УДК 004.8:330.46; JEL classification: M15, O33, C45, D83 DOI: https://doi.org/10.36887/2415-8453-2026-3-2

Ареф'єв Сергій Олегович, д.е.н., професор кафедри управління персоналом, Північноукраїнський інститут Приватного акціонерного товариства «Вищий навчальний заклад «Міжрегіональна Академія управління персоналом», Чернігів

Гільді Сергій Володимирович,
AI Automation Engineering Lead: NDA,
CEO, Solve Marketing, Czech Republic

Arefiev Serhii, D.Sc. in Economics, Professor of the Department of Human Resources Management, North-Ukrainian Institute of the Private Joint Stock Company "Higher Education Institution "The Interregional Academy of Personnel Management", Chernihiv, Ukraine
https://orcid.org/0000-0003-2184-458X

Hildi Serhii, AI Automation Engineering Lead: NDA,
CEO: Solve Marketing, Czech Republic
https://orcid.org/0009-0009-7865-6900

ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА АВТОМАТИЗАЦІЯ ЕКОНОМІЧНИХ ПРОЦЕСІВ НА ОСНОВІ RETRIEVAL-AUGMENTED GENERATION І ВЕЛИКИХ МОВНИХ МОДЕЛЕЙ

INTELLIGENT AUTOMATION OF ECONOMIC PROCESSES BASED ON RETRIEVAL-AUGMENTED GENERATION AND LARGE LANGUAGE MODELS

Ареф'єв С. О., Гільді С. В. Інтелектуальна автоматизація економічних процесів на основі Retrieval-Augmented Generation і великих мовних моделей.
Український журнал прикладної економіки та техніки. 2026. Том 11. № 3. С. 15 – 19.

Arefiev S., Hildi S. Intelligent automation of economic processes based on Retrieval-Augmented Generation and large language models.
Ukrainian Journal of Applied Economics and Technology. 2026. Volume 11. № 3. pp. 15 – 19.

Стаття присвячена теоретико-методологічному обґрунтуванню концепції інтелектуальної автоматизації економічних процесів на основі інтеграції технологій Retrieval-Augmented Generation (RAG), великих мовних моделей (LLM), інженерії підказок (Prompt Engineering) та автоматичного інжинірингу. Доведено, що сучасна цифрова економіка переходить від етапу технічної автоматизації до когнітивної, у межах якої формуються самонавчальні системи, здатні адаптуватися до змін у середовищі, аналізувати результати власної діяльності й генерувати нові економічні рішення. RAG виконує функцію когнітивного посередника між генерацією та пошуком даних, забезпечуючи фактологічну достовірність аналітики. LLM забезпечують семантичну інтерпретацію інформації та створюють умови для моделювання сценаріїв у природній мові. Інженерія підказок визначає якість взаємодії між людиною та системою, перетворюючи аналітичні наміри користувача на формалізовану структуру запиту. Особливу увагу приділено автоматичному інжинірингу як метарівню когнітивного управління, що забезпечує автоматичне вдосконалення промптів, реконфігурацію параметрів генерації, побудову метамоделей рішень і формування цифрових двійників управлінських процесів. Запропоновано багаторівневу когнітивно-інжинірингову модель економічного управління, що включає стратегічний, когнітивно-технічний, самонавчальний і рефлексивний рівні. Така архітектура формує замкнений когнітивний цикл «генерація – оцінювання – оптимізація – оновлення», який забезпечує здатність системи до рефлексивного самонавчання та еволюційного розвитку. Практичне значення дослідження полягає у створенні методологічної основи для впровадження агентних ШІ-рішень у стратегічне планування, прогнозування ризиків і підвищення інтелектуальної стійкості економічних систем у цифровій економіці.
Ключові слова: *інтелектуальна автоматизація, Retrieval-Augmented Generation (RAG), великі мовні моделі (LLM), інженерія підказок, автоматичний інжиніринг, когнітивна архітектура, цифрова економіка, стратегічне управління, економіка самонавчання, штучний інтелект.*

The article is devoted to the theoretical and methodological substantiation of the concept of intelligent automation of economic processes based on the integration of Retrieval-Augmented Generation (RAG), Large Language Models (LLM), Prompt Engineering, and Automatic Engineering technologies. The modern digital economy is moving from technical automation to cognitive automation, in which self-learning systems are emerging that can adapt to environmental changes, analyze the results of their own activities, and generate new economic solutions. RAG acts as a cognitive intermediary between generation and data retrieval, ensuring the factual reliability of analytical results. LLMs provide semantic interpretation of information and create conditions for natural-language scenario modeling. Prompt Engineering determines the quality of interaction between humans and the system by transforming users' analytical intentions into a formalized query structure. Particular attention is paid to Automatic Engineering as a meta-level of cognitive management that ensures automated prompt improvement, reconfiguration of generation parameters, development of decision metamodels, and formation of digital twins of management processes. A multilevel cognitive-engineering model of economic management is proposed, which includes strategic, cognitive-technical, self-learning, and reflexive levels. This architecture forms a closed cognitive cycle of "generation – evaluation – optimization – updating," which ensures the system's capacity for reflexive self-learning and evolutionary development. The practical significance of the research lies in creating a methodological basis for implementing agentic AI solutions in strategic planning, risk forecasting, and enhancing the intellectual resilience of economic systems in the digital economy.
Keywords: *intelligent automation, Retrieval-Augmented Generation (RAG), Large Language Models (LLM), Prompt Engineering, Automatic Engineering, cognitive architecture, digital economy, strategic management, self-learning economy, artificial intelligence.*

