

<https://doi.org/10.31891/2307-5732-2025-359-102>
УДК 004.89:005.52:005.8

МАКОВИШИН ВОЛОДИМИР

Заклад вищої освіти «Університет Короля Данила»
<https://orcid.org/0000-0003-4289-0972>
e-mail: makovyshyn.i.volodymyr@ukd.edu.ua

“LLM4IMPACT: АНАЛІЗ ВПЛИВУ ІТ-РІШЕНЬ НА БІЗНЕС-ПОКАЗНИКИ ЗА ДОПОМОГОЮ ВЕЛИКИХ МОВНИХ МОДЕЛЕЙ”

Сучасні інструменти бізнес-аналітики забезпечують високий рівень візуалізації даних та точності фінансових розрахунків, проте здебільшого ігнорують семантичний контекст — тобто змістовний аналіз текстової інформації, що відображає реальні потреби, емоції та очікування користувачів. Великі мовні моделі (LLM) відкривають нові горизонти у сфері бізнес-аналізу, зокрема у розумінні бізнес-вимог, прогнозуванні ефектів цифрових трансформацій і виявленні прихованих закономірностей між якісними й кількісними показниками.

У цій статті представлено метод LLM4Impact, що поєднує аналітичні можливості великих мовних моделей із класичними підходами до оцінювання ефективності ІТ-рішень. Метод передбачає інтеграцію фінансових метрик (ROI, NPV, KPI) з лінгвістичним аналізом неструктурованих даних — таких як відгуки користувачів, бізнес-звіти чи вимоги до систем. Це дозволяє формувати комплексну метрику Business Impact Index (BII), яка враховує як економічний, так і контекстуальний ефект від впровадження технологічних рішень.

Результати експериментальної оцінки на прикладі впровадження CRM-системи в середньому бізнесі демонструють значне підвищення точності аналізу бізнес-ефектів: загальний показник BII зріс на 19%, а час ухвалення управлінських рішень скоротився на 35%. Запропонований підхід доводить потенціал великих мовних моделей не лише як інструментів автоматизації, але й як інтелектуальних аналітиків, здатних поєднувати фінансові та поведінкові аспекти цифрової трансформації.

Ключові слова: бізнес-аналітика, великі мовні моделі, цифрова трансформація, Business Impact Index, аналіз даних, LLM4Impact.

MAKOVYSHYN VOLODYMYR

King Danylo University

“LLM4IMPACT: ANALYSIS OF THE IMPACT OF IT SOLUTIONS ON BUSINESS PERFORMANCE USING LARGE LANGUAGE MODELS”

The study presents LLM4Impact, an innovative hybrid methodology for analyzing the business impact of IT solutions by integrating Large Language Models (LLMs) into traditional business analytics frameworks. Modern analytical tools such as BI dashboards or KPI-based monitoring systems provide quantitative insights into business performance but often overlook semantic dimensions — the underlying intent, sentiment, and contextual meaning contained in textual data. The proposed approach addresses this gap by combining financial indicators (ROI, NPV, KPI) with linguistic analysis of unstructured business data, including customer feedback, project documentation, and system requirements. Using the reasoning and semantic understanding capabilities of LLMs (such as GPT-5), the method evaluates both the measurable and qualitative effects of IT-driven digital transformation initiatives.

A core contribution of the research is the introduction of the Business Impact Index (BII) — a composite metric that integrates quantitative efficiency indicators with qualitative sentiment and user experience scores. This index enables organizations to assess IT solutions not only in terms of financial returns but also in their influence on customer satisfaction, process transparency, and innovation potential. The experimental evaluation, conducted on a mid-size company implementing a CRM system, revealed that the LLM4Impact model improved decision-making efficiency by 35%, increased sentiment-based satisfaction metrics by 28%, and raised the overall business impact score by 19%.

The results demonstrate that integrating LLMs into business analytics can significantly enhance the depth, interpretability, and contextual validity of management insights. Beyond automation, LLM4Impact contributes to the evolution of intelligent decision support systems, capable of connecting numerical data with human-centric understanding. This hybrid paradigm paves the way for more adaptive, transparent, and cognitively enriched business analytics ecosystems.

Keywords: business analytics, large language models, digital transformation, Business Impact Index, decision support, LLM4Impact.

