

ФІНАНСИ, БАНКІВСЬКА СПРАВА, СТРАХУВАННЯ ТА ФОНДОВИЙ РИНОК

УДК 330.45

DOI: <https://doi.org/10.32782/1814-1161/2024-2-11>

Гіваргізов І.Г.

кандидат економічних наук, старший викладач кафедри
комп'ютерних технологій і моделювання систем
Поліського національного університету

Hivarhizov Inviya

Candidate of Economics Sciences, Senior Lecturer at the Department
Computer Technologies and System Modeling
Polissky National University

РОЗВИТОК ТА ВПРОВАДЖЕННЯ СИСТЕМ НА БАЗІ LLM В СФЕРІ ФІНАНСІВ

DEVELOPMENT AND IMPLEMENTATION OF SYSTEMS BASED ON LLM IN FINANCE

Сучасні фінансові установи стикаються з великим обсягом операційних завдань, що виникають внаслідок складності регуляторної політики. Це впливає на ефективність їх функціонування та може негативно вплинути на якість обслуговування клієнтів. З метою зменшення цього навантаження та підвищення продуктивності, компанії вивчають можливості використання Large Language Models як інструменту автоматизації та оптимізації. LLMs можуть виконувати різноманітні завдання, включаючи аналіз текстів, переклад, створення звітів та інші операції. Моделі опираються на принцип обробки всіх даних одночасно, що робить їх ефективними у роботі зі складними послідовними даними, характерними для фінансової сфери. Крім того, вони можуть бути використані для розробки інформаційних систем та інструментів підтримки прийняття управлінських рішень. Фінансові компанії зберігають великі обсяги різноманітної інформації, від фінансових даних до клієнтських відомостей. LLMs можуть допомогти у створенні систем, які надають оперативний доступ до необхідної інформації та автоматизують операційні завдання.

Ключові слова: фінансова діяльність, Large Language Models, LLM, автоматизація процесів, оптимізація діяльності, фінансовий моніторинг, сучасні інформаційні технології.

The implementation of large language models (LLMs) in the financial industry can significantly improve customer service. For example, LLMs can provide advanced chatbots and virtual assistants capable of handling a wide range of customer inquiries, providing personalized financial advice and offering real-time support. This reduces the burden on human customer service agents and ensures that customers receive timely and accurate answers to their questions. Also, LLMs can help automate regulatory compliance tasks. Given the strict regulatory environment in the financial sector, ensuring compliance can be a resource-intensive process. LLMs can automate the monitoring and analysis of regulatory changes, ensuring compliance by financial institutions without the need for significant manual control. This not only reduces the risk of non-compliance, but also frees up resources for more strategic initiatives. In risk management, LLMs can improve risk identification and mitigation. By analyzing large volumes of data from various sources, these models can identify potential risks faster and more accurately than traditional methods. This allows financial institutions to proactively address problems before they become serious, thus protecting their assets and maintaining stability. Additionally, integrating LLMs with existing financial systems can lead to a more robust and intelligent decision-making framework. By leveraging the predictive capabilities of LLMs, financial institutions can gain deeper insights into market trends, customer behavior, and economic indicators. This allows for more informed strategic planning and investment decision-making, ultimately driving growth and profitability. The scalability of LLMs is another important advantage. Because these models

can process large amounts of data simultaneously, they are well-suited to the dynamic and fast-paced nature of the financial industry. This scalability ensures efficient management of growing data loads and maintaining high performance even as operations expand.

Keywords: *financial activity, Large Language Models, LLM, process automation, activity optimization, financial monitoring, modern information technologies.*

Постановка проблеми. У сучасних ринкових умовах, в фінансовій сфері витрачають багато часу на пошук, аналіз та узагальнення інформації під час своєї роботи, що може погіршувати досвід клієнтів у відносинах з фінансовими установами. Одним із важливих факторів, що призводить до великого обсягу роботи, є регуляторні політики, які визначає держава в галузі фінансів та економіки, такі як фінансовий моніторинг, кредитна політика, нормативне регулювання центральних банків країн, а також інші державно-регуляторні політики в сфері господарської діяльності.

