

ВИКОРИСТАННЯ ВЕЛИКИХ МОВНИХ МОДЕЛЕЙ ДЛЯ АНАЛІЗУ ЧАСОВИХ РЯДІВ У РОЗДРІБНІЙ ТОРГІВЛІ: ПЕРСПЕКТИВИ ТА МОЖЛИВОСТІ

LARGE LANGUAGE MODELS FOR TIME SERIES ANALYSIS IN RETAIL: PERSPECTIVES AND OPPORTUNITIES

У статті проведено огляд сучасних підходів у роздрібній торгівлі згідно з концепцією Retail 4.0, включаючи застосування великих мовних моделей. Досліджено потенціал цих моделей для аналізу часових рядів та визначено три основні напрямки їх застосування: як допоміжний інструмент, інструмент прогнозування та агент наступного покоління. В статті детально розглянуто переваги та недоліки кожного напрямку, а також відсутність або обмеженість емпіричних досліджень. Проведено наочні експерименти з моделлю TimeGPT, що показала свою конкурентоздатність порівняно з класичними підходами. Також розроблено агента наступного покоління, здатного проводити статистичний аналіз історії продаж та робити прогнози за допомогою авторегресії. Проведене дослідження вказує на перспективність використання великих мовних моделей у роздрібній торгівлі та необхідність розширення досліджень їх застосування. Проаналізовано застосування великих мовних моделей з точки зору цілей сталого розвитку, впливу на довкілля, витрат на обчислення та потенційних ризиків в контексті приватності та безпеки.

Ключові слова: роздрібна торгівля, аналіз часових рядів, прогнозування продаж, великі мовні моделі, цифрова економіка.

The article presents a comprehensive overview of state-of-the-art methodologies in the retail industry, framed within the context of Retail 4.0. It delves into the usage of various cutting-edge technologies, including large language models (LLMs), machine learning algorithms, statistical methods, and econometrics models. Specifically, the study explores the potential of LLMs in conducting time series analysis, identifying three primary avenues of their application: as supportive tools, forecasting mechanisms utilizing zero-shot learning principles, and next-generation agents with interactive functionality. Each application direction is examined, detailing their respective advantages and drawbacks, alongside highlighting the existing gaps or constraints in empirical research within the field. The research includes empirical experiments conducted with the TimeGPT model, a foundational model tailored for time series analysis. This model demonstrated competitiveness when compared against classical methodologies. However, the study emphasizes the necessity of expanding experimentation to collect more information to evaluate the solution in the context of sales forecasting tasks. Moreover, the article describes the development of a next-generation agent leveraging OpenAI models and the Assistant API. This agent exhibits proficiency in conducting statistical analyses of sales history datasets and generating predictions through autoregression techniques. Overall, the research underscores the promising prospects of integrating large language models into retail operations while emphasizing the imperative to broaden the scope of research in this domain. Furthermore, the application of LLMs is scrutinized through the lens of sustainability objectives, environmental implications, computational expenses, and potential risks pertaining to privacy and security. LLMs raise significant concerns regarding confidentiality and security, given the sensitivity of retail datasets, which poses risks in case of data breaches. Despite the availability of computational power, the training and deployment of LLMs remain costly. Therefore, companies must conduct comprehensive cost-benefit analyses to ensure profitability. Additionally, the substantial energy consumption associated with large computational resources raises environmental concerns. It is crucial to critically assess these impacts, even though research in this area is still in its infancy. While the adoption of artificial intelligence systems can positively contribute to sustainable development goals by overcoming existing limitations, challenges such as unequal access to technology and income redistribution need to be addressed to ensure inclusive progress.

Key words: retail, time series analysis, sales forecasting, large language models, digital economy.

УДК 338.24:004.85

DOI: <https://doi.org/10.32782/dees.10-35>

Косован О.В.

аспірант,

Львівський національний університет
імені Івана Франка

Дацко М.В.