Вступ

У сучасних умовах швидкого розвитку цифрових технологій та зростаючої ролі штучного інтелекту (ШІ) економічні системи стикаються з фундаментальними змінами. Поява когнітивних систем – здатних не лише обробляти дані, а й навчатися, адаптуватися та самостійно приймати рішення – відкриває нові горизонти для трансформації структури й динаміки економіки. Так, дослідження показують, що «цифрова економіка стає важливим каталізатором економічного зростання, зокрема через мережеві ефекти, інновації та інтелектуалізацію виробництва» [11].

Згідно з аналітичним звітом McKinsey, впровадження генеративного штучного інтелекту (Generative AI) має потенціал додати до світового ВВП від 2,6 до 4,4 трлн доларів США щороку, що підкреслює його значення як нового драйвера продуктивності та автоматизації [12]. У цьому контексті особливої актуальності набуває дослідження інтеграції таких технологій, як Retrieval-Augmented Generation (RAG), Large Language Models (LLM) та Prompt Engineering, у сферу економічного управління й ухвалення рішень.

Формування інноваційних моделей управління, що базуються на когнітивних технологіях, є важливою умовою переходу до адаптивних економічних систем, здатних діяти в умовах високої невизначеності та технологічної турбулентності. Інтелектуальна автоматизація на базі RAG і LLM дає змогу забезпечити не лише технічну ефективність, а й когнітивну стійкість економічних структур. Це вимагає розроблення нової методології цифрової економіки, що поєднує принципи гнучкості, самонавчання та стратегічної інтеграції. Аналіз потенціалу інтелектуальної автоматизації на основі RAG, LLM та інженерії підказок є ключовим кроком у формуванні методологічної основи когнітивного розвитку цифрової економіки, де дані, алгоритми та знання є головними факторами виробництва.

This is an Open Access article distributed under the terms of the Creative Commons CC-BY 4.0

© Ареф'єв Сергій Олегович, Гільді Сергій Володимирович, 2026

На впровадження штучного інтелекту в управління проектами, активізацію залучення інвестиційних ресурсів у розвиток економічних систем, співпрацю людини та штучного інтелекту задля прогресу і процвітання зосереджено дослідження таких вчених: Aramali Vartenie, Cho Namho, Pande Falguni, Al-Mhdawi M.K.S., Ojiako Udechukwu, Abroon Qazi [1], Arefiev, S., Filippov, V., Shepelenko, S., Zabashtanskyi, M., Chorna, T., Yevtushenko, Y. [2], Brynjolfsson, E., & McAfee, A. [5], Dellermann Dominik, Calma Adrian, Lipusch Nikolaus, Weber Thorsten, Weigel Sascha, Ebel Philipp [6].

Водночас розвитку процесів штучного інтелекту в економічному прогнозуванні та моделюванні політики, співпраці між людиною та штучним інтелектом, а також посиленню економічного потенціалу генеративного штучного інтелекту приділили увагу Dwivedi, Y. K., Hughes, D. L., Baabdullah, A. M. et al. [7], Harikrishna T., Syeeda M. [8], McKinsey & Company [12], Shoib Enas. [14].

Використання цифрових технологій для забезпечення безпеки економіки та як основи для економічного зростання в глобальному вимірі, що спирається на вищу освіту як визначального фактора сталого розвитку; розкриття потенціалу швидкої інженерії для великих мовних моделей; вплив парафразів, написаних людьми, на виявлення текстів, згенерованих LLM. Розширений пошук для завдань NLP, що вимагають великих обсягів знань (даних), доведено в наукових працях таких авторів: Arefiev, S., Zhyhlei, I., Pereguda, Y., Kryvokulska, N., Lushchyk, M. [3]; Banghao Chen, Zhaofeng Zhang, Nicolas Langrene´, Shengxin Zhu [4]; Hiu Ting Lau, Arkaitz Zubiaga. [9], Lewis, P., Perez, E., Piktus, A., Petroni, F. et al. [10], Li, J., Wang, Q., Zhang, Y. [11], Popelo, O., Arefiev, S., Rogulska, O., Rudnitska, K., Derevianko, D. [13].

