

**АНАЛІЗ ЕФЕКТИВНОСТІ ТА ЕКОНОМІЧНОГО ВПЛИВУ
ВИКОРИСТАННЯ ТЕХНОЛОГІЙ СЕМАНТИЧНОГО АНАЛІЗУ
СКЛАДНИХ ПРИРОДНОМОВНИХ ЗАПИТІВ В УПРАВЛІННІ
БІЗНЕС-ПРОЦЕСАМИ ЗА ДОПОМОГОЮ АГЕНТНИХ СИСТЕМ
ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ**

Мотринець Ярослава,

*здобувачка першого (бакалаврського) рівня вищої освіти,
Приватного вищого навчального закладу
«Міжнародний економіко-гуманітарний університет
імена академіка Степана Дем'янчука» (м. Рівне, Україна)*

Науковий керівник: Богут Олег,

*старший викладач кафедри інформаційних систем
та обчислювальних методів,
Приватного вищого навчального закладу
«Міжнародний економіко-гуманітарний університет
імені академіка Степана Дем'янчука» (м. Рівне, Україна)*

Анотація. У статті представлено агентну інтелектуальну систему для семантичного аналізу складних запитів та їх автономного виконання в BPM-системах. Методологія базується на гібридних NLP-методах, онтологіях та оркестрованих агентах. Експерименти на реальних сценаріях показали зростання точності інтерпретації запитів, скорочення часу виконання завдань, зменшення ручної роботи та можливість перерозподілу ресурсів. Економічний аналіз підтверджує зниження операційних витрат і швидку окупність інвестицій, доводячи перспективність семантичних технологій для підвищення продуктивності та конкурентоспроможності підприємств.

Ключові слова: семантичний аналіз, штучний інтелект, агентні системи, оркестрація агентів, управління бізнес-процесами.

Abstract. The article presents an agent-based intelligent system for the semantic analysis of complex queries and their autonomous execution in BPM systems. The methodology is based on hybrid NLP methods, ontologies, and orchestrated agents. Experiments on real-world scenarios demonstrated improved query interpretation accuracy, reduced task execution time, decreased manual labor, and the ability to reallocate resources. An economic analysis confirms lower operating costs and a rapid return on investment, demonstrating the potential of semantic technologies to enhance enterprise productivity and competitiveness.

Keywords: *semantic analysis, artificial intelligence, agent-based systems, agent orchestration, business-process management.*

Бізнес-процеси є основою діяльності будь-якої організації; саме через них здійснюються координація дій, обмін інформацією та створення цінності. Дисципліна Business Process Management (BPM) забезпечує моделювання, аналіз, оптимізацію та моніторинг процесів за допомогою стандартів BPMN, ERP-систем та інструментів process mining. На перетині BPM і штучного інтелекту склалося потужне наукове поле, що охоплює NLP, представлення знань, машинне навчання, робототехніку та комп'ютерний зір [1, 2].

Особливої актуальності набули семантичні методи обробки природномовних запитів. Традиційні системи Text-to-SQL перетворюють текст на SQL-запити, але погано справляються зі складними конструкціями (табличні з'єднання, вкладена логіка, неоднозначність) [3]. Агентний підхід у BPM пропонує автономію: агенти самостійно інтерпретують запити, планують дії та виконують процеси в межах рамкових правил – від автоматизації до справжньої автономії бізнес-процесів [7]. Дослідження показують суттєве зростання продуктивності: впровадження систем підтримки на основі GPT збільшило продуктивність операторів кол-центрів на 14%, а програмісти з GitHub Copilot виконують завдання на 56% швидше [12]. Проте більшість підприємств ще не впровадили такі системи, і економічний ефект залишається недостатньо оціненим.

Попри успіхи NLP та інтелектуальних агентів, бракує комплексних рішень, що поєднують семантичний аналіз складних природномовних запитів, агентну автономію та оцінювання економічного ефекту в рамках BPM. Більшість існуючих систем підтримують лише прості запити або вимагають значного ручного налаштування; економічна вигода здебільшого оцінюється на прикладах конкретних задач [9].

