



УДК 330.43:004.8

ПОРІВНЯННЯ МОЖЛИВОСТЕЙ LLM-МОДЕЛЕЙ У КОНТЕКСТІ ЇХ ЗАСТОСУВАННЯ ДЛЯ МАКРОЕКОНОМІЧНОГО ПРОГНОЗУВАННЯ

Олександр Кузьменко

Київський національний економічний університет імені Вадима Гетьмана, Київ, Україна
ORCID: 0009-0002-1271-9293

Резюме. Проаналізовано можливості LLM-моделей (великих мовних моделей), які можуть бути корисні для макроекономічного прогнозування на сучасному етапі його розвитку. Порівнюються три мовні моделі – Grok, Google Gemini та ChatGPT, яким було задано один і той самий промпт, але отримані результати виявилися значно різними за структурою, деталізацією та обґрунтуванням висновків. Основну увагу приділено аналізу потенціалу великих мовних моделей та їх поведінки саме у контексті задач макропрогнозування економічного розвитку України, зокрема у визначенні ключових макроекономічних показників, таких, як темпи зростання ВВП, рівень інфляції, обсяги інвестицій та динаміка споживчого попиту. У межах дослідження було поставлено одну ідентичну задачу для всіх трьох LLM, проте кожна модель використала різні джерела даних, різну статистичну та математичну методологію, що призвело до формування унікальних результатів. Отримані прогнози порівнювалися з офіційними даними та національним прогнозом економіки України, який розробляється уповноваженими державними органами. Аналіз показав, що моделі демонструють різну здатність до інтеграції історичних даних, оцінювання ризиків та формування сценаріїв економічного розвитку, що дозволяє зробити висновок про їхню потенційну корисність у доповненні традиційних методів прогнозування. Дослідження також висвітлює проблемні аспекти застосування LLM у макроекономіці, серед яких відсутність стандартизованих підходів до вибору джерел даних, ризики появи систематичних помилок через упередженість моделей, а також труднощі у формулюванні точних економічних запитів, які забезпечують адекватний та надійний результат. Окремо підкреслено важливість критичного аналізу отриманих прогнозів, необхідність перевірки їхньої достовірності та узгодженості з офіційними економічними показниками, а також перспективи інтеграції LLM у комбіновані моделі прогнозування, де вони можуть слугувати інструментом для швидкого аналізу великих обсягів текстових та числових даних. Таким чином, проведене дослідження дозволяє окреслити практичні та методологічні перспективи використання великих мовних моделей у макроекономічному прогнозуванні, а також формує основу для подальших досліджень щодо підвищення точності прогнозів, оптимізації роботи з даними та підготовки комплексних рекомендацій для економічних аналітиків і державних структур. У підсумку робота демонструє, що LLM можуть стати ефективним доповненням до традиційних методів прогнозування, проте потребують ретельної адаптації під специфіку національної економіки та контрольованого впровадження у практику.

Ключові слова: макроекономічне прогнозування, LLM, штучний інтелект, мовна модель, AI, індекс споживчих цін, нейронні мережі.

Дата надходження 10.02.2026

Дата прийняття 16.02.2026

Дата публікації 30.04.2026

https://doi.org/10.33108/galicianvisnyk_tntu2026.02.041

UDC 330.43:004.8

COMPARING THE CAPABILITIES OF LLMs FOR MACROECONOMIC FORECASTING

Oleksandr Kuzmenko

Kyiv National Economic University named after Vadym Hetman, Kyiv, Ukraine

Summary. The article presents an analysis of the capabilities of large language models (LLMs), which may be useful for macroeconomic forecasting at the current stage of its development. Three language models – Grok, Google Gemini, and ChatGPT – are compared, all of which were given the same prompt, yet produced

