

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
ХАРКІВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ імені В. Н. КАРАЗІНА
ХАРКІВСЬКА АКАДЕМІЯ НЕПЕРЕРВНОЇ ОСВІТИ

**IV Міжнародна конференція
на честь О.В. Погорєлова**

**ПРОБЛЕМИ ВИКЛАДАННЯ МАТЕМАТИКИ
У ЗАКЛАДАХ ОСВІТИ:**

ТЕОРІЯ, МЕТОДИКА, ПРАКТИКА

Тези доповідей

23–25 березня, 2026 р.
м. Харків, Україна

Харків – 2026

УДК 51:37.091.33(063)

*Зареєстровано Державною науковою установою
«Український інститут науково-технічної експертизи та інформації»
(Посвідчення № 935 від 10 грудня 2025 року)*

*Затверджено до друку рішенням Вченої ради
Харківського національного університету імені В. Н. Каразіна
(протокол № 5 від 30 березня 2026 року)*

Адреса оргкомітету:

61022, м. Харків, майдан Свободи, 4, Харківський національний університет імені В. Н. Каразіна, факультет математики і інформатики, к. 8-11

Проблеми викладання математики у закладах освіти: теорія, методика, практика: тези доповідей IV Міжнародної конференції на честь О.В. Погорелова (23–25 березня, 2026 р., м. Харків, Україна). – Харків : ХНУ імені В. Н. Каразіна, 2026. – 459 с.

До збірки увійшли тези доповідей учасників Міжнародної конференції, присвяченої проблемам викладання математики у закладах середньої та вищої освіти. Матеріали містять результати наукових досліджень у галузі сучасної математичної освіти, обміну педагогічним досвідом між викладачами, науковцями, методистами та освітніми управлінцями та презентації інноваційних методик навчання зі застосуванням цифрових інструментів та інтерактивних форм роботи.

Наукове видання призначається для науково-педагогічних працівників, вчителів, здобувачів математичної освіти.

Тези подано в авторській редакції

УДК 51:37.091.33(063)
© Харківський національний університет
імені В. Н. Каразіна, 2026

користуються попитом. Але важливо розуміти, на що саме мають налаштуватися учні/учениці на уроках математики в ЗЗСО, якою є загальноосвітня та внутрішньопредметна мета таких уроків. І ця мета не може бути вираженою в багатосторінкових документах про необхідність набуття на уроках півтора десятка компетенцій та аспектах їх реалізації [1]. Нечітке цілеспрямовання уроків математики в школі, разом із систематичним ігноруванням загальних педагогічних та управлінських проблем, значною мірою знижує ефект від створення та впровадження конкретних цікавих та змістовних методичних розробок з алгебри, геометрії, математичного аналізу, курсів за вибором, підготовки до математичних олімпіад.

Підсумовуючи, можна констатувати, що для успішності й перспективності викладання математики у середній та старшій школі, не достатньо створення нових методичних матеріалів, підручників, сайтів і т.д. Треба проаналізувати низку важливих проблем, що унеможливають надання якісної освіти з математики у переважній більшості сучасних українських ЗЗСО, і спробувати зменшити або прибрати їх негативний вплив на шкільне сьогодення (якщо це не є проблемою об'єктивного характеру). Для цього треба приймати загальнодержавні управлінські рішення, як щодо структури шкільної освіти, так і по цілях та способах реалізації курсу математики в середній та старшій школі.

ЛІТЕРАТУРА

1. Міністерство освіти і науки України. (2025). *Концептуальні засади математичної освітньої галузі* (наказ № 1163 від 20 серпня 2025 р.). <https://mon.gov.ua/npa/pro-zatverdzhennia-kontseptualnykh-zasad-osvitnikh-haluzei-ta-dorozhnoi-karty-realizatsii-kontseptualnykh-zasad-osvitnikh-haluzei-na-2025-2030-roky>
2. Ярмак, В., & Шаповал, О. (2024). Деякі проблеми сьогодення викладання математики в школі: Причини і наслідки. In *Проблеми викладання математики у закладах освіти: Теорія, методика, практика: Тези доповідей III Міжнародної конференції на честь 105-річчя О. В. Погорелова* (pp. 207–210). Харківський національний університет імені В. Н. Каразіна.