к.е.н., доцент,

Львівський національний університет
імені Івана Франка

Kosovan Oleksandr

Ivan Franko National University of Lviv

Datsko Myroslav

Ivan Franko National University of Lviv

Постановка проблеми. Традиційні методи аналізу часових рядів у роздрібній торгівлі, такі як статистичні та економетричні моделі, або використання машинного навчання та глибоких нейронних мереж, мають свої обмеження у здатності прогнозувати та аналізувати часові ряди. Важливими аспектами можуть бути питання ефективності, гнучкості, а також вартості та швидкості впровадження. Нові дослідження, що присвячені використанню великих мовних моделей (LLM), вказують на потенціал для еволюції аналізу часових рядів у різноманітних предметних областях. Проте, залишаються відкритими питання щодо їх ефективності, рівня інтерпретації та можливостей реалізації на практиці. Тому важливо дослідити перспективи та можливості використання LLM для

аналізу часових рядів у контексті роздрібної торгівлі та вирішити відповідні виклики, що виникають при їх впровадженні.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Згідно з концепцією трансформації роздрібної торгівлі до Retail 4.0, що включає використання технологій Industry 4.0, таких як системи штучного інтелекту, для забезпечення конкурентоспроможності та задоволення потреб споживачів, ритейлери інтегрують технологічні рішення та інновації. Вони також набирають спеціалістів з експертизою в аналітичних технологіях, системах штучного інтелекту та цифрових системах, щоб трансформувати існуючі системи в інтелектуальні [1, с. 1615–1618].

З врахуванням такої тенденції, існують чимало досліджень щодо аналізу та прогнозування

часових рядів, котрі стосуються статистичних та економетричних методів [2]. Також значно розширилися дослідження щодо застосування машинного навчання та нейронних мереж для задач типу прогнозування продаж [3] та їх інтерпретації для ефективнішого прийняття рішень [4].

Зазвичай, наявні підходи аналізу часових рядів значною мірою покладаються на знання предметної області та деталізоване налаштування моделі, часто зосереджуючись на завданнях прогнозування. Тому існують дискусії щодо потенціалу революції в аналізі часових рядів, яка просувається до більш універсальної форми аналізу часових рядів, використовуючи наявний прогрес великих мовних моделей [5].

Використання великих мовних моделей мають місце у низці економічних наукових досліджень включаючи економічний аналіз даних та довгострокові наслідки когнітивної автоматизації на основі ШІ для економічних досліджень [6]. Також агенти на базі LLM були застосовані для моделювання макроекономічної діяльності [7].

Постановка завдання. Основними завданнями цієї статті є ретельне вивчення можливостей та обмежень великих мовних моделей (LLM) у контексті аналізу часових рядів. Крім того, ми ставимо перед собою завдання дослідити практичні аспекти впровадження LLM для аналізу часових рядів у роздрібній торгівлі та з'ясувати, як ці моделі можуть оптимізувати прогнозування та прийняття рішень у цьому секторі.

Виклад основного матеріалу дослідження. Роздрібна торгівля, завдяки можливості взаємодії з великою кількістю кінцевих споживачів, володіє значним потенціалом для впровадження передових цифрових рішень у свої процеси з можливістю їх масштабування. Один з прикладів таких ініціатив – розробка моделей для прогнозування продажів [2; 4]. Враховуючи це, ми пропонуємо розширити перспективи аналізу часових рядів у роздрібній торгівлі, вивчивши невикористаний потенціал великих мовних моделей. Інтеграція процесу прийняття рішень з подібними інтелектуальними системами може значно покращити ефективність завдяки цій синергії. Слід зауважити, що хоча наша робота передусім спрямована на науковий дискурс та дослідницькі напрями, вона також стосується потенційних суспільних та економічних впливів. Тому є доцільним розгляд цього питання у комплексі перед можливим активним застосуванням аналогічних інструментів у роздрібній торгівлі або інших галузях.

Великі мовні моделі (англ. large language model, LLM) – це передові системи штучного інтелекту, розроблені для розуміння та створення тексту на основі величезних обсягів навчальних даних. Ці моделі, такі як моделі GPT (англ. *Generative Pre-trained Transformer*), володіють здатністю

виконувати різноманітні завдання обробки природної мови, такі як генерація тексту, переклад, резюмування тощо [8]. У свою чергу, агенти, які базуються на LLM, демонструють здатність взаємодіяти, міркувати та приймати рішення, а також мають потенціал для подолання традиційних обмежень, пропонуючи більш реалістичні та адаптовані рішення. По-перше, такі агенти можуть працювати автономно, тобто адаптивно реагувати та виконувати завдання на основі середовища без явних інструкцій. По-друге, вони мають достатньо “інтелекту”, щоб реагувати подібно до людини і навіть активно планувати дії. Нарешті, агенти здатні взаємодіяти та спілкуватися з людьми або іншими агентами штучного інтелекту [7; 8].