За таких умов постає питання в пошуку ефективних інструментів та систем які зможуть зменшити за рахунок автоматизації навантаження на операційну діяльність, що в свою чергу дозволить фінансовим установам заощаджувати ресурси та приймати виважені управлінські рішення.

Аналіз останніх досліджень та публікацій. Дослідження та пошук підходів в оптимізації діяльності фінансових установ присвячена велика кількість праць вітчизняних вчених, зокрема: А. Матвійчука [1], С. Устенка [2], А. Камінського [3], які досліджують підходи у моделюванні фінансово – економічних процесів та аналізують шляхи зменшення фінансово – операційних ризиків використовуючи класичний математичний інструментарій та моделювання за допомогою нечіткої логіки. Серед зарубіжних вчених можна виділити праці О. Вільянса та Л. Квока [4] з запропонованими в них методами побудови моделей розмовного машинного навчання з використанням нейронних мереж.

Виділення невирішених раніше частин загальної проблеми. Водночас, залишаються невирішеними питання щодо точності та надійності LLMs у виконанні складних фінансових завдань, а також їх здатності адаптуватися до швидко змінюваних регуляторних вимог. Необхідні додаткові дослідження, щоб оцінити економічну ефективність впровадження LLMs у порівнянні з традиційними методами та врахувати можливі ризики, пов'язані з безпекою даних та конфіденційністю.

Метою даної статті є дослідження впливу складності регуляторної політики на операційне навантаження фінансових установ та його наслідків для якості обслуговування клієнтів в контексті можливостей використання Large Language Models (LLMs) у фінансовій сфері для автоматизації процесів, зменшення часу на обробку даних та покращення аналітики.

Виклад основних результатів дослідження. Large Language Models (LLMs) – це клас штучних нейронних мереж, які навчаються розуміти та генерувати мовний контент на основі навчання моделі на великих обсягах текстових даних. Вони виконують різні завдання, зокрема: генерація тексту,

відповіді на запитання, переклад тексту та аналіз зображень.

Починаючи з 1950-х років вчені почали досліджувати можливості комп'ютерних систем у генерації природної мови, але спроби були обмеженими з точки зору наявних на той час обчислювальних можливостей. Тільки починаючи з проміжку 1990-2000-х років з'явилися перші прототипи сучасних Large Language Models, а саме Hidden Markov Models [6]. Hidden Markov Models дозволяли обробляти більше даних, але мали низьку точність результатів. Лише з появою нейронних мереж та напрямку deep learning у 2010-х роках, LLM почали швидко прогресувати в точності результатів. Моделі, які базувалися на рекурентних нейронних мережах (RNN) та LSTM (Long Short-Term Memory), почали надавати значно кращі результати у генерації природної мови. Найбільш відомі LLM базуються на архітектурі трансформерів. Архітектура трансформерів – це тип нейронної мережі, яка була розроблена у 2017 році Google та спеціалізується на обробці послідовних даних, таких як текст, мова або звук [5]. У 2018 році компанія OpenAI представила першу версію своєї моделі – GPT (Generative Pre-trained Transformer). Це був значний прогрес у можливостях генерації мови методами штучного інтелекту, оскільки GPT використовувала великі набори даних для свого попереднього. Загалом, на 2024 рік розвиток LLM знаходиться в свої початковій стадії як технології штучного інтелекту, тому у цій сфері слід чекати нових та більш ефективних інтелектуальних систем на базі LLM, що надасть можливості до більш ефективної автоматизації багатьох сфер, в тому числі фінансової.

Основна ідея архітектури типу трансформерів в LLM полягає в тому, щоб дозволити моделі оброблювати всі елементи вхідних даних одночасно, замість того, щоб обробляти їх послідовно. Побудова Large Language Models (LLM) є складним процесом, який включає наступні основні етапи:

1. Збір та підготовка даних шляхом unsupervised learning. На цьому етапі збираються великі обсяги готових текстових даних з джерел на яких потрібно навчити модель. Додатково після збору текстових даних, ці дані попередньо оброблюються через токенизацію, а також очищення від зайвих текстових сполук які можуть зменшувати суть передачі інформації.

