

## ACCOUNTING, ANALYSIS AND AUDIT

УДК 657.6:004.8  
JEL C45, M42, O33

DOI: 10.26906/EiR.2025.4(99).4165

ШТУЧНИЙ ІНТЕЛЕКТ В АУДИТІ ФІНАНСОВИХ РЕЗУЛЬТАТІВ:  
МЕТОДОЛОГІЧНІ АСПЕКТИ ТА ПРАКТИЧНА РЕАЛІЗАЦІЯ

Брайко Владислав Станіславович\* аспірант  
Університет митної справи та фінансів

\*ORCID 0000-0001-6698-3909



© Брайко В.С., 2025

Стаття отримана: 12.11.2025

Стаття прийнята: 02.12.2025

Стаття опублікована: 26.12.2025

**Вступ.** Сучасний етап розвитку аудиторської професії характеризується фундаментальними змінами в інформаційному середовищі, що створює нові виклики для традиційних методів перевірки фінансової звітності. Цифрова трансформація бізнес-процесів, поширення нефінансової та інтегрованої звітності, а також посилення регуляторних вимог до прозорості корпоративного управління призвели до експоненційного зростання обсягів як структурованої, так і неструктурованої інформації, яку аудитори мають опрацьовувати для формування обґрунтованої думки про достовірність звітності [1; 2].

Особливої актуальності проблема набуває в контексті аудиту фінансової звітності, зокрема показників фінансових результатів, де примітки до фінансової звітності перетворилися на об'ємні документи, що містять як числові розкриття, так і текстові описи ризиків, суджень управління та припущень. Запровадження формату ESEF для цифрової звітності емітентів цінних паперів додатково ускладнює завдання, оскільки аудитор має перевіряти не лише змістовну достовірність розкриттів, але й коректність їхнього технічного маркування в XHTML/iXBRL-форматі та відповідність таксономії [3].

Традиційні аналітичні процедури аудиту, розроблені в епоху паперового документообігу та відносно обмежених обсягів даних, демонструють системні обмеження щодо спроможності забезпечити належний рівень аудиторської впевненості при збереженні економічної доцільності перевірки в умовах «великих даних» та масиву текстових розкриттів [1; 2]. Застосування технологій штучного інтелекту відкриває нові можливості для підвищення якості та ефективності аудиторських процедур шляхом автоматизації опрацювання великих масивів текстової інформації, виявлення прихованих закономірностей у даних та підвищення здатності аудитора ідентифікувати зони підвищеного ризику суттєвого викривлення [4].

**Огляд останніх джерел досліджень і публікацій.** Питання застосування штучного інтелекту в аудиті привертають зростаючу увагу дослідників. Kim A. G., Muhn M., Nikolaev V. V., Huang A. H., Wang H., Yang Y. та інші автори досліджують потенціал великих мовних моделей для аналізу фінансових текстів, демонструючи, що сучасні LLM здатні виконувати завдання класифікації, інтерпретації та прогнозування фінансової інформації з точністю на рівні близько 70–85 % залежно від постановки задачі та якості навчальних вибірок [5–7]. Емпіричні дослідження Mokashi A., Puthuparambil B., Daniel C., Nanpe T. підтверджують можливість використання LLM для первинного скринінгу текстових розкриттів, оцінки ризиків та підтримки ухвалення рішень на основі даних фінансової звітності [8].

Класичні методи статистичного аналізу, зокрема Закон Бенфорда, й надалі широко застосовуються в аудиторській практиці для виявлення аномалій у числових даних, причому сучасні роботи Petráš J., Le L., Mantelaers E. деталізують умови ефективності цього підходу та пропонують рамкові моделі його використання аудиторами [9; 10]. Численні дослідження підтверджують ефективність Закону Бенфорда як інструмента первинного виявлення потенційних маніпуляцій у фінансовій звітності, а логістична ре-

гресія та інші методи машинного навчання (включно з ансамблевими моделями та підтримувальними векторними машинами) активно використовуються для побудови моделей прогнозування ризиків фінансових викривлень, що підтверджується дослідженнями Lee C.-W., Fu M.-W., Wang C.-C., Azis M. I., Chen X., Wang Y., Zhang Y. [11; 12].

