

КОГНІТИВНО-ВЕРИФІКАЦІЙНИЙ ПІДХІД ДО ТРАНСФОРМАЦІЇ ДОМАШНІХ ЗАВДАНЬ З МАТЕМАТИЧНОГО АНАЛІЗУ В УМОВАХ ВИКОРИСТАННЯ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ

Ярослав ЧКАНА

Сумський державний педагогічний університет
імені А.С.Макаренка, Україна
chkana_76@ukr.net
<https://orcid.org/0000-0003-3667-3584>

A COGNITIVE-VERIFICATION APPROACH TO TRANSFORMING HOMEWORK IN MATHEMATICAL ANALYSIS IN THE CONTEXT OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE USE

Yaroslav CHKANA

Sumy State Pedagogical University
named after A. S. Makarenko, Ukraine
chkana_76@ukr.net
<https://orcid.org/0000-0003-3667-3584>

АНОТАЦІЯ

Формулювання проблеми. У статті розглядається проблема трансформації домашніх завдань з математичного аналізу в умовах широкого використання систем штучного інтелекту, здатних автоматично виконувати значну частину алгоритмічних математичних операцій. Виникає суперечність між дидактичною метою домашніх завдань і можливістю їх формального виконання без залучення когнітивної діяльності студента. Метою дослідження є обґрунтування підходу до організації домашніх завдань на основі врахування когнітивної складності задач і ступеня їх автоматизованості, а також експериментальна перевірка його ефективності.

Матеріали і методи. Дослідження проводилося у формі педагогічного експерименту в умовах дистанційного навчання студентів 2 курсу педагогічного університету під час вивчення теми «Функції багатьох змінних». У дослідженні взяли участь 8 студентів. Оцінювання здійснювалося за трьома показниками: правильність розв'язання, пояснення та верифікація результату (максимум 30 балів за тест). Виділення підгруп здійснювалося на основі характеру навчальної діяльності студентів. Запропонований підхід передбачає включення обов'язкового пояснювально-верифікаційного компоненту та використання задач різних типів за ступенем автоматизованості.

Результати. Результати експерименту показали, що на початковому етапі рівень підготовки студентів був близьким (48–50%). У процесі навчання спостерігається зростання результатів в обох підгрупах, однак більш виражена динаміка зафіксована у студентів, які систематично реалізовували пояснювальний компонент: підсумкові результати становили відповідно 77% проти 62%. Встановлено, що основні відмінності між підгрупами пов'язані не з правильністю обчислень, а з рівнем сформованості пояснювальної та верифікаційної діяльності.

Висновки. Зроблено висновок, що включення пояснювального компоненту змінює характер когнітивної діяльності студентів, підвищує когнітивну складність задач і знижує можливість їх формального виконання засобами штучного інтелекту. Обґрунтовано доцільність трансформації домашніх завдань на основі поєднання різних типів задач з урахуванням їх автоматизованості.

КЛЮЧОВІ СЛОВА: штучний інтелект; математичний аналіз; домашні завдання; когнітивна складність; навчальні задачі; верифікація; пояснення.

ДЛЯ ЦИТУВАННЯ: Чкана Я. Когнітивно-верифікаційний підхід до трансформації домашніх завдань з математичного аналізу в умовах використання штучного інтелекту. *Фізико-математична освіта*, 2026. Том 41. № 2. С. 86-93. <https://doi.org/10.31110/fmo2026.v41i2-06>.

ABSTRACT

Formulation of the problem. The article addresses the problem of transforming homework in mathematical analysis in the context of the widespread use of artificial intelligence systems capable of automatically performing a significant portion of algorithmic mathematical operations. This creates a contradiction between the didactic purpose of homework and the possibility of its formal completion without engaging students' cognitive activity. The aim of the study is to substantiate an approach to organizing homework based on the cognitive demand of tasks and the degree of their automation, as well as to experimentally verify its effectiveness.

Materials and methods. The study was conducted as a pedagogical experiment in a distance learning environment with second-year students of a pedagogical university during the study of the topic "Functions of Several Variables." The sample included 8 students. Assessment was carried out using three indicators: correctness of solution, explanation, and verification of the result (maximum score – 30 points per test). Subgroups were identified based on the nature of students' learning activity. The proposed approach involves the inclusion of a mandatory explanatory and verification component and the use of tasks of different types according to their level of automation.