2. Вибір архітектури моделі. На цьому етапі розробники обирають архітектуру моделі. Сучасні LLM, такі як GPT (Generative Pre-trained Transformer), використовують трансформерну архітектуру з механізмами уваги. Також слід наголосити, що Large Language Models можуть мати різні типи архітектур, які відрізняються за способом обробки вхідних та генерації вихідних даних.

Основні їх типи:

- **Encoder – only models** – моделі складаються лише з енкодера, який приймає на вхід послідовності даних та кодує їх у внутрішнє представлення, яке потім може використовуватися для різних завдань, таких як класифікація або генерація. Прикладом такої моделі є BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers);

- **Decoder – only models** – ці моделі складаються лише з декодера, який використовується для генерації послідовностей даних з внутрішнього представлення. Таку архітектуру також ще називають "sequence – to – sequence" (seq2seq), де вхідний текст конвертується в вихідний текст (рис. 1). Це може бути корисно для завдань генерації тексту, таких як машинний переклад або генерація відповідей у чат – ботах. Прикладом є GPT (Generative Pre – trained Transformer);

- **Encoder – decoder models** – моделі мають як енкодер так і декодер, які працюють разом для перетворення вхідних даних у внутрішнє представлення та генерації вихідних даних відповідно. Вони часто використовуються для завдань, які вимагають відповіді або генерації послідовностей з вхідних даних, таких як машинний переклад, або генерація тексту зображень.

3. **Побудова моделі.** На цьому етапі дані які були зібрані та підготовлені надходять в якості навчальних даних у модель, і модель починає навчатися генерувати текст. Додатково може відбуватися налаштування моделі на конкретні задачі або домен, цей процес називається fine-tuning.

4. **Перевірка точності моделі.** Після завершення етапу побудови моделі проводиться її оцінка на продуктивність. Це може включати декілька етапів, у більшості це тестування на валідаційному та тестовому наборах даних, а також аналіз згенерованого тексту на предмет точності, розуміння та логічності.

5. **Оптимізація та налаштування.** При умові якщо етап перевірки моделі отримав недоліки у точності моделі, починається пошук для оптимізації моделі, серед основних можливостей оптимізації слід виділити:

- підбір гіперпараметрів;
- покращення швидкості роботи відгуку моделі;
- оптимізація обчислювальних потужностей моделі.

Тому, ґрунтуючись на визначених характеристиках LLMs можна запропонувати основні задачі для їх використання в фінансовій сфері, а саме:

- **Аналіз наданих клієнтом документів.** Завдяки мультимодальній обробці даних, модель можна використовувати в якості інструменту в банківських системах, а саме:

- о *Аналізувати текстові та інші форми даних у документах (OCR);*

- о *Розпізнавання та класифікація типів документів для подальшої обробки (наприклад, паспортів, договорів, рахунки тощо);*

- о *Переклад іноземних документів.* При умові коли документи представлені на іноземній мові, модель може використовувати машинний переклад для зручності аналізу та розуміння;

- о *Вилучення інформації з фінансових договорів.* Модель можливо використовувати для автоматизації процесів перевірки договорів, визначення умов і здійснення необхідних операцій без ручної обробки.

- о *Інтеграція в банківські фронт-системи.* Модель можливо використовувати у оптимізації ряду процесів в фронт-системах, такі як верифікація клієнтів, обробка документів для внесення змін у систему.

- **Відстеження підозрілих транзакцій.** Для зменшення фінансових ризиків, а також помилок людського фактору під час моніторингу платежів можливо використовувати LLM моделі як інструмент для відстеження підозрілих транзакцій, наприклад:

- о *Перевірка контрагентів з санкційними списками.* Імплементация моделі в перевірку ідентифікаторів осіб, компаній та організацій надасть можливості визначати належність сторін до санкційних списків.

- о *Виявлення підозрілих активностей клієнтів.* При умові що в навчальних наборах тренувальних даних моделі будуть зразки методик шахрайських поведінок, модель можна навчити виявляти не типові обсяги транзакцій, надмірну частоту переказів, або інших аномалій під час відправки платежів.