Водночас існує прогалина в дослідженнях щодо інтеграції LLM-методів аналізу текстових розкриттів зі статистичними методами аналізу числових даних у єдиній методологічній рамці. Питання адаптації технологій штучного інтелекту до вимог міжнародних стандартів аудиту, забезпечення прозорості алгоритмічних висновків та узгодженості з професійним судженням аудитора залишаються недостатньо дослідженими й потребують подальшого розвитку як на міжнародному, так і на національному рівнях, що відзначають Рябчук О. Г., Ракуть Д. О., Спіцина Н. В., Угоднікова О. І. [13; 14].

**Метою дослідження** є розробка методологічних основ застосування штучного інтелекту в аудиті фінансових результатів на основі інтеграції великих мовних моделей та класичних методів машинного навчання.

Для досягнення поставленої мети визначено наступні завдання: систематизувати виклики сучасного інформаційного середовища аудиту та обмеження традиційних аналітичних процедур; розробити методику застосування великих мовних моделей для семантичного аналізу текстових розкриттів у фінансовій звітності; обґрунтувати доцільність використання класичних методів статистичного аналізу для перевірки числових даних; запропонувати архітектуру гібридної системи інтеграції LLM та ML-методів у аудиторських процедурах.

**Основний матеріал і результати.** Фундаментальна трансформація інформаційного середовища аудиту проявляється у декількох взаємопов'язаних тенденціях. По-перше, спостерігається стрімке зростання обсягів текстових розкриттів у примітках до фінансової звітності. Примітки сучасних публічних компаній часто перевищують сотні сторінок, що унеможливорює їх повноцінне опрацювання традиційними методами в обмежені терміни аудиторського завдання.

По-друге, зростає гетерогенність джерел даних, які аудитор має аналізувати комплексно: фінансова звітність, XBRL-теги цифрової звітності, нефінансові розкриття, звіти про управління, ESG-інформація. Кожен тип інформації має власні специфічні характеристики, що ускладнює виявлення міжсистемних суперечностей традиційними методами.

По-третє, зростає складність самих розкриттів через використання багаторівневих суджень, каскадів припущень у моделях справедливої вартості, складних облікових оцінок. Оцінка обґрунтованості та внутрішньої узгодженості таких розкриттів вимагає аналізу багатофакторних залежностей, що перевищує можливості лінійного аналізу.

Таблиця 1 систематизує основні виклики сучасного аудиту та можливості їх вирішення за допомогою технологій штучного інтелекту.

Таблиця 1

**Виклики сучасного аудиту та потенціал штучного інтелекту**

| Виклик                                 | Обмеження класичних методів                                                    | Можливості штучного інтелекту                                                                               |
|----------------------------------------|--------------------------------------------------------------------------------|-------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| Зростання обсягів текстових розкриттів | Неможливість мануального опрацювання повного масиву інформації в обмежений час | Автоматизована обробка великих текстових масивів через LLM з семантичним пошуком та виявленням аномалій     |
| Гетерогенність джерел даних            | Відсутність інтегрованого підходу до аналізу різномірних даних                 | Мультимодальна інтеграція: одночасний аналіз структурованих та неструктурованих даних                       |
| Складність розкриттів                  | Труднощі оцінки узгодженості каскадів припущень та багатофакторних залежностей | Побудова графів залежностей між розкриттями та виявлення логічних суперечностей                             |
| Нові регуляторні вимоги                | Відсутність спеціалізованих процедур для перевірки цифрової звітності          | Автоматизована перевірка відповідності XBRL-тегів таксономії та порівняння розкриттів з вимогами стандартів |

*Джерело: розроблено автором*

Операціоналізація концепції застосування штучного інтелекту в аудиті вимагає розробки конкретного методологічного інструментарію. Запропонована методика LLM-AuditBridge являє собою інтегровану систему застосування великих мовних моделей для семантичного аналізу текстових

розкриттів з метою ідентифікації ризиків суттєвого викривлення відповідно до логіки міжнародних стандартів аудиту.