ОБМЕЖЕННЯ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ В МАТЕМАТИЧНИХ РОЗРАХУНКАХ ТА ЇХ ОСВІТНІ НАСЛІДКИ

Микита Кудь, Лариса Норік

Харківський національний економічний університет імені Семена Кузнеця, м. Харків

Анотація. Розглянуто обмеження штучного інтелекту у вигляді великих мовних моделей у розв'язуванні математичних задач та їх освітні наслідки. Показано, що такі системи демонструють нерівномірні результати залежно від типу задачі, мови, формату та складності. Виділено основні причини помилок: природа моделей, орієнтація на шаблони міркування, нестійкість результатів, накопичення помилок у багатокрокових розрахунках та складність розділення міркування і точних обчислень. Підкреслено ризик надмірної довіри до відповідей та необхідність перевірки результатів формальними методами.

Ключові слова: штучний інтелект, великі мовні моделі, математичне міркування, багатокрокові обчислення, помилки ШІ, математична освіта, перевірка результатів.

LIMITATIONS OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN MATHEMATICAL CALCULATIONS AND THEIR EDUCATIONAL IMPLICATIONS

Mykyta Kud, Larisa Norik

Simon Kuznets Kharkiv National University of Economics, Kharkiv, Ukraine

Abstract. The limitations of large language models in solving mathematical problems and their educational implications are examined. These systems exhibit uneven performance across problem types, languages, formats, and complexity levels. The main sources of error are identified: the nature of the models, reliance on reasoning patterns, instability of results, accumulation of errors in multi-step calculations, and difficulty separating reasoning from precise computations. The risks of overreliance on model outputs and the need for formal verification of results are emphasized.

Keywords: artificial intelligence, large language models, mathematical reasoning, multi-step calculations, AI errors, mathematics education, result verification.

Ще кілька років тому було звично стверджувати, що штучний інтелект (ШІ) слабо справляється з розв'язуванням математичних задач. Проте з урахуванням останніх досягнень великих мовних моделей (Large Language Models, LLM) стає очевидним, що ця оцінка є занадто спрощеною. На стандартних шкільних або тестових завданнях вони можуть показувати високі бали, тоді як на багатокрокових, нестандартних задачах рівня олімпіади труднощі залишаються суттєвими. За даними дослідження [3], LLM характеризуються суттєвою нерівномірністю математичних здібностей залежно від рівня складності задач. Зокрема, хоча сучасні моделі досить ефективні при розв'язанні задач базового рівня, їхня результативність помітно знижується зі зростанням складності завдань. Так, модель GPT-4o1-preview показує приблизно 79–80 % точності на задачах шкільного рівня, близько 74 % на задачах університетського рівня та лише приблизно 45 % на задачах олімпіадного рівня. Інші моделі, зокрема GPT-4 і GPT-4 Turbo, також демонструють високі результати на базових завданнях, однак їхня точність суттєво знижується під час розв'язання складних багатокрокових задач, особливо олімпіадного типу (приблизно 5–11 %). Старіша модель GPT-3.5 Turbo демонструє значно нижчі результати: близько 39 % для шкільних задач, 17 % для університетських і приблизно 3 % для олімпіадних задач. Такі результати свідчать про те, що хоча LLM є ефективними для розв'язання рутинних або нескладних математичних завдань, їхня продуктивність значно знижується у випадку задач, які потребують складного багатокрокового логічного міркування та глибокого математичного аналізу.

У цьому контексті важливо розглянути не лише технічні аспекти роботи ШІ, а й освітні наслідки його застосування. Щоб глибше зрозуміти причини цих обмежень, пропонується розглянути основні фактори, що впливають на точність математичних відповідей LLM.

Перша причина помилок пов'язана з природою LLM. Вони створені не як калькулятори або формальні системи математики, а як моделі для генерації тексту на основі прогнозування наступних tokenів у послідовності. Завдяки цьому LLM ефективно працюють із мовними закономірностями, стилем викладу, поясненням і узагальненням, але це не гарантує точного математичного обчислення або суворого логічного висновку. Як зазначають в [1], архітектура відкритих LLM спеціально оптимізована для відтворення стилістичних і семантичних закономірностей тексту, а не для виконання суворих логічних або числових операцій, що пояснює часті математичні помилки. Автори демонструють, що моделі успішно генерують правдоподібні пояснення навіть у випадках, коли кінцеві обчислення є некоректними. Зовні відповідь моделі може виглядати дуже переконливо: правильна термінологія, логічна послідовність кроків, детальні пояснення. Проте переконливий стиль не є гарантією правильності змісту, і користувач може переоцінювати точність LLM, особливо коли модель надає розгорнуте або знайоме пояснення [2; 8].