Формулювання цілей статті

Метою статті є наукове обґрунтування концепції інтелектуальної автоматизації економічних процесів на основі інтеграції технологій Retrieval-Augmented Generation (RAG), Large Language Models (LLM) та Prompt Engineering, а також визначення методологічних засад їх використання у стратегічному управлінні, аналітиці та ухваленні управлінських рішень у цифровій економіці.

Виклад основного матеріалу дослідження

У науковому дискурсі останніх років поняття інтелектуальної автоматизації набуло особливої значущості у контексті цифрової економіки. На відміну від класичної автоматизації, спрямованої на виконання рутинних операцій за наперед заданими алгоритмами, інтелектуальна автоматизація охоплює когнітивний рівень функціонування системи, що забезпечується інтеграцією технологій штучного інтелекту (AI), машинного навчання (ML), обробки природної мови (NLP) та великих мовних моделей (LLM). «Вона формує якісно новий етап розвитку автоматизованих систем — перехід від реактивного до проактивного управління, де система здатна самостійно аналізувати, прогнозувати й адаптуватися до змін у середовищі» [5].

Інтелектуальна автоматизація розглядається у межах теорії когнітивних систем як комплексна взаємодія даних, алгоритмів і контексту, що дозволяє машині формувати нові знання з уже наявних даних. За визначенням A. Haque, «когнітивна автоматизація є “злиттям технологій сприйняття, навчання й ухвалення рішень, які моделюють людську здатність мислити в процесі обробки інформації” [14]. Це дає змогу створювати системи, які не лише виконують завдання, а й здатні навчатися на результатах власної діяльності, формуючи динамічні моделі економічних процесів.

Одним із ключових рушіїв переходу до інтелектуальної автоматизації є парадигма Retrieval-Augmented Generation (RAG), яка об’єднує можливості великих мовних моделей з механізмами пошуку релевантних даних у зовнішніх джерелах. «На відміну від традиційних LLM, які базуються лише на знаннях, отриманих під час тренування, RAG дає змогу отримувати актуальну інформацію з баз даних, корпоративних систем чи відкритих ресурсів, що підвищує достовірність і контекстність аналітичних висновків. Це створює основу для побудови когнітивних аналітичних систем, здатних забезпечити безперервну актуалізацію знань і прийняття рішень у реальному часі» [10].

З іншого боку, інтелектуальна автоматизація неможлива без інженерії підказок (Prompt Engineering), яка визначає якість і точність взаємодії користувача з великими мовними моделями. Як підкреслюють Banghao Chen, Zhaofeng Zhang, Nicolas Langrene, Shengxin Zhu, «ефективність LLM у бізнес-аналітиці безпосередньо залежить від структури, логіки й семантики запиту, який задає людина, що фактично виконує роль «архітектора когнітивного процесу»» [4]. Таким чином, інженерія підказок стає не лише технічною практикою, а й новим управлінським інструментом, що формує якість когнітивного аналізу та рівень автоматизації бізнес-рішень.

На нашу думку, у межах економічної теорії інтелектуальна автоматизація розглядається як елемент інтелектуалізації капіталу, що забезпечує зростання ефективності використання інформаційних, людських і технологічних ресурсів. Це узгоджується з концепцією цифрової ендогенності (digital endogeneity), за якою дані стають самостійним фактором виробництва, а процеси прийняття рішень переносяться у когнітивний простір ШІ-систем. Інтелектуальна автоматизація при цьому не лише замінює людську працю, а й посилює аналітичну здатність економічних агентів, створюючи умови для формування адаптивної, гнучкої та стійкої економічної системи. Теоретичні основи інтелектуальної автоматизації охоплюють поєднання когнітивних, алгоритмічних і управлінських складових. Вони формують наукове підґрунтя для побудови нової моделі економічного управління — моделі когнітивної взаємодії людини та машини, у якій RAG, LLM і Prompt Engineering функціонують як взаємодоповнювальні елементи системи. Така модель відкриває перспективи для створення самонавчальних економічних систем, здатних до рефлексивного прийняття рішень, прогнозування ризиків і підвищення стійкості економічного розвитку.

У межах розвитку когнітивних технологій і генеративного штучного інтелекту формується нова архітектура управління економічними процесами, що ґрунтується на інтеграції людського мислення, машинного навчання та автоматизованого інжинірингу. На відміну від класичних систем автоматизації, орієнтованих на виконання заданих алгоритмів, когнітивна система створює адаптивний простір співмислення людини та машини, у якому управлінські рішення генеруються на основі рефлексивної взаємодії. Запропонована нами модель когнітивної взаємодії людини та машини (рис. 1) є логічною основою формування інтелектуальної системи економічного управління, що поєднує аналітичну інтуїцію людини, когнітивно-аналітичні можливості систем RAG + LLM, інструменти інженерії підказок і механізми автоматичного самонавчання. Її архітектура побудована у вигляді замкненого когнітивного циклу, який забезпечує постійне оновлення знань, коригування управлінських рішень і формування нових економічних стратегій.