Метою даного дослідження є розробити та оцінити агентну систему семантичного аналізу складних запитів з автономною реалізацією їх у середовищі BPM, а також проаналізувати її вплив на ефективність і економічні показники підприємств.

Для досягнення цієї мети поставлено такі дослідницькі питання: (1) наскільки точним є семантичний розбір та перетворення складних запитів у структуровані дії у порівнянні з традиційними підходами; (2) чи зменшує агентна система час виконання бізнес-процесів і потребу в ручній роботі; (3) який економічний ефект (ROI, скорочення витрат, підвищення продуктивності) дає впровадження системи.

Дана робота висуває гіпотезу, що агентна система на основі сучасних NLP-методів забезпечить вищу точність та швидкість обробки запитів, що

приводить до скорочення операційних витрат і підвищення продуктивності праці.

Сучасні підходи до інтерпретації природномовних запитів у BPM можна звести до трьох груп: онтологічні, нейронні та гібридні. Онтологічні підходи забезпечують пояснюваність та довідковість, але потребують значних витрат на підтримку [6]. Нейронні моделі, включно з трансформерами та великими мовними моделями, добре працюють із контекстом і варіативністю формулювань, однак можуть втрачати структурну точність у складних багатокрокових запитах [4]. Тому найперспективнішими вважаються гібридні рішення, де нейронні компоненти відповідають за розуміння мови, а символічні – за валідацію, нормалізацію понять і контроль виконання [3, 5].

У BPM агентні системи (Agentic BPM) пропонують децентралізовану автономію, самомодифікацію процесів і адаптацію в реальному часі [7, 8]. Дослідження показують, що генеративні AI підвищують продуктивність на 14-56% [11], проте економічна оцінка впровадження залишається фрагментарною. Дана робота заповнює цю прогалину, поєднуючи семантичний аналіз, агентну оркестрацію та комплексний економічний аналіз.

Пропонована система ґрунтується на концепції A-BPMS [7, 8]. Агенти здатні «відчувати» стан процесу, самостійно приймати рішення та генерувати нові варіації процесів. Архітектура системи включає чотири основні компоненти:

Модуль обробки запитів – приймає природномовні запити від користувача та обробляє їх через NLP-пайплайн.

База знань/доменна онтологія – забезпечує семантичне узгодження термінів і понять [6].

Менеджер агентів (на базі LangGraph) – координує перетворення запиту, планування завдань, виконання та моніторинг.

Інтеграційний шар – забезпечує взаємодію з BPMS через REST API (з використанням технології N8N).

Обробка запиту відбувається каскадно і включає такі послідовні етапи: токенизацію та морфологічний аналіз, синтаксичний і семантичний розбір за допомогою моделей BERT/LLM, онтологічне відображення, класифікацію намірів, а також генерацію структурованого плану дій.

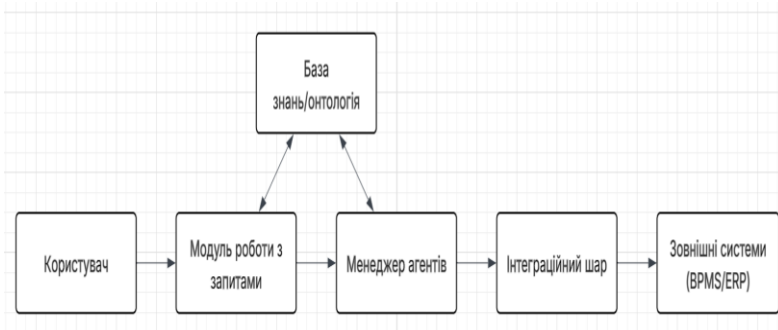


Рис. 1. ER-діаграма архітектури агентної системи

Використано гібридну технологію, яка поєднує великі мовні моделі (LLM) для розуміння природної мови, онтологічні правила для забезпечення точності та валідації результатів, а також техніку retrieval-augmented generation (RAG) для запобігання помилкам і галюцинаціям [10].