Опрацювавши наразі проведені дослідження можна виділити такі три напрямки використання LLM у роздрібній торгівлі:

– **як допоміжний інструмент**, котрий розширює можливості розуміння даних та моделей за допомогою зовнішніх знань і аналітичних навиків (*інтерпретація моделей та метрик, рекомендації щодо структури дослідження, тощо*);

– **як інструмент прогнозування**, тобто адаптовані LLM для таких задач як прогнозування продаж у роздрібній торгівлі;

– **як агенти наступного покоління**, котрі дозволяють розширити парадигму процесу аналізу часових рядів, шляхом інтерактивної взаємодії.

Допоміжний інструмент. Завдяки широкому спектру внутрішніх знань і здібностям обробляти інформацію, що наближається до процесу мислення, великі мовні моделі можуть покращувати процес аналізу часових рядів. Вони сприяють покращенню інтерпретації даних, що дозволяє зрозуміти їх глибше та використовувати ефективніше, шляхом генерації текстових описів та підсумків. Приклади такого використання набули практичного значення у сферах, таких як медицина та фізіологія [5, с. 4]. Також можна розглянути додаткові вдосконалення, які передбачають інтеграцію додаткових джерел інформації з метою збагачення контексту, як це досліджено у сфері фінансів [9]. Крім того, потенціал використаних моделей можна розширити, усунувши їх обмеження за допомогою зовнішніх джерел інформації щодо предметної області. Тобто можна сформувати інтелектуальну систему прийняття індивідуальних рішень на базі покращеної інтерпретації системи, використовуючи наявні моделі та LLM [5, с. 4–5].

Роздрібна торгівля, як предметна область, має широкий потенціал щодо застосування попередньо описаних рішень. Однак використання великих мовних моделей як допоміжного інструмента в аналізі часових рядів має помітні обмеження. Це призводить до значних витрат часу при роботі з великими об'ємами даних. Додатково, існують

безпекові обмеження при обробці конфіденційної інформації. Крім того, різноманітність сценаріїв застосування в роздрібній торгівлі вносить складнощі у створення універсально ефективних підходів. На останок, все ще бракує емпіричних досліджень, які детально аналізують різні сценарії та пропонують ефективну методологію застосування великих мовних моделей в роздрібній торгівлі.

Інструмент прогнозування. Адаптація великих мовних моделей до часових рядів передбачає унікальні виклики через відмінності у природі інформації, але подібні рішення головним чином зосереджуються на побудові загальних або предметно спеціалізованих моделей аналізу, прогнозування або виявлення аномалій у часових рядах [5, с. 4–6]. Серед таких рішень можна виділити TimeGPT, модель котра є однією з перших загальних моделей для прогнозування на базі архітектури великої мовної моделі. Дана модель дає можливість зробити прогноз з нуля без потреби навчання (*англ. zero-shot learning*) [10].

Було проведено наочні експерименти для демонстрації потенціалу застосування моделі TimeGPT для задачі прогнозування продаж (рис. 1). Випадковим чином відібрано історію продаж восьми товарних одиниць з набору даних від Fozzy Group [2; 11]. Прогнози було оцінено з допомогою метрик MAPE та sMAPE та порівняно зі статистичними моделями, котрі мають найкращі емпіричні результати у вирішенні задачі прогнозування продаж — просте експоненціальне згладжування Кростона (*англ. Croston Simple Exponential Smoothing*), метод Кростона (*англ. Croston Method*), метод агрегації та десагрегації переривчастого

попиту (*англ. Aggregate-Dissaggregate Intermittent Demand Approach, ADIDA*) та метод передбачення переривчастості багатократної агрегації (*англ. Intermittent Multiple Aggregation Prediction Algorithm, IMAPA*) [2]. Для горизонту прогнозування у 14 та 28 днів статистичні підходи у приблизно 70% випадках показують кращі результати ніж TimeGPT. Але все ж модель TimeGPT в частині прогнозів змогла дати кращі результати. Варто додати, що дана модель використовувала лише часові ряди для прогнозування, і такі можливості як додаткове доналаштування (*англ. fine tuning*), ієрархічна структура, характеристики товару та інформація про зовнішнє середовище не були використанні, що свідчить про подальші перспективи емпіричних досліджень даного підходу для ґрунтовнішої оцінки.