Запропонована модель відображає чотирирівневу когнітивну структуру управління, у якій гармонійно поєднано людський аналітичний, когнітивно-технічний, самонавчальний і рефлексивний рівні. Людський аналітичний рівень забезпечує стратегічну постановку цілей, формування економічної логіки та інтерпретацію контексту, що створює основу для усвідомленого ухвалення рішень. Когнітивно-технічний рівень, який реалізується

через взаємодію компонентів Prompt–RAG–LLM, виконує функцію інтелектуальної обробки запитів, пошуку даних і генерації аналітичних сценаріїв, формуючи когнітивну основу для економічного прогнозування. Самонавчальний рівень, представлений підсистемою Automatic Engineering, відповідає за безперервне вдосконалення моделі, оптимізацію промптів, побудову метамоделей і створення цифрових двійників рішень, забезпечуючи здатність системи адаптуватися в умовах динамічних змін. Рефлексивний рівень, який реалізує функцію зворотного зв'язку, забезпечує економічну верифікацію результатів, уточнення параметрів та оновлення циклу управління на основі накопиченого досвіду.

Ключовою особливістю цієї моделі є її замкнена когнітивна логіка, що забезпечує безперервне відтворення й накопичення знань. На відміну від традиційних моделей управління, які завершуються після етапу прийняття рішень, запропонована система передбачає повернення отриманих результатів у вхідний контур для подальшого аналізу. Такий механізм створює ефект самонавчання, у результаті чого формується інтелектуальна пам'ять управління, здатна до адаптації, рефлексії та самокорекції відповідно до змін у ринковому середовищі. Архітектура моделі вибудувана за принципом когнітивного континууму, що передбачає поступовий перехід від людської інтенції до машинної аналітики, а далі – до автоматичного вдосконалення системи. Саме така послідовність є логічно й науково обґрунтованою, оскільки людина виступає джерелом стратегічного бачення та формує ціннісну рамку економічного рішення, тоді як інженерія підказок перетворює її наміри на машинно-зрозумілу структуру, що забезпечує точність і релевантність обробки запиту. Система RAG + LLM надає моделі когнітивного потенціалу, що дозволяє оперувати знаннями, формувати нові сценарії, інтегрувати інформацію з різних джерел і здійснювати багаторівневу інтерпретацію економічних процесів. Підсистема автоматичного інжинірингу перетворює модель із пасивного інструмента аналізу на активного учасника управлінського процесу, який самонавчається, оптимізує власні алгоритми та здатний моделювати майбутні стани економічного середовища. Зворотний зв'язок завершує когнітивний цикл, перетворюючи лінійний процес на замкнену систему еволюційного розвитку, що постійно вдосконалює власну аналітичну структуру.

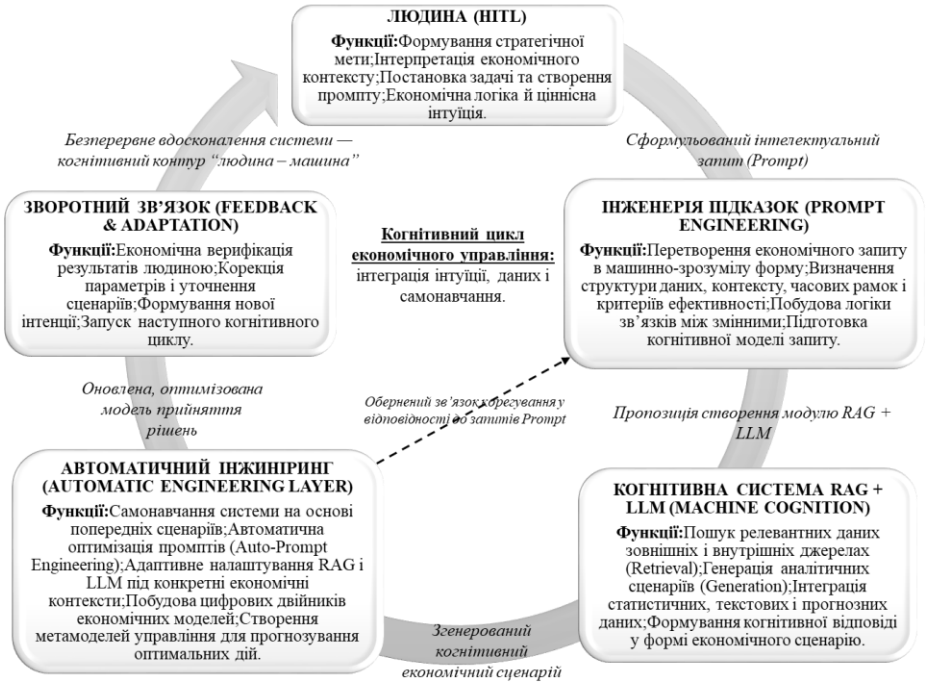

Рис. 1. Модель когнітивної взаємодії людини та машини в системі економічного управління (з елементом автоматичного інжинірингу).
Джерело: розроблено автором.