significantly different results in terms of structure, detail, and justification of conclusions. The focus is on evaluating the potential of large language models and their behavior specifically in the context of tasks related to forecasting the macroeconomic development of Ukraine, particularly in estimating key macroeconomic indicators such as GDP growth rates, inflation, investment volumes, and consumer demand dynamics. In this study, a single identical task was assigned to all three LLMs; however, each model utilized different data sources and applied distinct statistical and mathematical methodologies, resulting in unique outcomes. The forecasts generated were compared with official data and the national economic forecast of Ukraine, developed by the relevant government authorities. The analysis demonstrated that the models exhibit varying abilities to integrate historical data, assess risks, and generate scenarios of economic development, indicating their potential usefulness as a complement to traditional forecasting methods. The study also highlights the challenges of applying LLMs in macroeconomics, including the lack of standardized approaches to data selection, the risk of systematic errors due to model biases, and difficulties in formulating precise economic queries that yield reliable results. The article emphasizes the importance of critically analyzing generated forecasts, verifying their accuracy and consistency with official economic indicators, as well as the prospects for integrating LLMs into hybrid forecasting models, where they can serve as tools for rapid analysis of large volumes of textual and numerical data. Overall, the research outlines the practical and methodological prospects for using large language models in macroeconomic forecasting and provides a basis for further studies aimed at improving forecast accuracy, optimizing data processing, and preparing comprehensive recommendations for economic analysts and government institutions. The study demonstrates that LLMs can become an effective supplement to traditional forecasting methods, but require careful adaptation to the specifics of the national economy and controlled implementation in practice.

Key words: macroeconomic forecasting, LLM (Large Language Model), artificial intelligence (AI), language model, AI, consumer price index (CPI), neural networks.

Received 10.02.2026

Accepted 16.02.2026

Published 30.04.2026

https://doi.org/10.33108/galicianvisnyk_tntu2026.02.041

Постановка проблеми. На початку 20-х рр. XXI ст. розпочалась епоха бурхливого розвитку систем штучного інтелекту, своєрідним драйвером для розвитку якої стало представлення С. Альтманом нового генеративного ШІ, а саме — ChatGPT. Цей момент став стимулом для Microsoft та Google вдосконалити свої версії систем штучного інтелекту, а саме Gemini та Microsoft Copilot 365.

Поява такого різноманіття систем ШІ вплинула на весь ринок великих мовних моделей (LLM) та стала відправною точкою розроблення та розвитку великої кількості систем ШІ. Великі мовні моделі вміють аналізувати, думати, навчатися, тому застосовуються для широкого спектра різноманітних задач, які виникають в тій чи іншій науці. Соціальні та економічні науки не стали винятком, адже розвиток ШІ лише стимулює зростання цифрової економіки.

Макроекономічний прогноз є важливим елементом будь-якої економіки, але хоча прогнозування є дуже складним ітеративним процесом, проте кожен з нас може отримати прогноз певних макроекономічних показників за лічені хвилини, якщо скористатися системами ШІ. Проте врахувати всі детермінанти, які впливатимуть на значення певного макроекономічного показника, не є можливим навіть для штучного інтелекту.

Великі LLM-моделі все ж можуть бути корисними, якщо потрібно отримати певний швидкий інтервальний прогноз, не застосовуючи складні ансамблі моделей, які нам пропонує наука про дані (Data Science) на сучасному етапі свого розвитку.

В епоху накопичення великої кількості різноманітних даних, доступності систем штучного інтелекту, змінюються сама парадигма прогнозування макроекономічних показників. Це повертає дослідників до проблеми вибору тієї AI-системи, яка надасть найточніший точковий та інтервальний прогноз конкретного макроекономічного показника.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Результати досліджень, проведених вітчизняними та зарубіжними науковцями, показують, що великі мовні моделі здатні прогнозувати розвиток певних подій, а тому можуть і виступати як СППР (система

підтримки прийняття рішень) при виборі адекватної моделі чи ансамблю моделей при прогнозуванні різноманітних показників, у тому числі макроекономічних (ВВП, грошові агрегати, індекси споживчих цін чи промислового розвитку тощо).

Ross Gruetzemacher та колектив співавторів у своїй публікації [1] дослідили прогнозування прогресу розвитку ШІ, використавши метод Дельфі та різні методи експертного прогнозування, а також запитали різні мовні моделі про те, як вони оцінюють свій розвиток. У роботі було зазначено, що деякі з напрацювань корисні також для соціально-економічних наук.

Perez-Bernabeu E. та Polat O. у своїй праці [2] роблять акцент на вивченні методології макроекономічного прогнозування, підкреслюючи перехід від традиційних статистичних методів до таких підходів, які засновані на штучному інтелекті. А знаходження формули успішної комбінації гібридних економетричних моделей, машинного навчання та штучного інтелекту здійснило революцію в галузі макроекономічного прогнозування, тому важливо вивчати ШІ-моделі, щоб на базі них створити таку, яка прогнозує макроекономічні показники з максимальною точністю, враховуючи навіть такі непередбачувані фактори, які отримали назву «чорних лебедів».