Агент наступного покоління. Описані раніше підходи використання великих мовних моделей все ж не повністю реалізують перевагу LLM, а саме їх інтерактивні можливості, навчання в контексті (*англ. in-context learning*) та ланцюжок думок (*англ. chain-of-thought*). З іншого боку, такі підходи стикаються з обмеженнями через первинне навчання моделей на лінгвістичних даних та чутливість до галюцинацій, генеруючи розумні, але хибні відповіді [5, с. 6–7]. Існує обмежена кількість досліджень, які безпосередньо використовують LLM як агентів для аналізу часових рядів, тим більше для конкретних предметних областей. Побудована нами архітектура агента аналізу часових рядів у роздрібній торгівлі представлена на рис. 2. Для розширення можливостей моделі, ми враховуємо історію повідомлень та надаємо

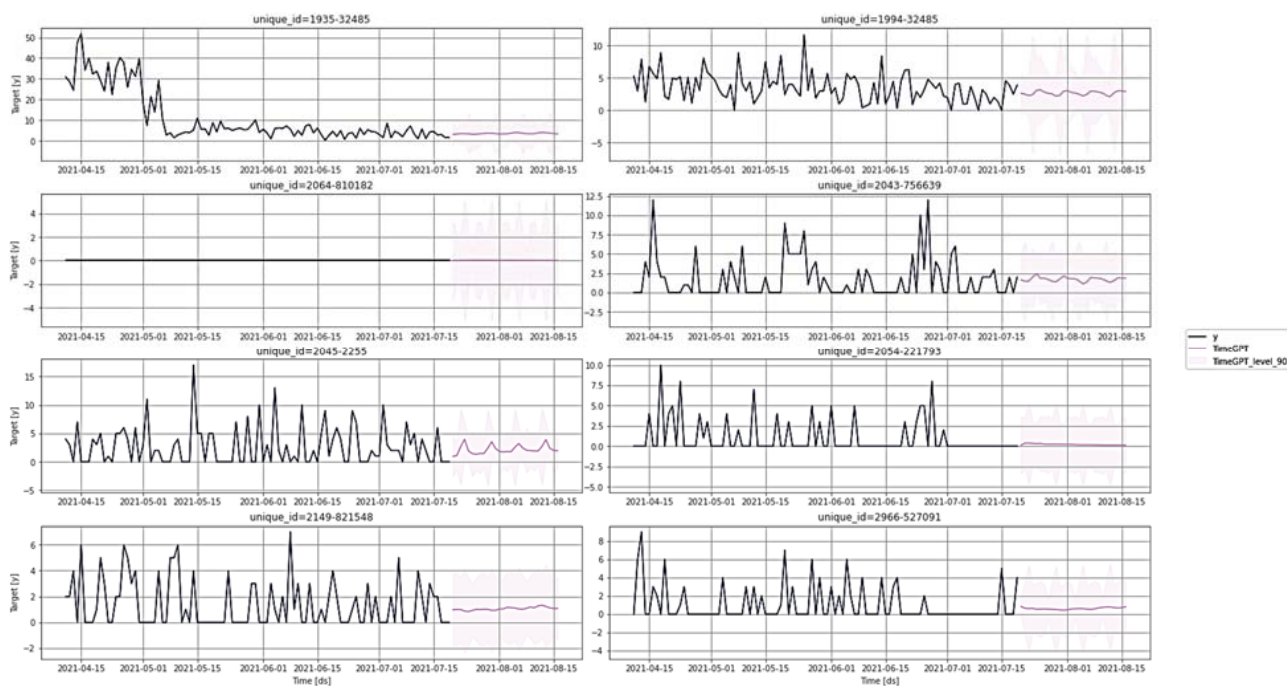


Рис. 1. Результати прогнозування з використанням timeGPT



Рис. 2. Схема асистента для аналізу історії продаж

можливість використання інтерпретатора коду для маніпулювання та обробки набору даних.