Розвиток когнітивних технологій у цифровій економіці зумовив появу нового напряму – автоматичного інжинірингу, який забезпечує перехід від інтелектуальної автоматизації до самонавчальних економічних систем. Його сутність полягає у створенні механізмів, здатних автоматично вдосконалювати власні алгоритми, структури даних і моделі взаємодії між людиною та штучним інтелектом. Якщо на етапі когнітивної автоматизації штучний інтелект виконував функції аналізу, прогнозування та обґрунтування рішень, то з «упровадженням автоматичного інжинірингу він набуває ознак самоорганізованої системи, здатної навчатися на власному досвіді, оптимізувати процеси генерації знань і здійснювати рефлексію результатів» [14].

Ми вважаємо, що автоматичний інжиніринг є еволюційним продовженням Prompt Engineering, перетворюючи ручне формування запитів на самокерований процес. У традиційній когнітивній системі людина визначає зміст і структуру промпту, а ШІ генерує відповідь. У системі з елементом автоматичного інжинірингу відбувається навпаки – модель самостійно перебудовує запит, аналізуючи якість попередніх результатів, релевантність даних і точність економічних висновків. Таким чином, відбувається перехід від «людина → машина» до циклу "людина ↔ машина ↔ метамодель", у якому система не лише виконує завдання, а й сама визначає оптимальні способи їх розв'язання.

З теоретичної точки зору автоматичний інжиніринг можна трактувати як метарівень когнітивної взаємодії, що забезпечує рефлексивність, самооптимізацію та еволюційний розвиток економічних систем управління. За визначенням C. Dellermann, «автоматичний інжиніринг — це процес, у межах якого когнітивна система не просто реалізує задані інструкції, а формує нові правила функціонування на основі емпіричних результатів» [6]. На нашу думку, такий підхід наближає економічні системи до стану когнітивної автономії, коли управлінські рішення генеруються не лише на основі наявних даних, а й за участю вбудованих механізмів самооцінки та адаптації.

У рамках нашого дослідження доцільно зауважити, що функціональна роль автоматичного інжинірингу полягає в підвищенні інтелектуальної стійкості системи, яке досягається шляхом трьох взаємопов'язаних механізмів. По-перше, автоматичне налаштування промптів (Auto-Prompt Engineering) дозволяє системі оптимізувати структуру запиту відповідно до контексту, типу даних і специфіки економічного завдання. По-друге, динамічна реконфігурація моделей RAG і LLM підвищує релевантність даних і якість сценарного аналізу, оскільки система автоматично добирає параметри генерації (temperature, top-p, top-k) та джерела пошуку інформації. По-третє, самонавчальна оптимізація економічних сценаріїв передбачає використання зворотного зв'язку для оцінки точності прогнозів і подальшого

вдосконалення логіки моделювання. У результаті формується цикл когнітивного самонавчання, у якому кожна ітерація підвищує аналітичну компетентність системи.

У контексті архітектури RAG + LLM автоматичний інжиніринг виконує роль інтелектуального посередника між обробкою даних і стратегічним рівнем управління. Завдяки йому система отримує здатність автоматично перебудовувати когнітивну модель, визначаючи, які саме джерела даних є найінформативнішими для цієї економічної ситуації. Наприклад, як зазначає у своїй роботі Aramali Vartenie та інші «при аналізі ризиків інвестиційного проєкту автоматичний інжиніринг може переналаштувати пріоритетність факторів – підвищивши вагу показників політичної стабільності або валютної волатильності, якщо такі змінні починають домінувати у зовнішньому середовищі» [1]. З чого можна зробити висновок, що система діє не лише реактивно, а передбачувально, виявляючи нові закономірності на основі контексту та історії власних рішень (рис. 2).

Запропонована модель відображає багаторівневу модель когнітивної взаємодії людини та машини в системі економічного управління, побудовану за принципом інтеграції стратегічного, когнітивного та технічного рівнів. Її структура демонструє, як цілі економічного процесу, сформовані на рівні стратегій, реалізуються через когнітивні механізми штучного інтелекту та автоматичного інжинірингу, а потім відтворюються в технічній інфраструктурі, що забезпечує безперервність і самооновлення системи.

На рівні стратегії визначається мета економічного процесу, що відображає бажаний стан або стратегічний результат, досягнення якого забезпечує стійкість і розвиток підприємства чи економічної системи. Поруч розташовано ідею економічного процесу, яка виступає ідейно-ціннісною основою управлінських рішень. Між ними функціонує блок стратегічних цілей, у якому відбувається конкретизація стратегічних орієнтирів. Взаємозв'язки між елементами визначаються через обмеження (ресурсні, часові, інституційні) та вплив стейкхолдерів, що забезпечують відповідність цілей економічного процесу реальним умовам середовища.