Кузьменко О. К. та Пащенко А. В. у колективній монографії [5], яка присвячена дослідженню торгівельного підприємства на мікрорівні, описують, як можна оцінити вплив на розвиток торгівельного підприємства саме макроекономічних факторів за допомогою технологій ШІ та інтелектуального аналізу даних.

Існує безліч інших наукових праць, які пов'язані з ШІ, але вони більше спрямовані на дослідження функціоналу великих мовних моделей, який постійно еволюціонує.

Мета дослідження – є огляд сучасних великих мовних моделей (LLM), таких, як ChatGPT, Gemini та Grok (а саме їхні версії, які доступні для поглибленого аналізу), котрі можуть бути використані для прогнозування найрізноманітніших соціально-економічних показників, а особливо на макрорівні, що є дуже важливим для інвесторів, які в майбутньому точно будуть мати високу граничну схильність до капіталовкладень у відбудову України. Оцінювання прогностичної здатності LLM саме у контексті макроекономічного прогнозування є базисом даного дослідження.

Постановка завдання. Основними завданнями дослідження є: порівняння прогнозних можливостей різних LLM; описування перспективи їх застосування для макроекономічного прогнозування; вивчення їх поведінки при побудові прогнозів.

Виклад основного матеріалу. За умов мінливості ринкового середовища й часто агресивної манери ведення конкурентної боротьби, питання формування заданого (продуманого, сприятливого) корпоративного іміджу має стратегічне значення.

Підвищена увага до корпоративного іміджу не є випадковою, адже саме імідж – це те, як сприймають організацію різноманітні цільові аудиторії.

Для експерименту взято за основу три LLM та сформовано однаковий промпт (задачу для AI-системи) наступного змісту: «Уяви, що ти – економічний аналітик. На основі даних індексу споживчих цін (CPI) в Україні за період 2010–2025 рр. зроби прогноз CPI на 2026 рік. Поясни свій підхід і дай прогнозне значення у відсотках з точністю до одного знака після коми».

Описування вихідних даних для прогнозу, які надає кожна з досліджуваних LLM.

LLM GROK за основу взяв аналіз історичних даних індексу споживчих цін (CPI) для України за період 2010–2025 рр. Зазначена LLM скористалася даними з офіційних джерел, таких, як [7], [8] та подібних. CPI України GROK подав саме у форматі year-over-year (YoY) як річну зміну у грудні до грудня попереднього року у відсотках, що є стандартним показником для аналізу інфляції. Далі модель GROK сформувала наступний часовий ряд (табл. 1).

LLM Gemini не надала вичерпних та достатніх, як саме було сформовано часовий ряд для прогнозу. Замість нього було проведено мовний ретроспективний аналіз та видано наступний результат (табл. 2). При цьому LLM Gemini охарактеризувала динаміку індексу споживчих цін України за останні 15 років як таку, що «нагадувала американські гірки».

Таблиця 1. Часовий ряд, сформований LLM GROK для прогнозу CPI України на 2026 рік

<i>Рік</i>	<i>CPI YoY (%)</i>	<i>Контекст періоду</i>
2010	9.1	Стабілізація після кризи 2008 року
2011	7.9	Поступове сповільнення інфляції
2012	0.6	Період низької інфляції / дефляційних процесів
2013	0.5	Стабільність цін перед потрясіннями
2014	12.1	Початок девальвації гривні та АТО
2015	48.7	Пік інфляції (криза, девальвація)
2016	12.4	Початок стабілізації
2017	13.7	Помірне зростання
2018	9.8	Повернення до однозначного показника
2019	4.1	Досягнення таргету НБУ
2020	5.0	Пандемія COVID-19
2021	10.0	Постковідне відновлення
2022	26.6	Повномасштабне вторгнення
2023	5.1	Ефективна монетарна політика та адаптація бізнесу
2024	4.9	Продовження стабілізації
2025	5.1	Прогнозний/поточний рівень

Сформовано AI Grok на основі джерел [7], [8] і подібних та впорядковано автором.