Results. The results of the experiment showed that at the initial stage the students demonstrated a similar level of preparedness (48–50%). During the learning process, performance improved in both subgroups; however, a more pronounced increase was observed among students who systematically implemented the explanatory component, with final results of 77% compared to 62%. It was found that the main differences between the subgroups were related not to computational accuracy but to the level of development of explanation and verification skills.

Conclusions. It is concluded that the inclusion of an explanatory component changes the nature of students' cognitive activity, increases the cognitive demand of tasks, and reduces the possibility of their formal completion using artificial intelligence systems. The study substantiates the feasibility of transforming homework by combining different types of tasks considering their level of automation.

KEYWORDS: artificial intelligence; mathematical analysis; homework; cognitive demand; mathematical tasks; verification; explanation.

FOR CITATION: Chkana, Ya. (2026). A cognitive-verification approach to transforming homework in mathematical analysis in the context of artificial intelligence use. *Physical and Mathematical Education*, 41(2), 86-93. <https://doi.org/10.31110/fmo2026.v41i2-06>.

ВСТУП

Проблема організації домашніх завдань з математичного аналізу в умовах широкого доступу до систем штучного інтелекту набуває особливої актуальності. Традиційно домашні завдання виконують функції закріплення навчального матеріалу, формування обчислювальних навичок і розвитку математичного мислення. Проте сучасні генеративні системи штучного інтелекту здатні автоматично виконувати значну частину стандартних математичних задач, зокрема пов'язаних із диференціюванням, інтегруванням, дослідженням функцій тощо. Унаслідок цього виникає суперечність між дидактичною метою домашніх завдань і фактичною можливістю їх виконання без залучення когнітивної діяльності студента.

У цьому контексті особливого значення набуває питання про те, які саме навчальні задачі зберігають свою педагогічну цінність в умовах використання штучного інтелекту, і як їх структура пов'язана з когнітивною складністю та можливістю автоматизації.

Математичні задачі є ключовим інструментом організації навчальної діяльності (Stein & Smith, 1998). Тому аналіз когнітивної складності математичних задач є одним із фундаментальних напрямів досліджень. У класичних роботах M. Stein та S. Lane доведено, що характер мисленнєвої діяльності, яку вимагає задача, безпосередньо впливає на якість навчання: задачі, орієнтовані на концептуальне розуміння та міркування, забезпечують глибші результати, ніж задачі, спрямовані на відтворення алгоритмів (Stein & Lane, 1996).

Систематизація підходів до аналізу задач реалізована у рамках Task Analysis Guide (TAG), який класифікує задачі за чотирма рівнями когнітивної складності: memorization, procedures without connections, procedures with connections, doing mathematics. Подальші дослідження підтверджують значущість цієї моделі як одного з основних інструментів аналізу навчальних завдань у математичній освіті та підкреслюють її роль у формуванні дослідницького мислення учнів (Hsu et al., 2023.).

Разом з тим, результати емпіричних досліджень свідчать, що у навчальній практиці домінують задачі низького когнітивного рівня, які орієнтовані на алгоритмічне відтворення. Це обмежує можливості розвитку математичного мислення та здатності до аналізу і узагальнення. Більше того, навіть задачі потенційно високого рівня можуть втрачати свою когнітивну цінність у процесі навчання, якщо їх виконання зводиться до відтворення процедур.

Паралельно з цим розвивається напрям досліджень, пов'язаний із впливом цифрових технологій на навчання математики. Українські науковці підкреслюють, що використання інформаційно-комунікаційних технологій змінює характер навчальної діяльності, зокрема переносить акцент із обчислювальних навичок на інтерпретацію результатів і аналіз (Триус, 2010; Жалдак та ін., 2012). У сучасних умовах цифрової трансформації освіти ці тенденції посилюються і набувають нових форм (Вуков et al., 2022). Зокрема, дослідження (Drushlyak et al., 2025) вказують на трансформацію ролі домашніх завдань у математичній освіті під впливом цифрових технологій, що пов'язано зі зростанням можливостей їх автоматизованого виконання.