Стаття надійшла до редакції / Received 08.10.2025

Прийнята до друку / Accepted 15.11.2025

Вступ

Оцінка впливу ІТ-рішень на бізнес-показники є однією з найскладніших задач сучасної цифрової економіки. Попри наявність потужних інструментів аналітики, таких як Power BI, Tableau, чи систем управління ефективністю (KPI Dashboard, Balanced Scorecard), більшість із них оперує лише числовими метриками — прибутком, витратами, рентабельністю чи продуктивністю. Проте ці підходи здебільшого ігнорують семантичний контекст — тобто те, як користувачі, партнери чи працівники реально сприймають впроваджені ІТ-рішення, як змінюються їхні очікування, задоволеність і поведінкові патерни.

З розвитком технологій штучного інтелекту з'явилася нова можливість — поєднати кількісну бізнес-аналітику з якісним аналізом текстової інформації. Великі мовні моделі (LLM, зокрема GPT-5, Claude, Gemini) здатні розуміти природну мову, інтерпретувати бізнес-звіти, коментарі, вимоги та емоційні оцінки клієнтів. Це відкриває шлях до інтелектуальної оцінки впливу ІТ-рішень, яка враховує не лише фінансові показники, а й контекст взаємодії людини з технологією.

Сучасні організації все частіше впроваджують цифрові інструменти — CRM-системи, ERP-платформи, автоматизовані системи підтримки клієнтів, однак ефективність таких впроваджень часто оцінюється

поверхово. Фінансовий ROI може показувати зростання, тоді як користувацьке задоволення чи лояльність клієнтів — знижуватися. Відсутність цілісного погляду призводить до неефективних управлінських рішень і зменшення потенціалу цифрової трансформації.

У відповідь на ці виклики ми пропонуємо інноваційний підхід LLM4Impact — гібридну модель, яка поєднує класичні фінансові показники з лінгвістичним аналізом бізнес-даних. LLM4Impact інтегрує аналітичні можливості великих мовних моделей у процес оцінювання впливу IT-рішень, забезпечуючи:

- семантичне осмислення бізнес-даних (аналіз відгуків, звітів, вимог, комунікацій);
- інтеграцію кількісних та якісних метрик у єдину оцінку *Business Impact Index (BII)*;
- інтелектуальне виявлення тенденцій і ризиків цифрової трансформації;
- зменшення людського фактору в процесі інтерпретації бізнес-результатів.

Метою дослідження є створення системи LLM4Impact як інструменту для інтелектуального аналізу ефективності IT-рішень, здатного поєднувати фінансову, поведінкову та контекстну інформацію в єдину модель прийняття рішень. Наукова новизна роботи полягає у формалізації метрики *Business Impact Index (BII)*, що відображає не лише економічний, але й когнітивно-семантичний ефект технологічних впроваджень.

Запропонований підхід має не лише наукове, а й суспільне значення: він сприяє побудові більш відповідального бізнес-середовища, де цифрові рішення оцінюються не лише за прибутковістю, а й за їхнім впливом на людей, якістю взаємодії та довірою користувачів.

Аналіз сучасних підходів до автоматизованого тестування

Існуючі методи оцінювання впливу інформаційних технологій на бізнес-показники охоплюють широкий спектр аналітичних підходів — від класичних фінансових моделей до сучасних BI-систем. Основна мета цих методів полягає у визначенні ефективності впровадження технологічних рішень через вимірювання їхнього впливу на прибутковість, операційну ефективність та задоволеність клієнтів.

До найпоширеніших підходів належать:

- ROI (Return on Investment): класична метрика, що визначає співвідношення між витратами на впровадження IT-рішення та отриманим прибутком. Перевагою цього підходу є простота розрахунків і зрозумілість для менеджменту, однак він не враховує довгострокові ефекти, нефінансові вигоди (наприклад, покращення досвіду користувача) та ризики, пов'язані з якістю даних чи стратегією цифрової трансформації.

- NPV (Net Present Value): метод, що оцінює вартість майбутніх грошових потоків від IT-інвестицій, дисконтованих до поточного моменту. NPV є точним інструментом для стратегічних рішень, проте його обмеження полягає в залежності від прогнозів, які часто не враховують поведінкові зміни користувачів чи динаміку ринку.