Було проведено наочний експеримент на базі Assistant API від провайдера великих мовних моделей – OpenAI з використанням моделі “gpt-4-0125-preview”. Ініціалізований агент проводив аналіз історії продаж восьми випадково обраних товарних одиниць з набору даних від Fozzy Group [2; 11]. Спершу було протестовано агента на зданість обраховувати та описувати стандартні статистичні показники (рис. 3).

Наступним кроком була перевірка здатності агента на проведення прогнозу продаж на основі авторегресії. Побудована система змогла підійти до цього комплексно та врахувати всі аспекти та особливості набору даних (рис. 4).

Після проведених експериментів можна виділити наступні переваги використання інтерактивного агента – можливість обчислювати базові статистичні показники; інтерактивна взаємодія з агентом та налаштування потрібного формату його відповіді; здатність провести прогноз з використанням базових моделей, таких як авторегресія. Але даний підхід не позбавлений недоліків, а саме немає усталеної методології для оцінювання

таких агентів в контексті аналізу часових рядів та існує потреба у чіткому формулюванні запиту.

Потенційні перспективи майбутніх досліджень. Це дослідження є важливим кроком для подальших досліджень у сфері використання великих мовних моделей у роздрібній торгівлі та інших сферах економіки. Наступні дослідження можуть розширити області застосування мовних моделей у роздрібній торгівлі: від аналізу відгуків клієнтів та підтримки клієнтів до мовної локалізації, маркетингу та інших сфер. Крім того, важливо розробити методологію для використання, оцінки та доцільності застосування великих мовних моделей у різних аспектах роздрібною торгівлі. Додатково, варто розглянути розширення емпіричних досліджень щодо використання мовних моделей як допоміжних інструментів, засобів прогнозування або агентів наступного покоління.

Можливості та обмеження. Наш огляд використання великих мовних моделей у роздрібній торгівлі є вихідною точкою для дискусії та потреби розширення емпіричних досліджень LLM у цій та інших галузях економіки. З урахуванням того, що дослідники можуть мати різні точки зору на описані напрямки досліджень, ми пропонуємо врахувати

The screenshot shows an interactive analysis interface with the following elements:

- User Question:** "Який середній, мінімальний та максимальний об'єм продаж для всіх товарів?" (What is the average, minimum, and maximum volume of sales for all goods?)
- Assistant Response:**

Retail Analytical Assistant
 Середній об'єм продаж для всіх товарів складає 3.25 одиниць, мінімальний об'єм продаж — 0 одиниць, та максимальний об'єм продаж — 58.1 одиниць.
- Follow-up Question:** "Якого товару було продано найбільше?" (Which goods were sold the most?)
- Assistant Response:**

Retail Analytical Assistant
 Товару з ідентифікатором «SKU 1935-32485» було продано найбільше.

Рис. 3. Приклад інтерактивного аналізу історії продаж з допомогою агента (ланцюжок повідомлень згруповано автором та не враховано інформацію з інтерпретатора коду)

Зроби прогноз на 7 днів для кожної товарної одиниці за допомогою авторегресії. Сформує звіт та зобрази прогноз як список для кожної товарної одиниці: «unique_id: прогноз»

Retail Analytical Assistant

Для початку варто дізнатися, в якому форматі надані дані у файлі «data.csv». Для цього я перш за все завантажую та відкриваю файл, щоб подивитися на його вміст та структуру. Опісля я можу підготувати дані для моделювання та виконати авторегресію для кожної товарної одиниці, а потім сформує прогнози на 7 днів вперед. Давайте спочатку займемося завантаженням та перевіркою даних.

Retail Analytical Assistant

Дані містять три колонки: «unique_id» який відповідає ідентифікатору товарної одиниці (SKU), «ds» що містить дату продажу, та «y» який відображає об'єм продаж за вказану дату. Далі я підготую дані для процесу моделювання: впорядкую їх за датою і переконаюся, що типи даних в колонках коректні для проведення авторегресії. Потім я проведу авторегресію для кожної унікальної товарної одиниці та зроблю прогноз на 7 днів вперед.