Особливу роль у сучасних умовах відіграють системи штучного інтелекту, зокрема великі мовні моделі, які активно інтегруються в освітній процес. Сучасні оглядові дослідження свідчать, що штучний інтелект має значний потенціал у навчанні математики, зокрема як засіб підтримки індивідуалізації навчання, генерації завдань та розвитку метакогнітивних умінь (Hwang & Tu, 2021; Kasneci et al., 2023). Водночас підкреслюється, що ефективність його використання залежить від характеру навчальної діяльності: ШІ може виступати як інструмент підтримки мислення, але його некритичне використання здатне призводити до зниження когнітивної активності студентів (Chen et al., 2024; UNESCO, 2023). Це узгоджується з результатами дослідження (Чкана et al., 2025), у якому показано, що ефективність використання штучного інтелекту у навчанні математики безпосередньо залежить від рівня залучення студентів до процедур критичного аналізу отриманих результатів.

Окремий напрям досліджень присвячений аналізу здатності сучасних мовних моделей працювати з математичними задачами різного рівня складності. Зокрема, встановлено, що такі системи ефективно виконують задачі алгоритмічного характеру, однак демонструють суттєві обмеження при роботі із задачами, що потребують концептуального розуміння або побудови стратегії розв'язання (Sapkota & Bondurant, 2024; Frieder et al., 2023). Емпіричні дослідження показують, що середня точність класифікації когнітивної складності задач становить близько 60%, причому моделі мають тенденцію до зміщення в бік задач середнього рівня складності та демонструють труднощі при аналізі задач типу «doing mathematics» (Fox et al., 2026).

Крім того, встановлено, що сучасні моделі штучного інтелекту часто спираються на поверхневі текстові характеристики задач, а не на глибинний аналіз когнітивних процесів, необхідних для їх розв'язання, що обмежує їх здатність до адекватної педагогічної інтерпретації навчальних завдань (Fox et al., 2026; Frieder et al., 2023). Це свідчить про те, що, попри значні можливості, штучний інтелект не може повноцінно замінити діяльність студента у задачах високого когнітивного рівня.

Аналіз сучасних досліджень дозволяє зробити висновок про наявність зв'язку між когнітивною складністю математичних задач і можливістю їх автоматизованого розв'язання: задачі низького когнітивного рівня, що передбачають відтворення алгоритмів, найбільш повно піддаються автоматизації сучасними системами штучного інтелекту; натомість задачі, які вимагають аналізу, побудови стратегій та рефлексії, залишаються складними для автоматизації та потребують активної когнітивної участі студента. Це створює підґрунтя для переосмислення ролі навчальних завдань у математичній освіті та обґрунтовує необхідність розробки таких підходів до організації домашніх завдань, які б зберігали свою дидактичну ефективність в умовах широкого використання штучного інтелекту.

Метою статті є теоретичне обґрунтування та експериментальна перевірка когнітивно-верифікаційного підходу до трансформації домашніх завдань з математичного аналізу в умовах використання систем штучного інтелекту на основі врахування когнітивної складності задач і ступеня їх автоматизованості.

Для досягнення поставленої мети передбачено розв'язання таких завдань:

- проаналізувати сучасні дослідження щодо когнітивної складності математичних задач і можливостей їх автоматизації засобами штучного інтелекту;

- обґрунтувати класифікацію навчальних задач за ступенем їх автоматизованості;
- розробити та реалізувати методіку організації домашніх завдань у курсі математичного аналізу з урахуванням зазначеної класифікації;
- експериментально перевірити вплив запропонованого підходу на результати навчання студентів.

МЕТОДИ ДОСЛІДЖЕННЯ

Дослідження проводилося у форматі педагогічного експерименту в умовах дистанційного навчання студентів 2 курсу Сумського державного педагогічного університету імені А. С. Макаренка під час вивчення розділу «Диференціальне числення функцій багатьох змінних». Експеримент тривав 5 тижнів і охоплював теми: основні поняття функції багатьох змінних, їх границя та неперервність, частинні похідні, повний диференціал, екстремуми. У дослідженні взяли участь 10 студентів, однак до подальшого аналізу було включено результати 8 студентів, які систематично виконували навчальні завдання. Двоє студентів через нерегулярну участь у навчальному процесі були виключені з вибірки.