- KPI (Key Performance Indicators): система ключових показників ефективності, що використовується для моніторингу стану процесів після впровадження IT-рішення. Попри свою гнучкість, KPI залишаються переважно кількісними і не відображають семантичний контекст — наприклад, рівень довіри клієнтів, якість комунікації чи репутаційний ефект компанії.

- Balanced Scorecard (BSC): метод стратегічного аналізу, який поєднує фінансові, клієнтські, процесні та інноваційні аспекти діяльності організації. Однак навіть BSC у своїй класичній формі базується на структурованих даних і не інтегрує аналітику природної мови — текстів відгуків, звітів або запитів користувачів.

AI-орієнтовані підходи в бізнес-аналітиці

Останні роки відзначаються стрімким розвитком інтелектуальних аналітичних систем, що поєднують методи машинного навчання з обробкою природної мови (NLP). Такі системи дозволяють аналізувати не лише числові дані, а й семантичні зв'язки між ними, виявляючи причинно-наслідкові залежності у поведінці користувачів і бізнес-процесах.

Поширеними напрямками є:

- Sentiment Analysis — оцінка емоційного тону текстів (відгуків клієнтів, соціальних медіа, внутрішніх звітів), що дозволяє визначати рівень задоволеності користувачів;

- Predictive Analytics — прогнозування впливу впровадження певних IT-рішень на ключові бізнес-показники;

- Conversational Analytics — аналіз діалогів користувачів із чат-ботами чи сервісними системами для виявлення вузьких місць у процесах обслуговування.

Проте навіть ці підходи часто залишаються розрізненими, оскільки не забезпечують інтеграції якісних (мовних) і кількісних (фінансових) індикаторів у спільну аналітичну модель.

LLM-орієнтовані підходи до бізнес-аналізу

Поява великих мовних моделей (LLM), таких як GPT-4, Claude, Gemini або LLaMA, створила передумови для нової парадигми бізнес-аналітики — семантично осмисленого аналізу впливу технологій. LLM здатні одночасно працювати з текстовими та числовими даними, здійснюючи узагальнення, логічні висновки та побудову причинно-наслідкових ланцюгів.

Деякі дослідження фокусуються на застосуванні LLM у таких завданнях, як автоматичне формування бізнес-звітів, аналіз корпоративних комунікацій чи інтелектуальна обробка клієнтських запитів. Проте більшість з них не забезпечує єдиної системи оцінки впливу IT-рішень на бізнес, де результати фінансового аналізу узгоджуються з якісними індикаторами взаємодії користувачів.

Саме цю проблему вирішує запропонована у даній роботі система LLM4Impact, що реалізує комплексний підхід — від збору даних і семантичного аналізу до інтеграції результатів у *Business Impact Index*

(BII). Така інтеграція дозволяє створити інтелектуальний контур зворотного зв'язку між бізнес-аналітикою, UX-дослідженнями та управлінськими рішеннями, що відкриває нові перспективи для підвищення ефективності цифрових трансформацій.

Розробка робочого прототипу LLM4Impact та його тестування на реальному кейсі

LLM4Impact — експериментальний прототип, призначений для дослідження та практичної оцінки можливостей великих мовних моделей у задачі комплексного аналізу бізнес-ефектів від IT-рішень. Система поєднує семантичний аналіз неструктурованих текстових даних з класичними фінансовими і статистичними методами, створюючи інтегровану екосистему для прийняття обґрунтованих керівних рішень.

3.1 Основні компоненти системи

Модуль збору та підготовки даних (ETL):

- інтеграція з джерелами: CRM/ERP, BI-дашборди, журнали транзакцій, системи підтримки клієнтів, соцмережі;

- очищення, нормалізація та анотація даних (часові ряди, фінансові потоки, текстові повідомлення);

- забезпечення захищеного зберігання з урахуванням вимог конфіденційності.

Модуль лінгвістичного аналізу (LLM-Engine):

- застосування великих мовних моделей для: витягання сутностей, аналізу тональності (sentiment), визначення тем і інтенцій у відгуках, класифікації вимог;

- побудова семантичних векторів для зв'язування текстових характеристик з бізнес-подіями.

Модуль фінансового та статистичного аналізу:

- розрахунок ROI, NPV, CLV, SAC та інших показників на основі фінансових даних;

- використання регресійних і причинно-наслідкових моделей (event study / difference-in-differences) для оцінки впливу подій впровадження IT-рішень.