- **Системи інформаційної підтримки користувачів та співробітників.** Фінансові установи володіють та зберігають великий масив різноструктурованої інформації, зокрема клієнтської, операційної, аналітичної. Ця інформація може

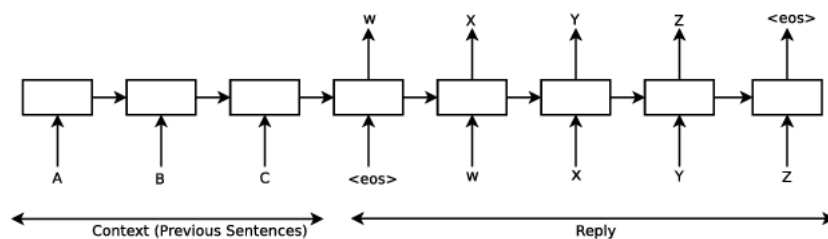


Рис. 1. Приклад seq2seq архітектури в роботі LLM

Джерело: [4]

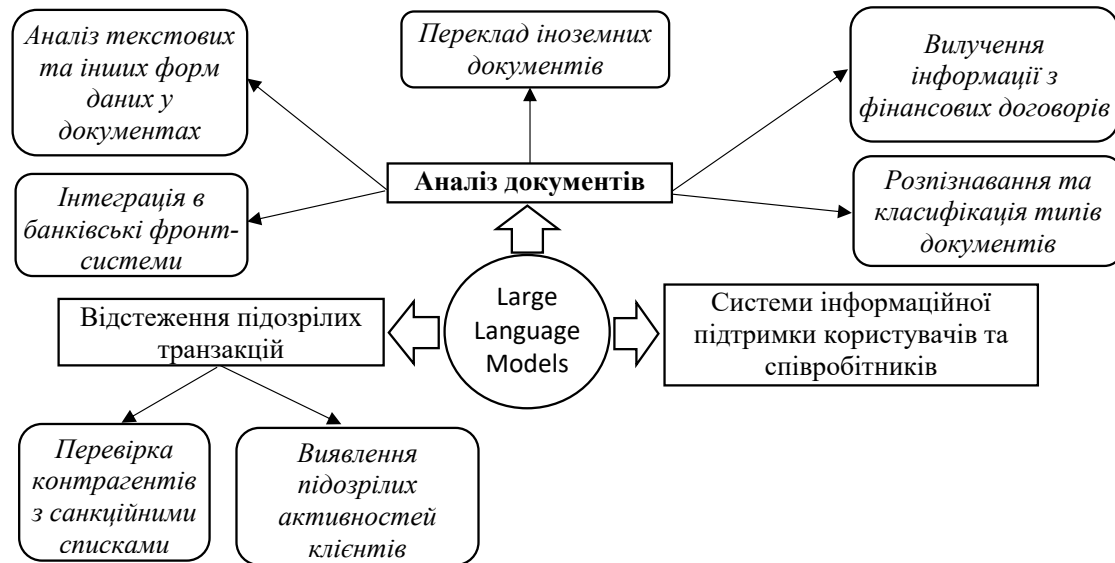


Рис. 2. Концептуальна архітектура впровадження LLM в фінансову установу

Джерело: сформовано автором

зберігатися у різних форматах даних, а саме текстовий, аудіо, відео та формати зображень. У такому випадку використовуючи великі мовні моделі (LLMs), тому можна створювати системи підтримки клієнтів та співробітників, де буде можливість отримати необхідну конкретизовану інформацію без тривалого їх пошуку, ввівши потрібний пошуковий запит, а саме:

Тому, враховуючи викладений матеріал, можна зробити наступні висновки, що при імplementації LLMs можливо отримати універсальний інструмент автоматизації різних фінансових сфер, маючи ядром підготовлену мовну модель, та відгалуження у вигляді модулів які будуть виконувати конкретний етап автоматизації (рис. 2).