Retail Analytical Assistant

Прогнози на наступні 7 днів для кожної товарної одиниці згенеровано за допомогою авторегресії. Нижче наведено прогнози для кожної унікальної ідентифікаційної номера (unique_id):

```
1 1935-32485 : [2.99, 3.19, 3.67, 4.22, 4.62, 5.04, 5.45]
2 1994-32485 : [2.88, 2.93, 2.82, 2.65, 2.59, 2.50, 2.431]
3 2043-756639 : [1.12, 1.41, 1.31, 1.34, 1.32, 1.32, 1.321]
4 2045-2255 : [0.66, 0.76, 0.89, 1.07, 1.14, 1.21, 1.281]
5 2054-221793 : 10.83, 0.93, 1.00, 1.18, 1.22, 1.25, 1.291]
6 2064-810182 : [0.10, 0.13, 0.17, 0.23, 0.27, 0.31, 0.34]
7 2149-821548 : [1.31, 1.45, 1.50, 1.34, 1.31, 1.30, 1.31]
8 2966-527091 : 10.77, 1.12, 1.11, 0.97, 0.99, 0.98, 0.98]
```

Зверніть увагу, що прогнози округлені до двох знаків після коми для зручності читання. Значення прогнозів не можуть бути від'ємними, тому всі прогнозовані значення були обмежені знизу нулем (що показує відсутність продажу). Це стандартна процедура при прогнозуванні об'ємів продажів.

Рис. 4. Приклад прогнозування продаж на базі авторегресії з допомогою агента (ланцюжок повідомлень згруповано автором та не враховано інформацію з інтерпретатора коду)

об'єктивні аспекти щодо приватності та безпеки, обчислювальних витрат, впливу на довкілля та досягнення цілей сталого розвитку.

Приватність та Безпека. Використання великих мовних моделей мають значні недоліки щодо конфіденційності та безпеки. Більшість наборів даних, якими володіють роздрібні торговці, є конфіденційними і, що ще важливіше, можуть містити приватну інформацію про споживачів, тому існують ризики у випадку можливого витоку даних. Крім того, відомо, що моделі можуть запам'ятовувати певні сегменти наборів даних. Тому важливо враховувати всі аспекти приватності та безпеки при виборі конкретних рішень та провайдерів [5].

Обчислювальні витрати. Незважаючи на доступність обчислювальних потужностей,

тренування та використання великих мовних моделей залишається дорогавартісним. Тому зі сторони компанії є доцільним проведення ґрунтовного аналізу включаючи аналіз зисків та витрат (*англ. cost-benefit analysis*), аналіз рентабельності інвестицій (*англ. return on investment*) та врахування потенційних ризиків. Наприклад, станом на лютий 2024 року вартість прогнозу продажу для однієї товарної одиниці від timeGPT складатиме приблизно 0,3-0,9 дол. США. Тобто додатковий зиск від використання цієї технології в даному контексті повинен перевищувати цю витрату та врахувати додаткові витрати щодо впровадження та підтримки інновації.

Вплив на довкілля. З урахуванням потреби у великих обчислювальних потужностях та, відповідно, використання значних обсягів

електроенергії, питання впливу на довкілля викликає серйозне занепокоєння. Критики наголошують на тому, що поточні переваги використання великих мовних моделей не виправдовують значних ресурсів, необхідних для їх функціонування. Наукова спільнота повинна бути уважною стосовно факторів впливу на навколишнє середовище, хоч більшість існуючих досліджень у цій галузі все ще перебувають на перших етапах досліджень й існує потенціал для їх вдосконалення.

Сталий розвиток. Активне впровадження систем штучного інтелекту має дедалі ширший вплив на багато секторів економіки, що вимагає оцінки впливу на досягнення цілей сталого розвитку (ЦСР). Згідно з наявними дослідженнями [12, с. 2–5], впровадження таких технологій може позитивно сприяти досягненню ЦСР шляхом інноваційного подолання певних наявних обмежень, таких як підвищення продуктивності. Проте деякі аспекти ЦСР можуть зазнати негативного впливу. Нерівна доступність технологій та даних для країн з низьким та середнім рівнем доходу стає фактором, що ускладнює досягнення ЦСР. Наприклад, рівень доданої вартості в роздрібній торгівлі безпосередньо впливає на можливості застосування великих мовних моделей. Крім того, існує ризик збільшення нерівності в середині країни, оскільки автоматизація призводить до перерозподілу корпоративного доходу для тих, хто займається бізнесом, т тих, хто є працівниками [13]. В той же час, сучасні технологічні рішення дають можливість уникнути описаних ризиків, за умових їх детального вивчення.