Для навчання та тестування NLP-pipeline використовувався корпус бізнес-запитів, що містить близько 1500 природномовних запитів українською та англійською мовами. Дані сформовано з анонімізованих корпоративних прикладів, відкритих наборів і штучно згенерованих сценаріїв. Для кожного запиту вручну анотовано намір, сутності, параметри та очікувану структуровану дію. Розподіл вибірки становив 70% для навчання, 15% для валідації і 15% для тестування.

Для перевірки агентної системи створено пілотний BPMS із моделями 5 типових процесів (формування фінансового звіту, обробка замовлень, управління запасами тощо). Моделі описано у BPMN 2.0 та розгорнуто в середовищі агентного фреймворку LangGraph з використанням технології автоматизацій N8N. Агенти взаємодіють із BPMS через REST-API.

Оцінювання здійснювалося за двома групами показників. Технічні метрики: Exact Match, Structural Accuracy, Precision, Recall, F1-score, середній час обробки, рівень помилок, частка ручного втручання. Економічні метрики: загальні трудовитрати, вартість обробки, ROI, Payback Period, NPV, приріст продуктивності. Для статистичного підтвердження відмінностей між підходами використовувалися t-тест, ANOVA та бутстреп-оцінки довірчих інтервалів.

Отримані результати підтверджують переваги запропонованої агентної системи як за якістю інтерпретації, так і за швидкістю виконання. Найсуттєвіший приріст зафіксовано на складних запитах, де ручні та гібридні підходи частіше помиляються через неоднозначність, часові обмеження та вкладену логіку.

Як видно з табл. 1, запропонована система демонструє найвищі значення exact match, structural accuracy та F1-score для обох мов. Це свідчить про те, що поєднання LLM, онтології та агентної координації дає відчутну перевагу саме там, де потрібно правильно розпізнати не лише намір, а й параметри, обмеження та послідовність дій.

Таблиця 1

Показники точності семантичного аналізу запитів у різних системах

<i>Система</i>	<i>Мова</i>	<i>Тип запити</i>	<i>EM (%)</i>	<i>SA (%)</i>	<i>Precision (%)</i>	<i>Recall (%)</i>	<i>F1-score (%)</i>
Manual Baseline	UA	прості	92.10	96.80	93.50	91.20	92.34
	UA	складні	68.30	80.40	70.15	67.90	69.01
	EN	прості	93.80	97.40	94.10	92.80	93.44
	EN	складні	70.40	82.90	71.90	69.70	70.78
Hybrid NLP	UA	прості	88.50	93.20	89.60	87.10	88.34
	UA	складні	62.70	74.30	64.80	60.40	62.53
	EN	прості	90.20	94.70	91.10	89.00	90.04
	EN	складні	65.10	76.80	66.90	63.30	65.06
Agentic NLP System	UA	прості	97.60	99.10	98.10	96.70	97.39
	UA	складні	85.20	92.50	86.90	83.80	85.32
	EN	прості	98.10	99.40	98.50	97.70	98.09
	EN	складні	86.90	94.10	87.80	85.60	86.69

За показниками часу обробки агентна система істотно перевершує альтернативи. Скорочення середнього часу до 29.8 с означає не лише швидший відгук для користувача, а й можливість обробляти більшу кількість запитів безпропорційного збільшення штату. Одночасно зменшується частота помилок і майже повністю усувається потреба в ручному контролі.

Таблиця 2

Порівняння часу обробки та надійності систем

Система	Середній час обробки, с	95-й перцентиль часу, с	Рівень помилок (%)	Ручне втручання (%)
Manual Baseline	302.50	514.20	3.10	100.0
Hybrid NLP	78.60	129.40	2.40	21.3
Agentic System	29.80	55.10	1.15	0.5

Таблиця 3

Економічні показники різних систем

Показник	Manual Baseline	Hybrid NLP	Agentic System
Загальні трудовитрати, людино-годин	25 208	6 893	2 078
Вартість обробки, тис. EUR	504.16	137.86	41.56
Вартість системи, тис. EUR	0.00	50.00	50.00
Операційні витрати, тис. EUR	0.00	10.00	10.00
Загальні витрати, тис. EUR	504.16	197.86	101.56
Економія порівняно з baseline,%	-	60.75	79.84
ROI,%	-	123.1	396.0
Payback Period, міс	-	7.0	3.1
Productivity Gain,%	-	25.0	45.5

Отримані результати демонструють кількісні ефекти впровадження агентної системи: значне підвищення точності семантичного аналізу, скорочення часу виконання запитів та суттєву економію витрат, що у перспективі обумовлює високу рентабельність інвестицій.