Друга причина – залежність моделей від шаблонів міркування. LLM не завжди «розуміють» математичну структуру задачі у формальному сенсі, а відтворюють знайомі патерни з тренувальних даних. Якщо умова задачі схожа на численні приклади з навчальної бази, відповідь може бути правильною. Але варто лише трохи змінити формулювання, розташування чисел або тип запиту, точність рішення може значно знизитися [8]. У [4] показано, що навіть для однієї і тієї ж математичної задачі точність LLM суттєво різниться залежно від мови подачі та стилю формулювання, що підкреслює важливість адаптації моделей до локальних освітніх контекстів. Таким чином, модель здатна генерувати структуровані та зрозумілі пояснення, але вони не завжди базуються на строгій математичній логіці. Наприклад, LLM може правильно вказати загальну ідею розв'язання рівняння, але зробити помилку в проміжних кроках, що веде до хибної кінцевої відповіді. У навчальному контексті це створює ризик надмірної довіри студентів до результатів моделі.

Третя причина – нестійкість результатів залежно від мови, контексту та формату тесту. Дослідження показують, що точність LLM під час розв'язування навчальних математичних задач суттєво змінюється залежно від умов оцінювання. Роботи [4; 5] свідчать, що різні LLM демонструють значну варіативність навіть на схожих шкільних завданнях: одні системи наближаються до високої точності, тоді як інші демонструють значно нижчі результати. Зокрема, у дослідженні [4] було проаналізовано здатність кількох сучасних мовних моделей розв'язувати задачі з математичного міркування каталонською мовою. Результати показали, що точність відповідей суттєво відрізняється не лише між моделями, а й залежить від мовного контексту: моделі, які демонструють високі результати англійською мовою, можуть працювати помітно гірше у менш поширених мовах. Подібні висновки отримано і в роботі [5], де

LLM оцінювалися на основі завдань національного вступного іспиту з математики в Казахстані. Автори показали, що продуктивність моделей істотно варіюється залежно від типу завдання (алгебра, геометрія, текстові задачі) та формату формулювання умов.

Четверта причина – накопичення помилок у багатокроковому міркуванні. Більшість нетривіальних математичних задач потребує послідовного виконання кількох логічних і обчислювальних кроків: аналізу умови, вибору методу розв’язання, побудови математичної моделі, виконання проміжних обчислень і формування остаточної відповіді. У таких задачах кожен наступний етап спирається на результати попереднього. Тому навіть незначна помилка на ранній стадії – наприклад, неправильне тлумачення умови, помилка у формулі або неточний проміжний розрахунок – може призвести до того, що всі подальші міркування будуть побудовані на хибній основі, а кінцева відповідь виявиться неправильною [6]. Для LLM-моделей ця проблема є особливо актуальною, оскільки їхній процес генерації відповіді відбувається послідовно і залежить від уже згенерованого тексту. Якщо модель формує неправильний проміжний крок, вона зазвичай продовжує логіку розв’язання, не перевіряючи коректність попередніх дій. У результаті помилки можуть накопичуватися впродовж усього процесу міркування, що особливо помітно у задачах, які потребують довгих ланцюжків логічних або арифметичних операцій. У дослідженні [6] розглянуто підхід автоматичного контрастивного промптінгу, який спрямований на зменшення подібних помилок у процесі міркування. Автори пропонують використовувати приклади як правильних, так і помилкових ланцюжків міркування, щоб модель могла навчитися відрізняти коректні кроки від некоректних. Такий підхід дозволяє моделі краще усвідомлювати типові помилки у розрахунках і поступово покращувати якість багатокрокових пояснень.

П’ята причина – складність розрізнення міркування і точного обчислення. LLM часто правильно ідентифікують тип задачі або пропонують загальну стратегію розв’язання, але можуть допускати помилки при точних числових перетвореннях. Роботи [5; 7] доводять, що інтеграція LLM із формальними обчислювальними інструментами, такими як SymPy, або використання багаторівневого структурованого міркування значно покращує точність, особливо у слабших моделях. У [7] продемонстровано, що побудова логічних графів обчислень дозволяє моделі уникати помилок на проміжних етапах.