Таблиця 2. Якісний аналіз, сформований LLM Gemini для прогнозу CPI України на 2026 р.

<i>Період</i>	<i>Опис подій</i>
2010–2013 рр.	Період «затишшя» з низькою інфляцією (навіть дефляцією у 2012-му), що підтримувався фіксованим курсом гривні
2014–2015 рр.	Шоковий стрибок (до 43.3% у 2015-му) через початок війни, девальвацію та приведення тарифів до ринкових рівнів
2016–2021 рр.	Перехід до інфляційного таргетування НБУ. Інфляція поступово знижувалася до цільових 5% (з відхиленнями)
2022–2023 рр.	Повномасштабне вторгнення. Стрибок до 26.6% у 2022-му з неочікувано швидким сповільненням до ~5.1% у 2023-му завдяки жорсткій монетарній політиці та фіксації тарифів
2024–2025 рр.	Помірне зростання. Вичерпання ефекту високої бази 2022 року, тиск на витрати бізнесу через енергетику та дефіцит кадрів призвели до поступового прискорення інфляції в межах 8–10%

Сформовано LLM Google Gemini.

Після цього LLM Gemini наводить короткий аналіз та виводить середнє значення за весь період: 11.2%, але воно спотворене роками-аутсайдерами (2015, 2022). Дані LLM Gemini бере з Урядового порталу Мінфіну, але не пояснює, звідки саме та не наводить часовий ряд. Середнє за стабільний період 2019–2025 рр.: 8.8%, без аутсайдерів – 5.0%.

Мовна модель ChatGPT наводить дані та джерело, яке є досить дивним, тобто офіційні джерела використовують модель, але основним джерелом наводить бухгалтерський портал [6]. Мовна модель ChatGPT наводить статистику CPI/інфляції для України за 2011–2025 рр., на основі якої побудувала наступний часовий ряд для прогнозу (таблиця 3).

Таблиця 3. Часовий ряд, сформований LLM ChatGPT для прогнозу CPI України на 2026 рік

<i>Рік</i>	<i>CPI YoY (%)</i>	<i>Контекст періоду</i>
2010	4,6	Стабілізація після кризи 2008 року
2011	–0,2	Поступове сповільнення інфляції
2012	0,5	Період низької інфляції / дефляційних процесів
2013	24,9	Стабільність цін перед потрясіннями
2014	43,3	Початок девальвації гривні та АТО
2015	12,4	Пік інфляції (криза, девальвація)
2016	13,7	Початок стабілізації
2017	9,8	Помірне зростання
2018	4,1	Повернення до однозначного показника
2019	5,0	Досягнення таргету НБУ
2020	10,0	Пандемія COVID-19
2021	26,6	Постковідне відновлення та зростання цін на енергоносії
2022	5,1	Повномасштабне вторгнення
2023	12,0	Ефективна монетарна політика та адаптація бізнесу
2024	8,0	Продовження стабілізації
2025	4,6	Прогнозний/поточний рівень

Сформовано LLM ChatGPT.

У кінці таблиці ChatGPT наводить примітку, де показує, що значення 2011–2013 узяті з доступних архівів/історичних джерел, 2014–2025 – з архівних таблиць CPI за даними Держстату/аналітичних джерел, таких, як [6].

Опис методології прогнозу досліджуваних LLM. Методологія, яку використовує GROK для прогнозування CPI, базується на адаптивному підході. Вона відсікає аномальні дані минулого (до 2016 року) та фокусується на поточному тренді за допомогою методу Хольта (лінійного експоненційного згладжування). Чому саме модель Хольта, а не Брауна чи Хольта-Вінтерса LLM GROK, не пояснює. Модель Хольта – це адаптивний метод прогнозування, який описується наступною системою рівнянь [4, с. 246]:

$$\begin{cases} l_t = \alpha y_t + (1 - \alpha)(l_{t-1} + b_{t-1}) \\ b_t = \beta(l_t - l_{t-1}) + (1 - \beta) * b_{t-1}, \\ F_{t+m} = l_t + mb_t \end{cases} \quad (1)$$

де: y_t – фактичне значення в момент;

l_t – оцінка рівня ряду;

b_t – оцінка тренду (нахилу);

α – параметр згладжування рівня ($0 \leq \alpha \leq 1$);

β – параметр згладжування тренду ($0 \leq \beta \leq 0$);

m – горизонт прогнозування;

F_{t+m} – прогноз на m періодів уперед.