Фокусування методики саме на текстових розкриттях обґрунтовується тим, що примітки містять критично важливу контекстуальну інформацію про методологію визначення показників, припущення, облікові політики, невизначеності та судження керівництва. Емпіричні дослідження свідчать, що найбільш ранні індикатори фінансових маніпуляцій проявляються саме в тонких змінах формулювань розкриттів, а не у змінах числових показників [15].

Архітектура методики структурується як багатоступінчастий процес обробки інформації, де кожен етап відповідає конкретній аудиторській процедурі. Вхідний шар займається підготовкою даних: екстракцією тексту з різних форматів, сегментацією приміток на логічні блоки, структуруванням числових даних та формуванням бази знань стандартів фінансової звітності.

Блок аналізу для ідентифікації ризиків реалізує систематичний аналіз текстових розкриттів на предмет індикаторів потенційних ризиків суттєвого викривлення. Промпт-інжиніринг будується на принципі структурованого вилучення інформації з елементами класифікації та логічного міркування. Критично важливими є компоненти: встановлення контексту професійної ідентичності для моделі, надання інформації про джерело тексту, чітке формулювання завдання, специфікація структури відповіді, демонстрація прикладів бажаного стилю аналізу, попередження проти типових помилок, активація режиму пояснювального міркування.

Блок аналітичних процедур реалізує принцип мультимодальної інтеграції через перехресну перевірку узгодженості між текстовими розкриттями та числовими показниками. Якщо в примітках стверджується певна причина зміни показників, мають існувати відповідні докази в числових даних. Відсутність таких доказів сигналізує про потенційну невідповідність між наративом та реальністю.

Блок генерації відповідей на ризики завершує аналітичний цикл, перетворюючи виявлені ризики в конкретні рекомендації щодо характеру, часу та обсягу подальших аудиторських процедур. Хоча система не замінює експертне судження аудитора, вона пропонує систему підтримки прийняття рішень на основі патернів зв'язку між ризиками та процедурами.

Критично важливим компонентом методики є триступенева система валідації результатів. Перший рівень передбачає перехресні промпти через альтернативні формулювання або різні моделі. Другий рівень включає звірку з первинними документами для вибірки виявлених ризиків. Третій рівень забезпечує логічну узгодженість через аналіз графу залежностей між виявленими ризиками.

Великі мовні моделі ефективно опрацьовують текстові розкриття, проте не завжди забезпечують надійність при перевірці числової точності та статистичної валідності. Тому для завдань, що включають пошук числових аномалій, статистичне тестування гіпотез, кореляційний аналіз, провідними залишаються класичні статистичні методи з чіткими вимогами до валідації та трасованості результатів.

Закон Бенфорда, що стверджує нерівномірність розподілу першої значущої цифри в природних числових наборах, широко застосовується в аудиті для виявлення аномалій. Математично цей розподіл описується логарифмічною функцією  $P(d) = \log_{10}(1 + 1/d)$ , де цифра 1 зустрічається приблизно в 30.1% випадків, а частота монотонно зменшується до цифри 9 (4.6% випадків).

Методика застосування включає: вибір відповідного набору даних, екстракцію першої значущої цифри, обчислення емпіричної частоти кожної цифри, порівняння з теоретичними ймовірностями, проведення статистичного тесту, інтерпретацію результатів. Значне відхилення емпіричного розподілу від очікуваного інтерпретується як індикатор потенційних аномалій.

Таблиця 2 ілюструє приклад застосування аналізу Бенфорда до різних статей фінансової звітності.