Інтеграційний модуль (BII-Calculator):

- об'єднує кількісні (фінансові) та якісні (семантичні) індикатори у композитну метрику Business Impact Index (BII);

- підтримує адаптивне зважування коефіцієнтів α_i : експертні, дані-орієнтовані або визначені LLM через контекстний аналіз.

Модуль інтерпретацій та візуалізації:

- генерація інтерпретованих аналітичних звітів природною мовою (explainable insights);

- інтерактивні панелі для менеджерів (BI), що показують динаміку BII, розбивку за компонентами, ризику та рекомендації.

Зворотний зв'язок і механізм самооптимізації:

- модель отримує фідбек (реальні бізнес-результати через t-періоди) і адаптує ваги, коригує правила трансформації тексту в числові індикатори, а також пропонує нові сценарії збору даних.

3.2 Технічна реалізація

Технологічний стек (приклад):

LLM: GPT-5 (або аналогічні моделі), до яких застосовуються промпт-інженерія та інструкційні підходи для витягання бізнес-фіч, Мова та середовище: Python (pandas, scikit-learn, statsmodels), Jupyter для прототипування, ETL і зберігання: Airflow/Prefect для оркестрації, PostgreSQL / Data Lake, BI і візуалізація: Power BI / Tableau для панелей, генерація текстових звітів через LLM, аналітика часових рядів та причинності: causal-inference пакети, серії регресій з контрольними групами, безпека: шифрування на рівні сховища, анонімізація персональних даних, аудит доступів.

Вхідні дані:

- фінансові метрики (до/після впровадження),
- журнали подій (транзакції, звернення в службу підтримки),
- текстові дані (відгуки, внутрішні звіти, вимоги),
- метадані (канал надходження, часові позначки, сегментація клієнтів).

3.3 Базовий робочий сценарій

Система імпортує дані за період $t_0 \dots t_1$ (до впровадження) та $t_1 \dots t_2$ (після).

LLM витягає семантичні ознаки з тексту: тональність, ключові проблеми, очікувані вигоди.

Фінансовий модуль обчислює ROI/NPV/каналні KPI; причинний модуль оцінює, яка частина змін пов'язана з IT-впровадженням. Інтеграційний модуль формує BII як зважену суму компонентів та надає інтерпретацію (що саме вплинуло позитивно/негативно). Менеджер отримує інтерпретований звіт і рекомендації; фідбек повертається у систему для адаптації.

Приклад практичного застосування та експериментальна оцінка

4.1 Тестовий кейс: впровадження CRM у середній компанії

Об'єкт: мережа сервісних компаній (середній бізнес), що впроваджує централізовану CRM для автоматизації обслуговування клієнтів і управління продажами. Дані: 1200 транзакцій за 6 місяців до та 6 місяців після впровадження; 120 текстових відгуків/анкети клієнтів; журнали звернень у службу підтримки; фінансові показники (доходи, витрати на маркетинг, SAC). Цілі експерименту: виміряти вплив CRM-впровадження на BII, оцінити зміну тональності клієнтських відгуків і час ухвалення управлінських рішень.

4.2 Методологія порівняння

Паралельно застосовано три підходи:

Класичний (baseline): фінансово-KPI моніторинг (ROI, NPS як окремі показники) без семантичної інтеграції, AI-NLP підхід: окремі sentiment & topic analysis (без економічної інтеграції), LLM4Impact (гібридний): повна інтеграція фінансових і семантичних показників у БІ + причинний аналіз.

Оцінювані метрики: SentimentScore (середній тон текстів), БІІ (композитна метрика), DecisionTime (час від появи аналітичної проблеми до ухвалення рішення), кількість виявлених прихованих ризиків/ініціатив.

4.3 Результати експерименту

Таблиця 1

Порівняльні результати

Метрика	Класичний підхід	LLM4Impact	Зміна (%)
SentimentScore (середній)	0.62	0.79	+27.4%
Business Impact Index (BII)	0.54	0.64	+18.5%
DecisionTime (дні)	20	13	-35.0%
Виявлені приховані ризики/ініціатив	4	9	+125%

Ключові висновки з експерименту:

LLM4Impact підвищив здатність виявляти неочевидні фактори впливу (зокрема, приховані скарги та вузькі місця у процесі) — кількість таких знахідок зросла більш ніж удвічі.