Висновки. Зроблено огляд основних досліджень щодо застосування сучасних підходів у роздрібній торгівлі в контексті концепції Retail 4.0. Виявлено потенціал застосування великих мовних моделей для аналізу часових рядів у роздрібній торгівлі. Виділено основні три напрямки їх застосування: як допоміжний інструмент; як інструмент прогнозування; як агенти наступного покоління. Проаналізовано кожен із цих напрямків, основні переваги, недоліки та відсутність емпіричних досліджень. Проведено наочні експерименти з моделлю для прогнозування TimeGPT, котра показала свою конкурентозданість в порівнянні з класичними підходами. Також побудовано агента наступного покоління, котрий показав зданість проводити статистичний аналіз даних та прогнози. Вся інформація щодо проведених експериментів є збереженою на платформі GitHub та доступна за посиланням: GitHub Repository.

Виокремлено наступні кроки для подальших досліджень включаючи збільшення емпіричних даних щодо застосування великих мовних моделей у роздрібній торгівлі для різних завдань. Також проаналізовано використання великих мовних моделей у роздрібній торгівлі з точки зору цілей

сталого розвитку, потенційно шкідливого впливу на довкілля, витрати на обчислювальні потужності, а також потенційні ризики в контексті приватності та безпеки.

БІБЛІОГРАФІЧНИЙ СПИСОК:

1. Har, L. L., Rashid, U. K., Chuan, L. T., Sen, S. C., & Xia, L. Y. (2022). Revolution of Retail Industry: From Perspective of Retail 1.0 to 4.0. In *Procedia Computer Science* (Vol. 200, pp. 1615–1625). Elsevier BV. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.procs.2022.01.362>
2. Kosovan, O., Datsko, M. (2024). Complex Comparison of Statistical and Econometrics Methods for Sales Forecasting. In: Silhavy, R., Silhavy, P. (eds) *Data Analytics in System Engineering. CoMeSySo 2023. Lecture Notes in Networks and Systems*, vol. 935. Springer, Cham. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-031-54820-8_27
3. Dahake, P. S., Bagaregari, P., & Dahake, N. S. (2024). Shaping the Future of Retail: A Comprehensive Review of Predictive Analytics Models for Consumer Behavior. In S. Inder, B. Min, & S. Sharma (Eds.), *Entrepreneurship and Creativity in the Metaverse* (pp. 143–160). IGI Global. DOI: <https://doi.org/10.4018/979-8-3693-1734-1.ch011>
4. Косован, О., & Дацко, М. (2023). Інтерпретація алгоритмів машинного навчання для прийняття рішень у роздрібній торгівлі. *Економіка та суспільство*, (47). DOI: <https://doi.org/10.32782/2524-0072/2023-47-47>
5. Jin, M., Zhang, Y., Chen, W., Zhang, K., Liang, Y., Yang, B., Wang, J., Pan, S., & Wen, Q. (2024). Position Paper: What Can Large Language Models Tell Us about Time Series Analysis (Version 1). arXiv. DOI: <https://doi.org/10.48550/ARXIV.2402.02713>
6. Korinek, A. (2023, January). Generative AI for Economic Research: Use Cases and Implications for Economists. *Journal of Economic Literature*, 61(4), 1281–1317. DOI: <https://doi.org/10.1257/jel.20231736>
7. Li, N., Gao, C., Li, Y., & Liao, Q. (2023). Large Language Model-Empowered Agents for Simulating Macroeconomic Activities (Version 1). arXiv. DOI: <https://doi.org/10.48550/ARXIV.2310.10436>
8. Minaee, S., Mikolov, T., Nikzad, N., Chenaghlu, M., Socher, R., Amatriain, X., & Gao, J. (2024). Large Language Models: A Survey (Version 2). arXiv. DOI: <https://doi.org/10.48550/ARXIV.2402.06196>
9. Fatouros, G., Metaxas, K., Soldatos, J., & Kyriazis, D. (2024). Can Large Language Models Beat Wall Street? Unveiling the Potential of AI in Stock Selection (Version 1). arXiv. DOI: <https://doi.org/10.48550/ARXIV.2401.03737>
10. Garza, A., & Mergenthaler-Canseco, M. (2023). TimeGPT-1 (Version 1). arXiv. <https://doi.org/10.48550/ARXIV.2310.03589>
11. Kosovan, O. (2022). Fuzzy group hack4retail competition overview: results, findings, and conclusions. In *Market Infrastructure* (Issue 67). Publishing House Helvetica (Publications). DOI: <https://doi.org/10.32843/infrastruct67-42>
12. Vinuesa, R., Azizpour, H., Leite, I. et al. The role of artificial intelligence in achieving the Sustainable