Таблиця 2

## Результати аналізу Закону Бенфорда

| Цифра | Теорія | Доходи | Витрати | Z-стат. | Оцінка   |
|-------|--------|--------|---------|---------|----------|
| 1     | 30.1%  | 27.8%  | 29.5%   | -1.94   | Норма    |
| 4     | 9.7%   | 14.3%  | 9.2%    | 3.67*   | Аномалія |
| 5     | 7.9%   | 5.2%   | 8.1%    | -2.94*  | Аномалія |

Примітка: \* статистично значуще відхилення при  $\alpha = 0.05$

Джерело: розроблено автором на основі симульованих даних аудиторської вибірки за Нігеріні [16]

Результати демонструють, що розподіл першої цифри в даних про доходи значно відхиляється від теоретичного. Цифра 4 зустрічається частіше очікуваного (14.3% проти 9.7%), а цифра 5 рідше (5.2% проти 7.9%). Такий паттерн може індукувати психологічну схильність до округлення сум, що є типовим для маніпуляцій.

Логістична регресія представляє принципово інший підхід – побудову прогнозової моделі загального ризикового профілю підприємства. Модель оцінює ймовірність високого ризику фінансових викривлень на основі набору фінансових індикаторів: коефіцієнта ліквідності, рентабельності активів, фінансового левериджу, темпу зростання виручки, якості нарахувань, наявності збитків у попередніх періодах, зміни аудитора.

Ефективна інтеграція LLM-методів аналізу текстів та класичних ML-методів аналізу числових даних вимагає чіткої архітектурної рамки. Запропонована архітектура гібридної системи включає три паралельні потоки обробки: семантичний аналіз текстових приміток через LLM, аналіз Закону Бенфорда для транзакційних даних, логістичну регресію для оцінки загального ризикового профілю.

Модуль інтеграції виконує дві ключові функції. По-перше, зважену агрегацію скорів з трьох незалежних джерел з вагами 0.40 для LLM, 0.30 для Бенфорда, 0.30 для логістичної регресії. Ці ваги відображають відносну специфічність кожного методу. По-друге, перевірку конвергенції сигналів: якщо два або більше методів незалежно класифікують ділянку як високоризикову, система автоматично підвищує загальну оцінку до критичного рівня.

Таблиця 3 деталізує логіку інтерпретації різних комбінацій сигналів від трьох методів.

Таблиця 3

Матриця конвергенції сигналів

| LLM  | Бенфорд | LogReg | Рівень   | Інтерпретація                                                                              |
|------|---------|--------|----------|--------------------------------------------------------------------------------------------|
| HIGH | HIGH    | HIGH   | CRITICAL | Всі методи підтверджують високий ризик – максимальний пріоритет для розслідування          |
| HIGH | HIGH    | LOW    | CRITICAL | Текстові та числові аномалії конвергують – ймовірно локальна маніпуляція                   |
| LOW  | HIGH    | LOW    | MEDIUM   | Ізольована аномалія Бенфорда – перевірити характеристики даних, можливий хибний сигнал     |
| LOW  | LOW     | LOW    | LOW      | Жоден метод не виявив проблем – стандартні процедури, можливе скорочення обсягу тестування |

Джерело: розроблено автором

Ключовий принцип полягає в тому, що конвергенція сигналів різко підвищує впевненість в наявності реальної проблеми та вимагає найвищого пріоритету в розподілі ресурсів. Навпаки, дивергенція сигналів вимагає обережної інтерпретації та додаткових перевірок для з'ясування причин розбіжності.

Практична імплементація гібридної методики вимагає врахування технічних нюансів. Токенізація тексту української мови характеризується вищою плідністю порівняно з англійською, що швидше вичерпує контекстне вікно моделі. Час відповіді LLM залежить від довжини контексту: для запиту з 10 тисяч вхідних токенів практична середня тривалість становить 15–30 секунд. Вартість використання API сучасних моделей є прийнятною для аудиторської практики. Для звітності з примітками обсягом 150 тисяч токенів через три блоки аналізу орієнтовна вартість становить близько 6 доларів за одну звітність, що є незначною сумою порівняно з економією аудиторського часу [17].

**Висновки.** Проведене дослідження підтверджує, що інтеграція технологій штучного інтелекту в аудит фінансової звітності є не лише технічно можливою, але й методологічно обґрунтованою відповідно до вимог міжнародних стандартів аудиту. Розроблена методика LLM-AuditBridge дозволяє автоматизувати семантичний аналіз текстових розкриттів у примітках для ідентифікації ризиків суттєвого викривлення, що значно розширює аналітичні можливості аудиторів.