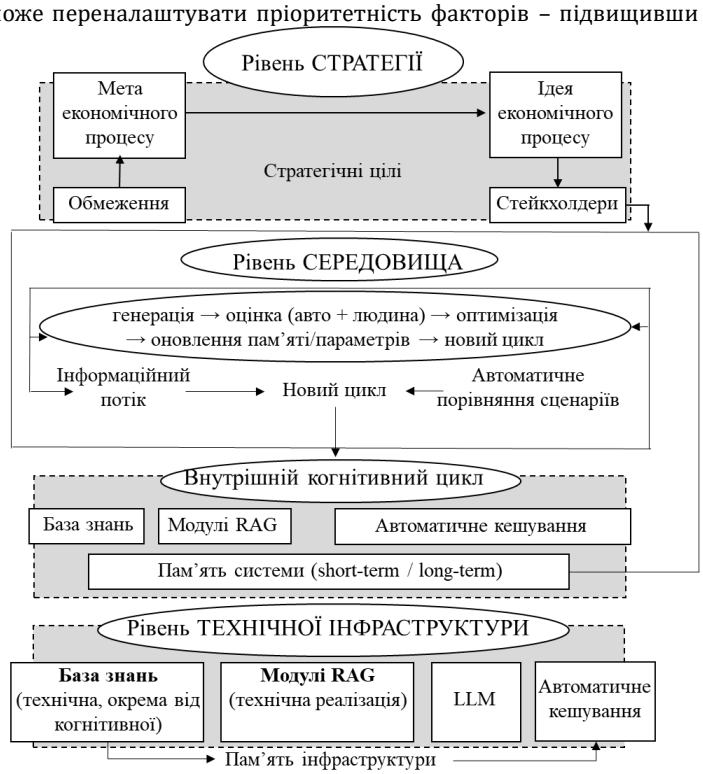

Рис. 2 Концептуальна модель когнітивної архітектури економічного управління в умовах цифрової економіки

Джерело: розроблено автором.

Рівень середовища репрезентує когнітивний управлінський цикл, у межах якого відбувається генерація нових рішень, оцінювання результатів спільно системою та людиною, оптимізація, оновлення пам'яті й параметрів, після чого ініціюється новий цикл. Цей рівень забезпечує безперервну ітерацію процесів мислення, навчання та адаптації, що формує основу для когнітивної саморегуляції системи.

Внутрішній когнітивний цикл охоплює ключові інструменти інтелектуальної обробки даних. Тут розташовано базу знань, що забезпечує накопичення й систематизацію контенту, модулі RAG (Retrieval-Augmented Generation), які поєднують механізми пошуку та генерації для формування релевантних аналітичних сценаріїв, а також автоматичне кешування, що забезпечує оперативність обробки повторюваних запитів. На цьому рівні функціонує пам'ять системи з короткостроковими й довгостроковими контекстами, яка зберігає знання, отримані в результаті попередніх ітерацій когнітивного циклу.

Найнижчий, рівень технічної інфраструктури, забезпечує апаратно-програмну підтримку всіх когнітивних процесів. До його складу входять: технічна база знань (що відрізняється від когнітивної, оскільки містить первинні структуровані дані), модулі RAG у їх технічній реалізації, великі мовні моделі (LLM), що відповідають за генерацію текстів і сценаріїв, а також механізми автоматичного кешування, які зменшують навантаження на систему та підвищують швидкість обробки інформації. Взаємозв'язок між когнітивним і технічним рівнями є двостороннім: технічна інфраструктура забезпечує обчислювальні ресурси, тоді як когнітивна система спрямовує процеси оптимізації, оновлення та навчання.

Схема демонструє замкнену логіку когнітивно-інжинірингового циклу, у межах якого відбувається генерація — оцінювання — оптимізація — оновлення пам'яті — новий цикл. Саме така побудова забезпечує рефлексивність і еволюційність управлінської системи, тобто здатність не лише адаптуватися до змін зовнішнього середовища, а й самостійно вдосконалювати власну структуру, параметри та способи ухвалення рішень.

Модель ілюструє когнітивну ієрархію економічного управління, де стратегічний рівень визначає смислові орієнтири, когнітивний рівень забезпечує аналітичну трансформацію інформації у знання, а технічна інфраструктура — матеріалізує ці процеси у вигляді цифрових алгоритмів, даних і моделей. Така структура формує підґрунтя для інтелектуальної автономії системи управління, що є основою переходу до економіки самонавчання та неотехнологічного відтворення.