У роботі розроблено й оцінено агентну систему семантичного аналізу складних природномовних запитів для управління бізнес-процесами. Показано, що поєднання великих мовних моделей, доменної онтології, retrieval-підтримки та оркестрації агентів забезпечує вищу точність інтерпретації запитів і помітне скорочення часу виконання порівняно з ручним та гібридним підходами.

Експериментальні результати продемонстрували зростання exact match для складних запитів до 85-87%, зменшення середнього часу обробки до 29,8с і практично повне усунення потреби в ручному втручанні. Економічна оцінка підтвердила високу доцільність впровадження: ROI досягає 396%, а період окупності становить близько 3,1 місяця. Це дає підстави розглядати семантичні агентні системи як реальний інструмент підвищення ефективності й конкурентоспроможності підприємств.

Подальші дослідження доцільно спрямувати на масштабування системи в різних галузях, оцінку етичних аспектів автономних рішень та довгостроковий вплив на організаційну культуру.

ЛІТЕРАТУРА

1. O'Brien P.D., Wiegand M.E. Agent-based process management: applying intelligent agents to workflow. *The Knowledge Engineering Review*. 1998. Vol. 13(2). P. 161–174. URL: <https://maxapress.com/data/article/ker/preview/pdf/S0269888998002070.pdf>
2. van der Aalst W.M.P., Hofstede A.H.M., Weske M. Business process management: a survey. In: *Lecture Notes in Computer Science* 2678. Springer. 2003. URL: https://link.springer.com/chapter/10.1007/3-540-44895-0_1
3. Li Y., Liu J. et al. A systematic review of natural language interfaces for databases. *Frontiers of Computer Science*. 2026. URL: <https://link.springer.com/article/10.1007/s11704-025-50592-w>
4. Cai Y., Chen H. et al. A survey on Text-to-SQL parsing: from rule-based foundations to large language models. *Computer Vision and Intelligent Systems (COCIA 2024)*. Springer. 2024. URL: https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-031-70411-6_41
5. Carmona J., Leopold H., Mendling J., Padró L. Challenges and opportunities of applying natural language processing in business process management. *Proceedings of COLING*. 2018. URL: <https://aclanthology.org/C18-1236.pdf>
6. Mendling J., Leopold H., Thom L.H., van der Aa H. Natural language processing with process models. *CEUR-WS*. Vol. 2376. 2019. URL: https://ceur-ws.org/Vol-2376/NLP4RE19_paper04.pdf
7. Dumas M., Milani F., Chapela-Campa D. Agentic business process management systems. Preprint. 2025. URL: <https://arxiv.org/pdf/2601.18833.pdf>
8. Dumas M., Milani F., van der Aalst W.M.P. Agentic business process management: a research manifesto. *Information Systems (in press)*. 2026. URL: <https://arxiv.org/pdf/2603.18916.pdf>

9. Elyasaf A., Metzger A., Sardina S., Senderovich A., Serral E.S., Tax N. Toward self-modifying autonomous business process systems. PMAI Workshop. 2025. URL: <https://ceur-ws.org/Vol-4087/paper1-Long.pdf>
10. BPLLM research team. Conversing with business process-aware large language models: the BPLLM framework. Journal of Intelligent Information Systems. 2024. URL: <https://link.springer.com/article/10.1007/s10844-024-00898-1>
11. Baily M.N., Byrne D.M., Kane A.T., Soto P.E. Generative AI at the Crossroads: Light Bulb, Dynamo, or Microscope? Finance & Economics Discussion Series 2025-053. Federal Reserve. 2025. URL: <https://www.federalreserve.gov/econres/feds/files/2025053pap.pdf>.