Запропонована архітектура гібридної системи, що поєднує LLM-аналіз текстових даних з класичними методами статистичного аналізу числових показників, реалізує принцип конвергентної валідації. Коли різні методи, базовані на незалежних припущеннях, приводять до узгоджених висновків, впевненість у валідності цих висновків зростає експоненційно.

Практична значущість дослідження полягає в можливості реального впровадження запропонованих підходів в аудиторську практику. Технологічна зрілість сучасних великих мовних моделей досягла рів-



ня, достатнього для практичного застосування в професійній діяльності. Економічна ефективність підтверджується прийнятною вартістю API сучасних моделей та суттєвою економією аудиторського часу.

Критично важливим залишається питання збереження професійного судження аудитора. Роль штучного інтелекту є суто інструментальною – він розширює когнітивні можливості аудитора, але не замінює його критичне мислення та професійний скептицизм. Остаточна відповідальність за формування аудиторської думки завжди залишається на аудиторі.

Перспективи подальших досліджень включають емпіричну валідацію запропонованої методики на реальних даних аудиторських перевірок, розробку стандартизованих промптів для різних галузей та типів підприємств, дослідження можливостей інтеграції з іншими методами машинного навчання, вивчення етичних та регуляторних аспектів використання штучного інтелекту в аудиті.

### СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ:

1. Benichou Mouffok B., Ayachi F. Evolution of Auditing in the Face of the Digital Transformation of Enterprises: Challenges and Perspectives. *Educational Administration: Theory and Practice*. 2025. Vol. 31, No. 1. P. 511–519. DOI: <https://doi.org/10.53555/kuey.v31i1.9615>
2. Turzo T., Marzi G., Favino C., Terzani S. Non-financial Reporting Research and Practice: Lessons from the Last Decade. *Journal of Cleaner Production*. 2022. Vol. 345. Art. 131154. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2022.131154>.
3. CEAOB (Committee of European Auditing Oversight Bodies). CEAOB Guidelines on the Auditors' Involvement on Financial Statements in European Single Electronic Format (ESEF). Brussels, 2021. 7 p. URL: [https://finance.ec.europa.eu/system/files/2021-11/211109-ceaob-esef-guidelines-auditors\\_en.pdf](https://finance.ec.europa.eu/system/files/2021-11/211109-ceaob-esef-guidelines-auditors_en.pdf)
4. Noordin N. A., Hussainey K., Hayek A. F. The Use of Artificial Intelligence and Audit Quality: An Analysis from the Perspectives of External Auditors in the UAE. *Journal of Risk and Financial Management*. 2022. Vol. 15, No. 8. P. 1–14. DOI: <https://doi.org/10.3390/jrfm15080339>
5. Kim A. G., Muhn M., Nikolaev V. V. Financial Statement Analysis with Large Language Models. Working Paper No. 2024-65. Chicago: Becker Friedman Institute for Economics, 2024. P. 1–55.
6. Huang A. H., Wang H., Yang Y. FinBERT: A Large Language Model for Extracting Information from Financial Text. *Contemporary Accounting Research*. 2023. Vol. 40, No. 2. P. 806–841. DOI: <https://doi.org/10.1111/1911-3846.12832>
7. Mokashi A., Puthuparambil B., Daniel C., Hanne T. Analysis of Large Language Models for Company Annual Reports Based on Retrieval-Augmented Generation. *Natural Language Processing and Applications: Challenges and Perspectives*. 2025. Vol. 16, No. 9. P. 1–15. DOI: <https://doi.org/10.3390/info16090786>
8. European Securities and Markets Authority; The Alan Turing Institute; Institut Louis Bachelier. Leveraging Large Language Models in Finance: Pathways to Responsible Adoption: Report. Paris–London, 2024. – 32 p. URL: [https://www.esma.europa.eu/sites/default/files/2025-06/LLMs\\_in\\_finance\\_-\\_ILB\\_ESMA\\_Turing\\_Report.pdf](https://www.esma.europa.eu/sites/default/files/2025-06/LLMs_in_finance_-_ILB_ESMA_Turing_Report.pdf)
9. Petráš J., Hyseni A., Zbojovský J., Pavlík M. Detecting Benford's Law Effectiveness Threshold Differences According to Affecting Operation. *Axioms*. 2025. Vol. 14, No. 4. P. 273. DOI: <https://doi.org/10.3390/axioms14040273>
10. Le L., Mantelaers E. Benford's Law and Beyond: A Framework for Auditors. *Maandblad voor Accountancy en Bedrijfseconomie*. 2024. Vol. 98, No. 7. P. 427–438. DOI: <https://doi.org/10.5117/mab.98.134061>
11. Lee C.-W., Fu M.-W., Wang C.-C., Azis M. I. Evaluating Machine Learning Algorithms for Financial Fraud Detection: Insights from Indonesia. *Mathematics*. 2025. Vol. 13, No. 4. P. 1–35. DOI: <https://doi.org/10.3390/math13040600>
12. Chen X., Wang Y., Zhang Y. Detecting Financial Statement Fraud Using Machine-Learning Methods. *FinTech Research and Applications: Challenges and Opportunities* / eds. D. Chou, C. O'Sullivan, V. G. Papavassiliou. Singapore: World Scientific, 2023. P. 235–263. DOI: [https://doi.org/10.1142/9781800612723\\_0006](https://doi.org/10.1142/9781800612723_0006)
13. Рябчук О. Г., Ракуть Д. О. Аудит і штучний інтелект: як технології змінюють професію аудитора. *Держава та регіони. Серія: Економіка та підприємництво*. 2025. № 1 (135). С. 54–59. URL: [https://econom.stateandregions.zp.ua/journal/2025/1\\_2025/11.pdf](https://econom.stateandregions.zp.ua/journal/2025/1_2025/11.pdf)
14. Спіщина Н. В., Угоднікова О. І. Цифрові інструменти в аудиті консолідованої звітності: нові можливості для обліку та фінансового менеджменту. *Актуальні питання економічних наук*. 2025. Вип. 13. URL: <https://a-economics.com.ua/index.php/home/article/view/691>
15. Liu R., Huang J., Zhang Z. Tracking Disclosure Change Trajectories for Financial Fraud Detection. *Production and Operations Management*. 2023. Vol. 32, No. 2. P. 584–602. DOI: <https://doi.org/10.1111/poms.13888>
16. Nigrini M. J. Benford's Law: Applications for Forensic Accounting, Auditing, and Fraud Detection. *Hoboken: John Wiley & Sons*, 2012. 352 p. DOI: <https://doi.org/10.1002/9781119203094>
17. OpenAI. Pricing – OpenAI API / OpenAI Platform. 2025. URL: <https://platform.openai.com/docs/pricing>

### REFERENCES:

1. Benichou Mouffok, B. and Ayachi, F. (2025) "Evolution of auditing in the face of the digital transformation of enterprises: Challenges and perspectives", *Educational Administration: Theory and Practice*, no. 31(1), pp. 511–519. DOI: <https://doi.org/10.53555/kuey.v31i1.9615>
2. Turzo T., Marzi G., Favino C. and Terzani S. (2022) "Non-financial reporting research and practice: Lessons from the last decade", *Journal of Cleaner Production*, no. 345, Article 131154. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2022.131154>

