P., Samp C., Urbach N. Robotic process automation. *Electronic Markets*. 2020. Vol. 30, No. 1. P. 99–106. DOI: <https://doi.org/10.1007/s12525-019-00365-8>
19. Mendling J., Pentland B. T., Recker J. Building a complementary agenda for business process management and digital innovation. *European Journal of Information Systems*. 2020. Vol. 29, No. 3. P. 208–219. DOI: <https://doi.org/10.1080/0960085X.2020.1755207>
20. Baiyere A., Salmela H., Tapanainen T. Digital transformation and the new logics of business process management. *European Journal of Information Systems*. 2020. Vol. 29, No. 3. P. 238–259. DOI: <https://doi.org/10.1080/0960085X.2020.1718007>
21. Kratsch W., Manderscheid J., Röglinger M., Seyfried J. Machine Learning in Business Process Monitoring: A Comparison of Deep Learning and Classical Approaches Used for Outcome Prediction. *Business & Information Systems Engineering*. 2021. Vol. 63, No. 3. P. 261–276. DOI: <https://doi.org/10.1007/s12599-020-00645-0>
22. Ceravolo P., Comuzzi M., De Weerd J., Di Francescomarino C., Maggi F. M. et al. Predictive process monitoring: concepts, challenges, and future research directions. *Process Science*. 2024. Vol. 1. Article 2. DOI: <https://doi.org/10.1007/s44311-024-00002-4>
23. Kubrak K., Milani F., Nolte A., Dumas M. Prescriptive process monitoring: Quo vadis? *PeerJ Computer Science*. 2022. Vol. 8. e1097. DOI: <https://doi.org/10.7717/peerj-cs.1097>
24. Wissuchek C., Zschech P. Prescriptive analytics systems revised: a systematic literature review from an information systems perspective. *Information Systems and e-Business Management*. 2025. Vol. 23. P. 279–353. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10257-024-00688-w>



25. Badakhshan P., Conforti R., Di Francescomarino C., Dumas M., La Rosa M. Creating business value with process mining: A synthesis of existing research and an agenda for future directions. *Journal of Strategic Information Systems*. 2022. Vol. 31, No. 2. P. 101760. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jsis.2022.101760>
26. Berti A., Jessen U., Park G., Rafiei M., van der Aalst W. M. P. Analyzing interconnected processes: using object-centric process mining to analyze procurement processes. *International Journal of Data Science and Analytics*. 2025. Vol. 20. P. 475–497. DOI: <https://doi.org/10.1007/s41060-023-00427-3>
27. van der Aalst W. M. P., Reijers H. A., Maruster L. Process mining beyond workflows. *Computers in Industry*. 2024. Vol. 161. P. 104126. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.compind.2024.104126>
28. Beerepoot I., Di Ciccio C., Reijers H. A., Rinderle-Ma S., Bandara W. et al. The biggest business process management problems to solve before we die. *Computers in Industry*. 2023. Vol. 146. P. 103837. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.compind.2022.103837>
29. Moreira S., Mamede H. S., Santos A. Business Process Automation in SMEs: A Systematic Literature Review. *IEEE Access*. 2024. Vol. 12. P. 75832–75864. DOI: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3406548>
30. Oluyisola O. E., Bhalla S., Sgarbossa F., Strandhagen J. O. Designing and developing smart production planning and control systems in the industry 4.0 era: a methodology and case study. *Journal of Intelligent Manufacturing*. 2022. Vol. 33. P. 311–332. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10845-021-01808-w>
31. Waubert de Puiseau C., Meyes R., Meisen T. On reliability of reinforcement learning based production scheduling systems: a comparative survey. *Journal of Intelligent Manufacturing*. 2022. Vol. 33. P. 911–927. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10845-022-01915-2>
32. Modrak V., Sudhakarapandian R., Balamurugan A., Soltysova Z. A Review on Reinforcement Learning in Production Scheduling: An Inferential



Perspective. *Algorithms*. 2024. Vol. 17, No. 8. P. 343. DOI: <https://doi.org/10.3390/a17080343>

33. Lei D., Cai J. Multi-population meta-heuristics for production scheduling: A survey. *Swarm and Evolutionary Computation*. 2020. Vol. 58. P. 100739. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.swevo.2020.100739>

34. Bengio Y., Lodi A., Prouvost A. Machine learning for combinatorial optimization: A methodological tour d'horizon. *European Journal of Operational Research*. 2021. Vol. 290, No. 2. P. 405–421. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2020.07.063>

35. Bokhorst J. A. C., Edwards K., Khodakarami M., de Vaal M. Assessing to what extent smart manufacturing builds on lean principles. *International Journal of Production Economics*. 2022. Vol. 253. P. 108525. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2022.108525>

36. Fetais A., Abdullah B., Rashwan M., Yousef A., Cheema M. A. Business Process Re-Engineering: A Literature Review and Future Research Directions. *Information*. 2022. Vol. 13, No. 4. P. 185. DOI: <https://doi.org/10.3390/info13040185>

37. Sánchez E., Calderón R., Herrera F. Artificial Intelligence Adoption in SMEs: Survey Based on TOE–DOI Framework, Primary Methodology and Challenges. *Applied Sciences*. 2025. Vol. 15, No. 12. P. 6465. DOI: <https://doi.org/10.3390/app15126465>