Методика експерименту була спрямована на перевірку гіпотези про те, що реалізація когнітивно-верифікаційного підходу до трансформації домашніх завдань змінює характер когнітивної діяльності студентів і підвищує рівень засвоєння матеріалу. Домашні завдання конструювалися з урахуванням трьох типів задач: стійких до автоматизації, сумісних із використанням штучного інтелекту та інтегрованих із його використанням. Ключовою вимогою до всіх завдань було включення пояснювально-верифікаційного компоненту. Студентам не нав'язувалася жорстка форма подання розв'язань, однак у кожному завданні вимагалось пояснити вибір методу розв'язання, обґрунтувати основні кроки, здійснити перевірку отриманого результату.

У процесі виконання завдань було зафіксовано різний рівень дотримання цієї вимоги. Це дозволило виділити дві підгрупи студентів (по 4 особи): перша – зі стійкою реалізацією пояснювального компоненту, друга – з переважно формальним виконанням завдань. Оцінювання результатів навчальної діяльності здійснювалося за трьома показниками: (1) правильність розв'язання, (2) якість пояснення, (3) здатність до верифікації результату. Кожен показник оцінювався за тривірневою шкалою (0–2 бали), де максимальний сумарний бал за одне завдання становив 6 балів (таблиця 1).

Таблиця 1. Оцінювання результатів навчальної діяльності

	0 балів	1 бал	2 бали
Правильність розв'язання	розв'язання відсутнє або неправильне	розв'язання частково правильне	розв'язання правильне
Якість пояснення	пояснення відсутнє або формальне	пояснення часткове, без цілісної логіки	пояснення послідовне, обґрунтоване та повне
Верифікація результату	перевірка відсутня	перевірка часткова або формальна	перевірка змістовна та коректна

Джерело: авторська розробка

Для фіксації змін у рівні підготовки використовувалися три зрізи: вхідний (на початку вивчення теми), проміжний (через 2–3 тижні) та підсумковий (після завершення розділу). Важливо, що завдання зрізів не були ідентичними, але їх кількість була однаковою (5 завдань), вони будувалися за однаковою структурою і перевіряли одні й ті самі типи умінь: обчислення, пояснення та перевірку.

Крім кількісного аналізу результатів зрізів, проводився якісний аналіз письмових робіт студентів. Особлива увага приділялася типовим помилкам, характеру пояснень і здатності студентів виявляти некоректні розв'язання.

З огляду на невелику вибірку ($n=8$) основний акцент було зроблено на аналізі середніх значень показників, відсоткового приросту результатів та відмінностей між підгрупами.

Додатково оцінювалася динаміка змін за кожним із трьох компонентів (правильність, пояснення, верифікація), що дозволило визначити, які саме аспекти навчальної діяльності зазнають найбільшого впливу.

Для узагальнення отриманих даних використовувалася таблиця результатів проведених зрізів за етапами експерименту (таблиця 2). Значення наведено як середні бали по групах; максимальний бал за кожним показником становить 10, загальний — 30. Підсумкові результати подавалися у відсотках від максимально можливого балу.

Таблиця 2. Результати зрізів студентів за етапами експерименту

Етап	Група	Правильність (макс. 10)	Пояснення (макс. 10)	Верифікація (макс. 10)	Загальний бал (макс. 30)	%
Вхідний	з поясненням	7.25	4.00	3.75	15.00	50%
	без системного пояснення	7.00	3.75	3.50	14.25	48%
Проміжний	з поясненням	8.25	6.00	5.50	19.75	66%
	без системного пояснення	8.00	5.00	4.50	17.50	58%
Підсумковий	з поясненням	9.00	7.25	6.75	23.00	77%
	без системного пояснення	8.50	5.25	4.75	18.50	62%

Джерело: авторська розробка

Аналогічно аналізувалися окремі компоненти оцінювання, що дозволило встановити, що найбільші відмінності спостерігаються саме у показниках пояснення та верифікації.

Таким чином, запропонована методика дозволяє не лише оцінити рівень засвоєння навчального матеріалу, але й дослідити вплив структури задач на характер когнітивної діяльності студентів у середовищі, де використання штучного інтелекту є потенційно доступним.