3. Committee of European Auditing Oversight Bodies (CEAOB). (2021). CEAOB guidelines on the auditors' involvement on financial statements in European Single Electronic Format (ESEF). Brussels, Belgium. Available at: [https://finance.ec.europa.eu/system/files/2021-11/211109-ceaob-esef-guidelines-auditors\\_en.pdf](https://finance.ec.europa.eu/system/files/2021-11/211109-ceaob-esef-guidelines-auditors_en.pdf)
4. Noordin N. A., Hussainey K. & Hayek A. F. (2022) "The Use of Artificial Intelligence and Audit Quality: An Analysis from the Perspectives of External Auditors in the UAE", *Journal of Risk and Financial Management*, vol. 15, no. 8, pp. 1–14. DOI: <https://doi.org/10.3390/jrfm15080339>
5. Kim A. G., Muhn M. & Nikolaev V. V. (2024) "Financial Statement Analysis with Large Language Models" (Becker Friedman Institute Working Paper No. 2024-65). Becker Friedman Institute for Economics at the University of Chicago, 54 p. Available at: <https://bfi.uchicago.edu/wp-content/uploads/2024/05/Financial-Statement-Analysis-with-Large-Language-Models.pdf>
6. Huang A. H., Wang H. & Yang Y. (2023) "FinBERT: A Large Language Model for Extracting Information from Financial Text", *Contemporary Accounting Research*, vol. 40, no. 2, pp. 806–841. DOI: <https://doi.org/10.1111/1911-3846.12832>
7. Mokashi, A., Puthuparambil, B., Daniel, C. & Hanne, T. (2025) "Analysis of Large Language Models for Company Annual Reports Based on Retrieval-Augmented Generation", *Information*, vol. 16, no. 9, p. 786. DOI: <https://doi.org/10.3390/info16090786>
8. European Securities and Markets Authority, The Alan Turing Institute, & Institut Louis Bachelier. (2024). Leveraging large language models in finance: Pathways to responsible adoption (Report). Paris-London. Available at: [https://www.esma.europa.eu/sites/default/files/2025-06/LLMs\\_in\\_finance\\_-\\_ILB\\_ESMA\\_Turing\\_Report.pdf](https://www.esma.europa.eu/sites/default/files/2025-06/LLMs_in_finance_-_ILB_ESMA_Turing_Report.pdf)
9. Petráš, J. (2025) "Detecting Benford's law effectiveness threshold differences according to affecting operation", *Axioms*, no. 14(4), pp. 1–18. DOI: <https://doi.org/10.3390/axioms14040273>
10. Le L. and Mantelaers E. (2024) "Benford's law and beyond: A framework for auditors", *Maandblad voor Accountancy en Bedrijfseconomie*, no. 98(7), pp. 427–438. Available at: <https://doi.org/10.5117/mab.98.134061>
11. Lee C.-W., Fu M.-W., Wang C.-C. and Azis M. I. (2025) "Evaluating machine learning algorithms for financial fraud detection: Insights from Indonesia", *Mathematics*, no. 13(4), pp. 1–35. DOI: <https://doi.org/10.3390/math13040600>
12. Chen X., Wang Y. and Zhang Y. (2023) "Detecting financial statement fraud using machine-learning methods", in Chou D., O'Sullivan C. and Papavassiliou V. G. (eds) *FinTech research and applications: Challenges and opportunities*. Singapore: World Scientific, pp. 235–263. DOI: [https://doi.org/10.1142/9781800612723\\_0006](https://doi.org/10.1142/9781800612723_0006)
13. Riabchuk O. H. & Rakut D. O. (2025). Audyt i shtuchnyi intelekt: Yak tekhnolohii zminiuiut profesiiu audytora [Audit and artificial intelligence: How technologies change the audit profession]. *Derzhava ta rehiony. Seriya: Ekonomika ta pidpriemnytstvo – State and Regions. Series: Economics and Entrepreneurship*, no. (1), pp. 54–59. Available at: [https://www.econom.stateandregions.zp.ua/journal/2025/1\\_2025/11.pdf](https://www.econom.stateandregions.zp.ua/journal/2025/1_2025/11.pdf) (in Ukrainian).
14. Spitsyna N. V. & Uhodnikova O. I. (2025). Tsyfrovi instrumenty v audyti konsolidovanoi zvitnosti: Novi mozhlyvosti dlia obliku ta finansovoho menedzhmentu [Digital tools in the audit of consolidated reporting: New opportunities for accounting and financial management]. *Aktualni pytannia ekonomichnykh nauk – Current Issues of Economic Sciences*, no. 13. Available at: <https://a-economics.com.ua/index.php/home/article/view/691> (in Ukrainian)
15. Liu R., Huang J. and Zhang Z. (2023) "Tracking disclosure change trajectories for financial fraud detection", *Production and Operations Management*, no. 32(2), pp. 584–602. DOI: <https://doi.org/10.1111/poms.13888>
16. Nigrini M. J. (2012) *Benford's law: Applications for forensic accounting, auditing, and fraud detection*. Hoboken, NJ: John Wiley & Sons, 352 p. DOI: <https://doi.org/10.1002/9781119203094> (accessed November 24, 2025).
17. OpenAI (2025) "Pricing – OpenAI API", *OpenAI Platform*. Available at: <https://platform.openai.com/docs/pricing>