Семантична оцінка (SentimentScore) виявилась тісно пов'язана з фінансовими індикаторами у часовому зсуві: покращення тональності передувало зростанню повторних продажів на 1–2 місяці.

Час ухвалення рішень скоротився на 35% завдяки інтерпретованим рекомендаціям і автоматизованим сигналам пріоритетності.

Висновки

1. У статті запропоновано інноваційний гібридний підхід LLM4Impact, який поєднує аналітичні можливості великих мовних моделей із класичними фінансовими методами бізнес-аналізу.

2. Розроблена система дозволяє інтегрувати кількісні показники (ROI, NPV, KPI) з якісними семантичними індикаторами (відгуки, запити, емоційна оцінка користувачів) у єдину метрику Business Impact Index (BII).

3. Експериментальне дослідження на прикладі впровадження CRM-системи показало підвищення загального бізнес-ефекту на 18–20%, покращення тональності клієнтських відгуків на 27% та скорочення часу прийняття управлінських рішень на 35%.

4. Підхід LLM4Impact демонструє потенціал LLM як інструментів інтелектуальної підтримки управлінських рішень, здатних поєднати фінансову, поведінкову та емоційну інформацію.

5. Практична цінність методу полягає у підвищенні точності бізнес-аналітики, оптимізації інвестицій у цифрові технології та створенні передумов для етичної та людиноцентричної цифрової трансформації.

Література

1. Brynjolfsson E., Rock D., Syverson C. The Productivity J-Curve: How Intangibles Complement General Purpose Technologies / E. Brynjolfsson, D. Rock, C. Syverson // American Economic Journal: Macroeconomics. – 2021. – Vol. 13, No. 1. – P. 333–372. – DOI: <https://doi.org/10.1257/mac.20160286>
2. Davenport T. H., Mittal N. How Generative AI Is Changing Business / T. H. Davenport, N. Mittal // Harvard Business Review. – 2023. – July–August Issue. – P. 45–55.
3. Zhang Y., Chen L., Li X. LLM-Business: Applying Large Language Models for Business Process Optimization / Y. Zhang, L. Chen, X. Li // Proceedings of the IEEE International Conference on Business Informatics (CBI). – 2024. – P. 120–129. – DOI: <https://doi.org/10.1109/CBI57867.2024.00020>
4. Haefner N., Wincent J., Parida V. Artificial Intelligence and Digital Transformation: The Role of Data-Driven Business Models / N. Haefner, J. Wincent, V. Parida // Journal of Business Research. – 2023. – Vol. 161. – 113839. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2023.113839>
5. Коваленко С. І., Мельник О. В. Цифрова трансформація бізнесу: інтелектуальні системи аналізу даних / С. І. Коваленко, О. В. Мельник. – Київ : КНЕУ, 2022. – 196 с.

References

1. Brynjolfsson E., Rock D., Syverson C. The Productivity J-Curve: How Intangibles Complement General Purpose Technologies / E. Brynjolfsson, D. Rock, C. Syverson // American Economic Journal: Macroeconomics. – 2021. – Vol. 13, No. 1. – P. 333–372. – DOI: <https://doi.org/10.1257/mac.20160286>
2. Davenport T. H., Mittal N. How Generative AI Is Changing Business / T. H. Davenport, N. Mittal // Harvard Business Review. – 2023. – July–August Issue. – P. 45–55.
3. Zhang Y., Chen L., Li X. LLM-Business: Applying Large Language Models for Business Process Optimization / Y. Zhang, L. Chen, X. Li // Proceedings of the IEEE International Conference on Business Informatics (CBI). – 2024. – P. 120–129. – DOI: <https://doi.org/10.1109/CBI57867.2024.00020>
4. Haefner N., Wincent J., Parida V. Artificial Intelligence and Digital Transformation: The Role of Data-Driven Business Models / N. Haefner, J. Wincent, V. Parida // Journal of Business Research. – 2023. – Vol. 161. – 113839. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2023.113839>
5. Kovalenko S. I., Melnyk O. V. Digital Business Transformation: Intelligent Data Analysis Systems / S. I. Kovalenko, O. V. Melnyk. – Kyiv: KNEU, 2022. – 196 p. Lytvyn V. V., Petrenko M. O. Methods and Tools of Software Testing / V. V. Lytvyn, M. O. Petrenko. – Lviv : Lviv Polytechnic Publishing House, 2019. – 212 p.