Висновки та перспективи подальших розвідок

Проведене дослідження продемонструвало, що інтеграція RAG, LLM та інженерії підказок формує якісно нову парадигму економічного управління, у якій когнітивні процеси спираються на поєднання актуальних даних і семантичної генерації. Запропонована модель багаторівневої когнітивної взаємодії дозволяє інституціоналізувати замкнений цикл ухвалення рішень і забезпечує методологічну цілісність переходу від людської інтенції до відтворюваних управлінських результатів. Введення автоматичного інжинірингу підвищує автономність і стійкість

системи, трансформуючи її з інструмента підтримки рішень у самонавчального агента, здатного до самооцінки якості власних сценаріїв і їх безперервного вдосконалення.

Практичний ефект полягає у підвищенні швидкості та точності аналітики, зниженні транзакційних витрат і ризиків, а також у створенні умов для масштабованого впровадження когнітивних технологій у стратегічне планування, управління ризиками й бюджетування. Теоретичний внесок полягає у формуванні цілісної когнітивно-інжинірингової архітектури, яка може слугувати базою для подальших емпіричних досліджень та галузевих адаптацій, зокрема у транспорті, фінансах і промисловості. Отримані результати підтверджують перспективність руху до економіки самонавчання, де здатність системи накопичувати та рефлексивно переосмислювати знання стає ключовим джерелом конкурентних переваг.

Література

1. Aramali V., Cho N., Pande F., Al-Mhdawi M. K. S., Ojiako U. Abroon Q.. Generative AI in project management: Impacts on corporate values, employee perceptions, and organizational practices. *Project Leadership and Society.* 2025, Vol. 6, December, 100191. DOI: https://doi.org/10.1016/j.plas.2025.100191.
2. Arefiev S., Filippov V., Shepelenko S., Zabashtanskyi M., Chorna T., Yevtushenko, Y. Organizational and economic principles of activation of the attraction of investment resources in the development of economic systems. *Management Theory and Studies for Rural Business and Infrastructure Development*. 2024. Vol. *46*(2), pp. 131–138. DOI: https://doi.org/10.15544/mts.2024.14.
3. Arefiev S., Zhyhlei I., Pereguda Y., Kryvokulska N., Lushchyk M. El uso de tecnologías digitales para garantizar la seguridad ambiental en el contexto del desarrollo de una Economía Verde. *Revista De La Universidad Del Zulia.* 2023. Vol. 15(42), pp. 353-369. DOI: https://doi.org/10.46925//rdluz.42.20.
4. Chen B., Zhang Z., Langrené N., Zhu S. Unleashing the potential of prompt engineering for large language models. *Patterns*. 2025. Vol. 6, Iss. 6, 101260. DOI: https://doi.org/10.1016/j.patter.2025.101260.
5. Brynjolfsson E., McAfee A. The Second Machine Age: Work, Progress, and Prosperity in a Time of Brilliant Technologies. *W. W. Norton & Company*. 2014. DOI: https://psycnet.apa.org/record/2014-07087-000.
6. Dellermann D., Calma A., Lipusch N., Weber T., Weigel S. Ebel P. The future of human-AI collaboration: a taxonomy of design knowledge for hybrid intelligence systems. *arxiv*, 2021, vol. 33, No. 4. DOI: https://doi.org/10.48550/arXiv.2105.03354.
7. Dwivedi, Y. K., Hughes, D. L., Baabdullah, A. M. et al. The Role of Generative AI and Prompt Design in Economic Foresight and Policy Modelling. *Technological Forecasting and Social Change*, 2024, vol. 198, 122978. DOI: https://doi.org/10.1016/j.techfore.2024.122978.
8. Harikrishna T., Syeeda M., From Assistants to Partners: The Evolution of Human–AI Collaboration, *Int. J. Sci. Inno. Eng.*, vol. 2, no. 9, pp. 1031–1038, 2025, DOI: https://doi.org/10.70849/IJSCI.
9. Lau H. T., Zubiaga A. Understanding the effects of human-written paraphrases in LLM-generated text detection. *Natural Language Processing Journal*. 2025. Vol. 11. 100151. DOI: https://doi.org/10.1016/j.nlp.2025.100151.
10. Retrieval-Augmented Generation for Knowledge-Intensive NLP Tasks. / Lewis P., Perez E., Piktus A., Petroni F. et al. *Proceedings of Neur IPS*, 2021. DOI: https://doi.org/10.48550/arXiv.2005.11401.
11. Li J., Wang Q., Zhang Y. The digital economy and economic growth: a global empirical study. *Journal of Economic Structures*. 2024. vol. 13, no. 1. DOI: https://doi.org/10.1186/s40008-024-00380-0.
12. McKinsey & Company. *The Economic Potential of Generative AI: The Next Productivity Frontier*. 2023. URL: https://www.mckinsey.com/capabilities/mckinsey-digital/our-insights/the-economic-potential-of-generative-ai-the-next-productivity-frontier.
13. Popelo, O., Arefiev, S., Rogulska, O., Rudnitska, K., & Derevianko, D. (2022). Higher education as a determinant of sustainable development. *Journal of the University of Zulia*, 13(38), 734-746. DOI: https://doi.org/10.46925//rdluz.38.40
14. Shoib Enas. Workforce Transformation in the Age of AI: Augmentation Over Automation. *AI Business Review*. 2025. vol. 1, No 2. DOI: https://doi.org/10.64044/x96dx491.