LLM Gemini використовує макроекономічний підхід, а саме рівняння на основі теорії адаптивних очікувань, яке математично можна представити як функцію наступного вигляду:

$$\pi_{2026} = \alpha * \pi_{2025} + \beta * \Delta E + \gamma * M + \varepsilon, \quad (2)$$

де: π – рівень інфляції;

ΔE – зміна цін на енергоносії;

M – монетарні умови;

ε – випадкові шоки (ризики безпеки);

α, β, γ – коефіцієнти чутливості (вагові коефіцієнти).

ChatGPT більше орієнтований на комбінований прогноз, який усереднює: ковзне середнє останніх 3–5 років (без комбінації з авторегресією); трендову апроксимацію з урахуванням зміни курсів; експертні прогнози НБУ.

Факторний аналіз. Всі три LLM-моделі (Grok, Gemini, ChatGPT), так як вони мовні, то проводять факторний аналіз словесно й визначають свій набір ключових позитивних (+) та негативних (-) факторів, які впливають на прогнозний результат (рис. 1). Це неймовірна перевага мовних моделей, адже вони комбінують статистичні прогнози на основі часового ряду та факторний аналіз, тобто аналізують з точки зору макроекономічної теорії та враховують логіку економічних зв'язків.

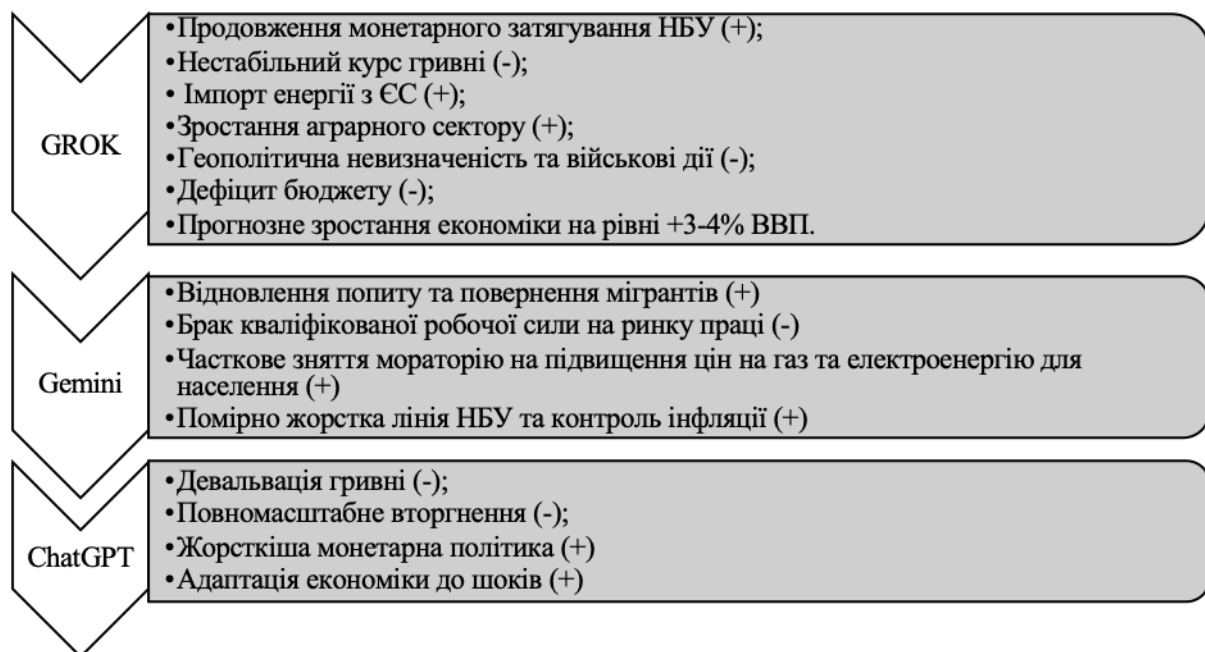


Рисунок 1. Факторний аналіз порівнюваних LLM

Сформовано автором.