Попри ці обмеження, ШІ залишається корисним інструментом у навчанні математики. Він допомагає пояснювати матеріал, підтримує процес побудови міркування, генерує приклади та спрощує формулювання задач [9; 10]. Водночас сучасні дослідження підкреслюють ризики: технічну ненадійність, надмірну довіру користувачів, поверхове сприйняття математичних пояснень та складність роботи з доказами і строгими обґрунтуваннями [1–3; 9; 10].

Отже, ШІ дає неправильні відповіді не через повну нездатність «мислити», а через принципові відмінності у способі роботи від формального математичного міркування. Тому у математичній освіті ШІ доцільно використовувати як інструмент підтримки мислення, а не як автоматичний засіб отримання правильних відповідей, з обов'язковою перевіркою результатів формальними методами.

ЛІТЕРАТУРА

1. Hussain, Z., Binz, M., Mata, R., et al. (2024). A tutorial on open-source large language models for behavioral science. *Behaviour Research Methods*, 56, 8214–8237. <https://doi.org/10.3758/s13428-024-02455-8>
2. Steyvers, M., Tejada, H., Kumar, A., et al. (2025). What large language models know and what people think they know. *Nature Machine Intelligence*, 7, 221–231. <https://doi.org/10.1038/s42256-024-00976-7>
3. Fang, M., Wan, X., Lu, F. et al. MathOdyssey: Benchmarking Mathematical Problem-Solving Skills in Large Language Models Using Odyssey Math Data. *Sci Data*, 12, 1392 (2025). <https://doi.org/10.1038/s41597-025-05283-3>
4. Rhomrasi, L., Ahsini, Y., Igualde-Sáez, A., Vinuesa, R., Hoyas, S., García-Sabater, J. P., Fullana-i-Alfonso, M. J., & Conejero, J. A. (2025). LLM performance on mathematical reasoning in Catalan language. *Results in Engineering*, 25, 104366. <https://doi.org/10.1016/j.rineng.2025.104366>
5. Kadyrov, S., Abdrasilov, B., Sabyrov, A., Baizhanov, N., Makhmutova, A., & Kyllonen, P. C. (2025). Evaluating LLMs on Kazakhstan's mathematics exam for university admission. *Frontiers in Artificial Intelligence*, 8, 1642570. <https://doi.org/10.3389/frai.2025.1642570>
6. Li, X., Liu, X., Shu, Q., Tan, Z., Wan, C., Liu, D., & Wan, Q. (2026). Automatic contrastive chain-of-thought prompting: Learning from reasoning errors of large language models. *Expert Systems with Applications*, 306, 130919. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2025.130919>
7. Zhao, D., Han, D., Wu, J., He, Z., Ning, B., Yuan, Y., Li, Y., Wang, C., & Song, S. (2025). Enhancing math reasoning ability of large language models via computation logic graphs. *Knowledge-Based Systems*, 325, 113905. <https://doi.org/10.1016/j.knsys.2025.113905>
8. Dilling, F. (2025). ChatGPT's perspectives on real numbers, straight lines, and probability—A quantitative study on the influence of prompting. *Frontiers in Education*, 10, 1577322. <https://doi.org/10.3389/educ.2025.1577322>
9. Dilling, F., & Herrmann, M. (2024). Using large language models to support pre-service teachers mathematical reasoning – An exploratory study on ChatGPT as an instrument for creating mathematical proofs in geometry. *Frontiers in Artificial Intelligence*, 7, 1460337. <https://doi.org/10.3389/frai.2024.1460337>
10. Shi, Y., Yu, K., Dong, Y., & Chen, F. (2026). Large language models in education: A systematic review of empirical applications, benefits, and challenges. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, 10, 100529. <https://doi.org/10.1016/j.caeai.2025.100529>

РЕАЛІЗАЦІЯ КОМПЕТЕНТНІСНОГО ПІДХОДУ НА УРОКАХ МАТЕМАТИКИ

Тетяна Курякова

Комунальний заклад «Харківський ліцей № 93 Харківської міської ради», м. Харків

Анотація. Розкрито сутність компетентнісного підходу до навчання. Проаналізовано важливість цілепокладання, проблемних методів навчання, використання прикладних та компетентнісно орієнтованих задач для поєднання теорії з реальним життям.

Ключові слова: компетентнісний підхід, цілепокладання, проблемні ситуації, практичні роботи, прикладні задачі, компетентнісно орієнтовані задачі.