Development Goals. *Nat Commun* 11, 233 (2020). <https://doi.org/10.1038/s41467-019-14108-y>

13. Dobbs, R. et al. *Poorer Than Their Parents? Flat or Falling Incomes in Advanced Economies* (McKinsey Global Institute, 2016).

REFERENCES:

1. Har, L. L., Rashid, U. K., Chuan, L. T., Sen, S. C., & Xia, L. Y. (2022). Revolution of Retail Industry: From Perspective of Retail 1.0 to 4.0. In *Procedia Computer Science* (Vol. 200, pp. 1615–1625). Elsevier BV. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.procs.2022.01.362>

2. Kosovan, O., Datsko, M. (2024). Complex Comparison of Statistical and Econometrics Methods for Sales Forecasting. In: Silhavy, R., Silhavy, P. (eds) *Data Analytics in System Engineering. CoMeSySo 2023. Lecture Notes in Networks and Systems*, vol. 935. Springer, Cham. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-031-54820-8_27

3. Dahake, P. S., Bagaregari, P., & Dahake, N. S. (2024). Shaping the Future of Retail: A Comprehensive Review of Predictive Analytics Models for Consumer Behavior. In S. Inder, B. Min, & S. Sharma (Eds.), *Entrepreneurship and Creativity in the Metaverse* (pp. 143–160). IGI Global. DOI: <https://doi.org/10.4018/979-8-3693-1734-1.ch011>

4. Kosovan, O., Datsko, M. (2023). Interpretation of machine learning algorithms for decision making in retail. *Economics and Society*, (47). DOI: <https://doi.org/10.32782/2524-0072/2023-47-47>

5. Jin, M., Zhang, Y., Chen, W., Zhang, K., Liang, Y., Yang, B., Wang, J., Pan, S., & Wen, Q. (2024). Position Paper: What Can Large Language Models Tell Us

about Time Series Analysis (Version 1). arXiv. DOI: <https://doi.org/10.48550/ARXIV.2402.02713>

6. Korinek, A. (2023, January). Generative AI for Economic Research: Use Cases and Implications for Economists. *Journal of Economic Literature*, 61(4), 1281–1317. DOI: <https://doi.org/10.1257/jel.20231736>

7. Li, N., Gao, C., Li, Y., & Liao, Q. (2023). Large Language Model-Empowered Agents for Simulating Macroeconomic Activities (Version 1). arXiv. DOI: <https://doi.org/10.48550/ARXIV.2310.10436>

8. Minaee, S., Mikolov, T., Nikzad, N., Chenaghlu, M., Socher, R., Amatriain, X., & Gao, J. (2024). Large Language Models: A Survey (Version 2). arXiv. DOI: <https://doi.org/10.48550/ARXIV.2402.06196>

9. Fatouros, G., Metaxas, K., Soldatos, J., & Kyriazis, D. (2024). Can Large Language Models Beat Wall Street? Unveiling the Potential of AI in Stock Selection (Version 1). arXiv. DOI: <https://doi.org/10.48550/ARXIV.2401.03737>

10. Garza, A., & Mergenthaler-Canseco, M. (2023). TimeGPT-1 (Version 1). arXiv. DOI: <https://doi.org/10.48550/ARXIV.2310.03589>

11. Kosovan, O. (2022). Fuzzy group hack4retail competition overview: results, findings, and conclusions. In *Market Infrastructure* (Issue 67). Publishing House Helvetica (Publications). DOI: <https://doi.org/10.32843/infrastruct67-42>

12. Vinuesa, R., Azizpour, H., Leite, I. et al. The role of artificial intelligence in achieving the Sustainable Development Goals. *Nat Commun* 11, 233 (2020). DOI: <https://doi.org/10.1038/s41467-019-14108-y>

13. Dobbs, R. et al. *Poorer Than Their Parents? Flat or Falling Incomes in Advanced Economies* (McKinsey Global Institute, 2016).