Аналізуючи характеристики та способи використання LLMs можна виділити наступні основні переваги у використанні їх в фінансовому секторі:

- **Економія часу та ресурсів:** LLMs може автоматизувати низку завдань, пов'язаних із пошуком та удосконаленням інформації, звільняючи час співробітників для більш стратегічної роботи.
- **Підвищення точності:** LLMs може допомогти зменшити ризик людського фактору, забезпечуючи точне та послідовне розуміння інформації.
- **Покращення ефективності:** LLMs надає можливість для прийняття кращих та швидших управлінських рішень за рахунок надання їм оперативного доступу до необхідної інформації.
- **Підвищення продуктивності:** LLMs може допомогти співробітникам бути більш продуктивними за рахунок автоматизації завдань та надання їм необхідної інформації в потрібний час.

Висновки. Впровадження інструментів та систем, що автоматизують процеси, може значно зменшити операційне навантаження на фінансові установи. Саме тому, Large Language Models (LLMs) стають цінним інструментом для фінан-

сової сфери: по-перше – це може забезпечити економію часу та ресурсів, оскільки LLMs можуть автоматизувати багато рутинних операційних завдань; по-друге, використання LLMs допоможе підвищити точність обробки інформації та знизити ризик людського фактору; по-третє, це збільшить ефективність роботи фінансових установ через оперативний доступ до необхідної інформації.

Окрім вище перелічених переваг, впровадження систем на базі LLM у фінансове середовище може мати й інші позитивні наслідки: зниження ризиків (LLMs можуть допомогти краще відстежувати підозрілі транзакції та запобігати шахрайству); підвищення прозорості (LLMs можуть надати можливості для кращого розуміння клієнтів та їхніх потреб) та покращення комплаєнсу (LLMs можуть допомогти фінансовим установам краще відповідати регуляторним вимогам).

Бібліографічний список:

1. Matviychuk A. Bankruptcy prediction in transformational economy: discriminant and fuzzy logic approaches. *Fuzzy Economic Review*. 2009. No. XV(1). P. 21–38. URL: <https://www.researchgate.net/publication/46529692> (дата звернення: 10.05.2024).
2. Інформаційні управляючі системи та технології: монографія / За ред. Устенко С. В. Київ : КНЕУ, 2019. 419 с.
3. Kaminsky A.B. Credit bureau benchmarking as a tool for estimation of bank's position at the market. *Вісник Київського національного університету імені Тараса Шевченка. Серія «Економіка»*. 2015. Випуск 1 (166). 130 с.
4. Vinyals O. A Neural Conversational Model. ICML. 2017. URL: <https://arxiv.org/pdf/1506.05869.pdf> (дата звернення: 13.05.2024).
5. Attention Is All You Need. *Advances in Neural Information Processing Systems* 30. 2017. URL: <https://arxiv.org/pdf/1706.03762.pdf> (дата звернення: 13.05.2024).
6. Guy L.K. History and Theoretical Basics of Hidden Markov Models. *intechopen*. 2011. URL: <https://www.intechopen.com/chapters/15369> (дата звернення: 09.05.2024).

References:

1. Matviychuk A. (2009) Bankruptcy prediction in transformational economy: discriminant and fuzzy logic approaches. *Fuzzy Economic Review*, no. XV(1), pp. 21–38. Available at: <https://www.researchgate.net/publication/46529692> (accessed May 10, 2024).
2. Ustenko S. V. (eds.) (2019) Information management systems and technologies: monography. Kyiv: KNEU. 419 p.
3. Kaminsky A. B. (2015) Credit bureau benchmarking as a tool for estimation of bank's position at the market. *Bulletin of Taras Shevchenko Kyiv National University. "Economy" series*, issue 1 (166), 130 p.
4. Vinyals O. A. (2017) Neural Conversational Model. *ICML*. Available at: <https://arxiv.org/pdf/1506.05869.pdf> (accessed May 13, 2024).
5. Vaswani A., Shazeer N., Parmar N. (2017) Attention Is All You Need. *Advances in Neural Information Processing Systems* 30. Available at: <https://arxiv.org/pdf/1706.03762.pdf> (accessed May 13, 2024).
6. Guy L. K. (2011) History and Theoretical Basics of Hidden Markov Models. *intechopen*. Available at: <https://www.intechopen.com/chapters/15369> (accessed May 9, 2024).