Прогнози, порівняння та застереження. Grok порівнює прогноз з аналітиками з МВФ та оцінює похибку моделі на останніх двох роках (2024–2025 рр.) на рівні $\delta < 0.5\%$. Його прогнозне значення CPI на 2026 р. дорівнює 5.2% (грудень 2026 YoY). Але разом із прогнозом, LLM Grok дає застереження, що даний прогноз відображає стабілізацію на рівні цілі НБУ з невеликим ризиковим преміумом. А ризики пов'язує тільки з війною. Тобто, якщо відбувається подальша ескалація війни, то індекс CPI зростає до 7.5%, а при деескалації – знижується до 4.0%. Також модель Grok рекомендує моніторити ключову ставку та ціни на електроенергію, бо вони є значимими бустерами для CPI.

LLM Gemini побачив поступову стабілізацію економіки, але при цьому його прогноз менш оптимістичний, ніж у Grok, проте необхідність корекції адміністративних цін та тиск з боку витрат (енергія + зарплати) змусили LLM Gemini надати нам цифру на 2026 рік, яка дорівнює 7.6%. Крім того, Gemini попереджає нас про певні застереження, а саме про те, що прогнозне значення є приблизним та відображає сценарій «контрольованого відновлення», де інфляція дещо перевищує довоєнну ціль НБУ (5%), але залишається в межах безпечного однозначного числа. Ризики прогнозу LLM Gemini пов'язує з бойовими діями, руйнуванням енергосистеми та скороченням зовнішньої фінансової допомоги. З урахуванням ризиків LLM Gemini надає оптимістичний прогноз для CPI на 2026 рік в інтервалі 5.5–6.0% за умов швидкого завершення активних бойових дій та масового припливу інвестицій. Песимістичний прогноз LLM Gemini надає на рівні не менше ніж 12%. І він станеться за умов продовження руйнування енергосистеми та значного скорочення зовнішньої фінансової допомоги.

LLM ChatGPT зробила свій прогноз на основі довготермінових даних CPI за 2011–2025 рр. і макроекономічних прогнозів та спрогнозувала досліджуваний нами індекс на 2026 р. на рівні близько 7.3 %. Дана мовна модель зазначила, що цей прогноз враховує як історичні тренди, так і поточні структурні зміни в економіці України.

Пропозиції III після надання прогнозу. Grok вимагає для точнішого прогнозу додаткові дані та уточнити промпт. Gemini запитує, чи потрібно наочно зобразити результати прогнозування, а ChatGPT пропонує показати графік CPI-динаміки за 2010–2025 рр. з трендовою лінією для кращого візуального розуміння і в результаті показує простий лінійний тренд, який не враховує багато моментів та нелінійності, але для мовної моделі – це вже прогрес.

Порівняння прогнозів. Так як на момент написання статті даних про індекс споживчих цін чи зростання економіки України на грудень 2026 року ще немає, оскільки він ще не настав, то можна орієнтуватися поки на прогнози Департаменту стратегічного планування та макроекономічного прогнозування, який оцінює реальне зростання ВВП на рівні 2,7%, а індекс споживчих цін на рівні 112.2% [8]. Порівняємо LLM-прогнози із офіційним прогнозом Мінекономіки (рис. 2).

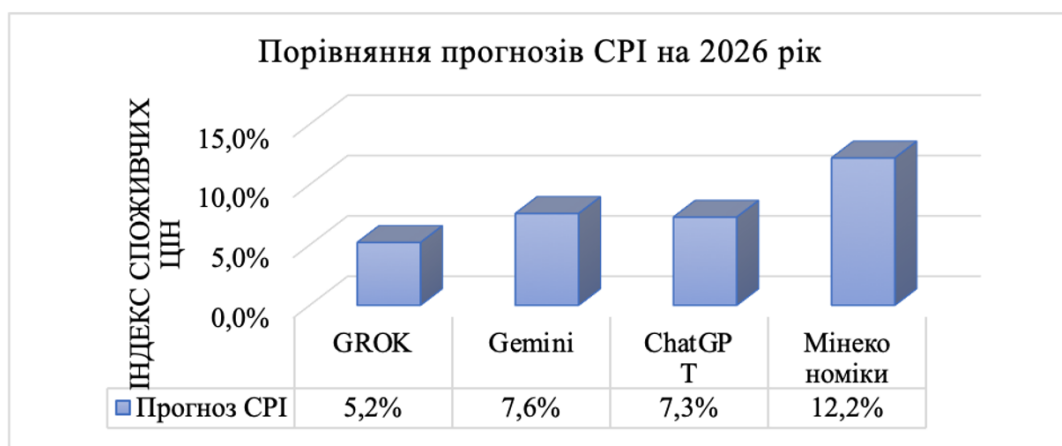


Рисунок 2. Порівняння LLM-прогнозів із офіційним прогнозом Мінекономіки

Сформовано автором.