УДК 657.6:004.8

JEL C45, M42, O33

**Брайко Владислав Станіславович**, аспірант, Університет митної справи та фінансів. **Штучний інтелект в аудиті фінансових результатів: методологічні аспекти та практична реалізація.**

Стаття присвячена розробці методологічних основ застосування штучного інтелекту в аудиті фінансової звітності. Досліджено системні виклики сучасного інформаційного середовища: зростання обсягів текстових розкриттів, гетерогенність джерел даних, нові регуляторні вимоги щодо цифрової звітності. Обґрунтовано необхідність впровадження великих мовних моделей та машинного навчання для опрацювання інформації, що перевищує можливості традиційного аналізу. Запропоновано методику LLM-AuditBridge для семантичного аналізу текстових розкриттів відповідно до міжнародних стандартів аудиту. Розроблено архітектуру гібридної системи, що поєднує LLM-аналіз з класичними статистичними методами: аналізом Закону Бенфорда та логістичною регресією. Підкреслено інструментальну роль штучного інтелекту, що не замінює професійне судження аудитора.

**Ключові слова:** штучний інтелект, аудит, фінансова звітність, великі мовні моделі, машинне навчання, міжнародні стандарти аудиту.

UDC 657.6:004.8

JEL M42, C45, O33

**Vladislav Brayko**, Postgraduate Student, University of Customs and Finance. **Artificial intelligence in auditing financial results: methodological aspects and practical implementation.**

The article addresses the development of methodological foundations for applying artificial intelligence in auditing financial statements. The necessity of implementing machine learning technologies and large language models to process growing volumes of textual disclosures in financial statement notes is substantiated. The research identifies systematic challenges of modern audit information environment, including exponential growth of textual disclosures, heterogeneity of data sources, complexity of multi-level judgments, new regulatory requirements for digital reporting, and time constraints of audit engagements. Traditional analytical procedures developed in the era of predominantly paper-based document flow reveal systematic limitations in their ability to provide appropriate level of audit assurance while maintaining economic feasibility. The LLM-AuditBridge methodology for semantic analysis of notes in accordance with international auditing standards is proposed. This methodology implements a multi-stage information processing workflow where each stage corresponds to specific audit procedures and generates specialized artifacts that comply with documentation requirements. The architecture includes three key blocks: risk identification analysis, analytical procedures for cross-validation of textual and numerical data, and generation of responses to identified risks. The methodology employs sophisticated prompt engineering principles, including role establishment, context provision, task specification, output format definition, few-shot learning examples, constraint setting, and chain-of-thought reasoning activation. Critical three-level validation system ensures compliance with requirements for sufficiency and appropriateness of audit evidence through cross-prompt validation, documentary validation, and logical consistency checking. Classical machine learning methods, particularly Benford's Law analysis and logistic regression modeling, are integrated to complement LLM capabilities in numerical data analysis. The architecture of a hybrid system combining LLM analysis of textual data with classical statistical methods for numerical indicators is developed. The integration module performs weighted aggregation of scores from three independent sources and convergence verification, where alignment of multiple independent signals dramatically increases confidence in actual issues. Practical recommendations for implementation of proposed approaches into audit practice are presented, including technical considerations for tokenization, API response times, cost analysis, and organizational aspects. The research demonstrates that AI integration in audit procedures is not only technically feasible but also methodologically justified according to international auditing standards, while preserving auditor's professional judgment and skepticism as fundamental principles.

**Key words:** artificial intelligence, audit, financial statements, large language models, machine learning, international auditing standards.