References

1. Aramali, V., Cho, N., Pande, F., Al-Mhdawi, M. K. S., Ojiako, U. & Abroon, Q. (2025) Generative AI in project management: Impacts on corporate values, employee perceptions, and organizational practices, *Project Leadership and Society*, vol. 6, art. 100191. https://doi.org/10.1016/j.plas.2025.100191.
2. Arefiev, S., Filippov, V., Shepelenko, S., Zabashtanskyi, M., Chorna, T. & Yevtushenko, Y. (2024) Organizational and economic principles of activation of the attraction of investment resources in the development of economic systems, *Management Theory and Studies for Rural Business and Infrastructure Development*, vol. 46, no. 2, pp. 131–138. https://doi.org/10.15544/mts.2024.14.
3. Arefiev, S., Zhyhlei, I., Pereguda, Y., Kryvokulska, N. & Lushchyk, M. (2023) El uso de tecnologías digitales para garantizar la seguridad ambiental en el contexto del desarrollo de una Economía Verde [The use of digital technologies to ensure environmental safety in the context of the green economy development], *Revista de la Universidad del Zulia*, vol. 15, no. 42, pp. 353–369. https://doi.org/10.46925/rdluz.42.20.
4. Chen, B., Zhang, Z., Langrené, N. & Zhu, S. (2025) Unleashing the potential of prompt engineering for large language models, *Patterns*, vol. 6, no. 6, art. 101260. https://doi.org/10.1016/j.patter.2025.101260.
5. Brynjolfsson, E. & McAfee, A. (2014) *The second machine age: Work, progress, and prosperity in a time of brilliant technologies*. New York: W. W. Norton & Company.
6. Dellermann, D., Calma, A., Lipusch, N., Weber, T., Weigel, S. & Ebel, P. (2021) The future of human-AI collaboration: A taxonomy of design knowledge for hybrid intelligence systems, *arXiv preprint*, arXiv:2105.03354. https://doi.org/10.48550/arXiv.2105.03354
7. Dwivedi, Y. K., Hughes, D. L., Baabdullah, A. M. et al. (2024) The Role of Generative AI and Prompt Design in Economic Foresight and Policy Modelling, *Technological Forecasting and Social Change*, vol. 198, art. 122978. https://doi.org/10.1016/j.techfore.2024.122978
8. Harikrishna, T. & Syeeda, M. (2025) From Assistants to Partners: The Evolution of Human–AI Collaboration, *International Journal of Scientific Innovation and Engineering*, vol. 2, no. 9, pp. 1031–1038. https://doi.org/10.70849/IJSCI.
9. Lau, H. T. & Zubiaga, A. (2025) Understanding the effects of human-written paraphrases in LLM-generated text detection, *Natural Language Processing Journal*, vol. 11, art. 100151. https://doi.org/10.1016/j.nlp.2025.100151.
10. Lewis, P., Perez, E., Piktus, A., Petroni, F. et al. (2020) Retrieval-Augmented Generation for Knowledge-Intensive NLP Tasks, in *Advances in Neural Information Processing Systems (NeurIPS 2020)*, vol. 33, pp. 9459–9474. Available at: https://arxiv.org/abs/2005.11401.
11. Li, J., Wang, Q. & Zhang, Y. (2024) The digital economy and economic growth: A global empirical study, *Journal of Economic Structures*, vol. 13, no. 1, art. 20. https://doi.org/10.1186/s40008-024-00380-0.
12. McKinsey & Company (2023) *The Economic Potential of Generative AI: The Next Productivity Frontier*. Available at: https://www.mckinsey.com/capabilities/mckinsey-digital/our-insights/the-economic-potential-of-generative-ai-the-next-productivity-frontier
13. Popelo, O., Arefiev, S., Rogulska, O., Rudnitska, K. & Derevianko, D. (2022) Higher education as a determinant of sustainable development, *Revista de la Universidad del Zulia*, vol. 13, no. 38, pp. 734–746. https://doi.org/10.46925/rdluz.38.40
14. Shoib, E. (2025) Workforce Transformation in the Age of AI: Augmentation Over Automation, *AI Business Review*, vol. 1, no. 2. https://doi.org/10.64044/x96dx491.

Стаття надійшла до редакції / Received 08.08.2026 **Прийнята до друку / Accepted 18.08.2026**
Опубліковано/ Published 04.09.2026