Таким чином, згідно з прогнозним графіком найменше відхиляється від прогнозного значення Мінекономіки значення LLM Gemini. Це максимальний та найбільш реалістичний результат у нинішній ситуації, яка близька до повного блекауту.

На мою думку, прогноз Мінекономіки найбільше співпадає з реальністю. Проте можна оцінити точність уже в грудні цього року або у січні наступного, а також протестувати інші LLM, а тому це дослідження продовжиться.

Висновки. За результатами проведеного дослідження встановлено, що LLM Grok, Gemini, ChatGPT роблять прогнози, опираючись на різний інструментарій, якщо у промпті не конкретизувати, яка саме модель прогнозування має застосовуватися: статистична чи макроекономічна, чи заснована на прогнозних оцінках експертів. Gemini більш схильний до макроекономічного прогнозу, у той час як Grok та ChatGPT використовують адаптивні та регресивні моделі. Gemini навіть пропонує готовий код мовою програмування Python для реалізації прогнозу в даному програмному середовищі. Крім того, не всі досліджені великі мовні моделі здійснюють факторний аналіз CPI, але всі дають прогнозний коридор – оптимістичний, реалістичний та песимістичний сценарії можливого розвитку макроекономічного процесу чи явища (у нашому випадку – індексу споживчих цін). Але не можна опиратися на прогнози мовних моделей, бо вони лише можуть підтримати певні рішення, виступивши у ролі DSS-системи, оскільки повинні коригуватися із урахуванням експертних думок та так званих «чорних лебедів» – непередбачуваних факторів типу ковідної пандемії, які у 2020 році змінили дуже неочікувано всі макроекономічні прогнози.

Conclusions. Based on the results of the conducted study, it was found that the LLMs Grok, Gemini, and ChatGPT generate forecasts using different methodologies when the prompt does not specify a particular forecasting model-whether statistical, macroeconomic, or expert-based predictive assessment. Gemini tends to produce more macroeconomic-oriented forecasts, whereas Grok and ChatGPT rely predominantly on adaptive and regression-based models. Notably, Gemini distinguishes itself by providing ready-to-use Python code for implementing the forecast, thereby facilitating technical integration. Furthermore, while not all examined large language models perform a detailed factor analysis of the Consumer Price Index (CPI), all models provide a forecast range that includes optimistic, realistic, and pessimistic scenarios for the development of the macroeconomic phenomenon. Nevertheless, forecasts generated by language models should not be viewed as definitive; they should instead function as supportive components within a decision support system (DSS). Their outputs must be adjusted to incorporate expert opinions and account for «black swan» events-unpredictable factors such as the 2020 COVID-19 pandemic – which can unexpectedly alter the trajectory of virtually all macroeconomic indicators.

Список використаних джерел

1. Gruetzmacher R., Dorner F. E., Bernaola-Alvarez N., Giattino C., Manheim D. Forecasting AI progress: A research agenda. *Technological Forecasting and Social Change*. 2021. Vol. 170. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2021.120909>
2. Perez-Bernabeu E., Polat O. AI and Machine Learning in Macroeconomic Forecasting: A Systematic Review of Models, Trends, and Challenges. *2025 IEEE International Conference on Engineering, Technology, and Innovation (ICE/ITMC)*. Valencia, Spain, 2025. P. 1–9. DOI: <https://doi.org/10.1109/ICE/ITMC65658.2025.11106520>
3. Manshur Al Ahmad A. S., Judijanto L., Tooy D., Putra P., Hermansyah M., Kumalasanti M., Agit A. Integration of Artificial Intelligence and Macro-Economic Analysis: A Novel Approach with Distributed Information Systems. *EAI Endorsed Transactions on Scalable Information Systems*. 2024. 11 (2). DOI: <https://doi.org/10.4108/eetsis.4452>
4. Присенко Г. В., Равікович Є. І. Прогнозування соціально-економічних процесів : навч. посіб. К. : КНЕУ, 2005. 378 с.
5. Кузьменко О. К. Прогнозування розвитку торговельного підприємства: практичне застосування сценарного підходу та моделей штучного інтелекту. *Сучасні виклики і стратегії забезпечення комплексної безпеки: кол. моногр.* Warsaw : East European Association of Scientists, 2025. P. 434–461. Doi: <http://doi.org/10.5281/zenodo.17640307>.
6. Таблиця індексів інфляції за 2013–2026 р. URL: <https://buhgalter.com.ua/dovidnik/norma-robochogochasu/tablistsya-indeksiv-inflyatsiyi/> (дата звернення: 10.02.2026).

7. Ukraine's central bank keeps rates steady, sees economy slowing in 2025. *Reuters*. URL: <https://www.reuters.com/world/europe/ukraines-central-bank-keeps-rates-steady-sees-economy-slowing-2025-2025-07-24/> (дата звернення: 10.02.2026).
8. Прогноз економічного і соціального розвитку України на 2026–2028 роки. *Міністерство економіки України. Департамент стратегічного планування та макроекономічного прогнозування*. URL: <https://me.gov.ua/Documents/Detail?lang=uk-UA&id=04033e6d-ae91-47c0-b5c2-438c23bb7220> (дата звернення: 10.02.2026).

References

1. Gruetzmacher R., Dorner F. E., Bernaola-Alvarez N., Giattino C., Manheim D. (2021) Forecasting AI progress: A research agenda. *Technological Forecasting and Social Change*, vol. 170. Doi: <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2021.120909>
2. Perez-Bernabeu E., Polat O. (2025). AI and Machine Learning in Macroeconomic Forecasting: A Systematic Review of Models, Trends, and Challenges. *2025 IEEE International Conference on Engineering, Technology, and Innovation (ICE/ITMC)*. Valencia, Spain, 2025, pp. 1–9. DOI: <https://doi.org/10.1109/ICE/ITMC65658.2025.11106520>
3. Manshur Al Ahmad A. S., Judijanto L., Tooy D., Putra P., Hermansyah M., Kumalasanti M., Agit A. (2024) Integration of Artificial Intelligence and Macro-Economic Analysis: A Novel Approach with Distributed Information Systems. *EAI Endorsed Transactions on Scalable Information Systems*, 11 (2). DOI: <https://doi.org/10.4108/eetsis.4452>
4. Prysенко H. V., Ravikovych Ye. I. (2005). Prohnozuvannia sotsialno-ekonomichnykh protsesiv [Forecasting of socio-economic processes]. Kyiv: KNEU, 378 p.
5. Kuzmenko O. K. (2025). Prohnozuvannia rozvytku torhovelnoho pidpriemstva: praktychne zastosuvannia stsennarnoho pidkhodu ta modelei shtuchnoho intelektu [Forecasting the development of a trading enterprise: practical application of the scenario approach and artificial intelligence models]. *Suchasni vyklyky i stratehii zabezpechennia kompleksnoi bezpeky: kol. monohr*. Warsaw: East European Association of Scientists, pp. 434–461. Doi: <http://doi.org/10.5281/zenodo.17640307>.
6. Tablytsia indeksiv inflatsii za 2013–2026 r. [Table of inflation indexes for 2013–2026]. Available at: <https://buhgalter.com.ua/dovidnik/norma-robochogo-chasu/tablytsya-indeksiv-inflyatsiyi/> (accessed: 10 February 2026).
7. Ukraine's central bank keeps rates steady, sees economy slowing in 2025. *Reuters*. Available at: <https://www.reuters.com/world/europe/ukraines-central-bank-keeps-rates-steady-sees-economy-slowing-2025-2025-07-24/> (accessed: 10 February 2026).
8. Prohnoz ekonomichnoho i sotsialnoho rozvytku Ukrainy na 2026–2028 roky [Forecast of economic and social development of Ukraine for 2026–2028]. *Ministry of Economy of Ukraine*. Available at: <https://me.gov.ua/Documents/Detail?lang=uk-UA&id=04033e6d-ae91-47c0-b5c2-438c23bb7220> (accessed: 10 February 2026).