РЕЗУЛЬТАТИ ДОСЛІДЖЕННЯ

Аналіз наукових досліджень показує, що когнітивна складність математичних задач є ключовим чинником, який визначає якість навчальних результатів. Водночас сучасні умови використання цифрових технологій і систем штучного інтелекту потребують розширення цього підходу за рахунок урахування можливості автоматизованого розв'язання задач.

Як було зазначено, задачі низького когнітивного рівня, що передбачають відтворення алгоритмів, найбільш повно піддаються автоматизації засобами штучного інтелекту, тоді як задачі, що вимагають аналізу, побудови міркувань і рефлексії, залишаються складними для автоматизованого виконання. Це дозволяє встановити зв'язок між когнітивною складністю задачі та ступенем її автоматизованості.

На основі цього зв'язку нами запропоновано когнітивно-верифікаційний підхід до трансформації домашніх завдань, який поєднує два виміри: когнітивну складність та можливість автоматизованого розв'язання засобами штучного інтелекту. Цей підхід передбачає класифікацію навчальних задач за ступенем автоматизованості, включення в структуру домашніх завдань задач різних типів, обов'язкове доповнення задач пояснювально-верифікаційним компонентом, оцінювання не лише результату, а й процесу міркування.

У межах цього підходу виділено три типи задач:

- *задачі, стійкі до автоматизації.* Їх розв'язання передбачає побудову міркувань, обґрунтування вибору методу, аналіз альтернативних підходів або створення власних прикладів. Такі задачі відповідають високому рівню когнітивної складності (doing mathematics) і не можуть бути коректно виконані без активної участі студента;

- *задачі, сумісні з використанням штучного інтелекту за умови критичної перевірки.* До цієї групи належать задачі, які можуть бути формально розв'язані засобами штучного інтелекту, однак потребують обов'язкової перевірки, аналізу результату та виявлення можливих помилок. Вони відповідають проміжному рівню когнітивної складності (procedures with connections);

- *задачі, інтегровані з використанням штучного інтелекту.* Це задачі, у яких використання штучного інтелекту є невід'ємною частиною діяльності. ШІ виконує обчислювальні операції, тоді як студент здійснює постановку задачі, інтерпретацію результатів та формулювання висновків. Такі задачі можуть поєднувати елементи різних рівнів когнітивної складності (Чкана, 2026).

Для забезпечення відтворюваності класифікації у дослідженні використовувалися такі критерії віднесення задач:

- характер когнітивної діяльності (відтворення, встановлення зв'язків, побудова міркувань);
- можливість отримання коректної відповіді засобами штучного інтелекту без участі студента;
- необхідність інтерпретації або перевірки результату.

Узагальнення запропонованої класифікації подано в таблиці 3.

Таблиця 3. Типи задач при когнітивно-верифікаційному підході

Тип задач	Характеристика	Приклад	Когнітивний рівень	Роль ШІ
Стійкі до автоматизації	потребують обґрунтування, аналізу, створення прикладів	довести або спростувати твердження про екстремум	високий (doing mathematics)	не замінює діяльність
Сумісні з ШІ	формально розв'язуються, але потребують перевірки	обчислити частинні похідні та пояснити кроки	середній (procedures with connections)	джерело відповіді, але не істини
Інтегровані з ШІ	ШІ є частиною задачі	проаналізувати помилковий розв'язок ШІ	змішаний	інструмент навчання

Джерело: авторська розробка

Наведемо конкретні приклади задач, що ілюструють відмінності між виділеними типами.

До задач, сумісних із використанням штучного інтелекту за умови критичної перевірки, належать, зокрема, задачі на обчислення частинних похідних з обов'язковим поясненням кожного кроку. Наприклад, при знаходженні частинних похідних функції $z = x^2y + e^{xy}$ від студента вимагається не лише отримати результат, але й пояснити застосовані правила диференціювання та перевірити правильність розв'язання. У цьому випадку штучний інтелект може виступати джерелом відповіді, однак навчальна діяльність переноситься у площину аналізу та верифікації.

До задач, стійких до автоматизації, належать задачі, що потребують побудови міркувань і узагальнень. Наприклад, задача на пояснення того, чому існування всіх частинних похідних не гарантує диференційовності функції, з наведенням власного прикладу, не може бути коректно виконана без глибокого розуміння матеріалу. Аналогічно, дослідження границі функції двох змінних вздовж різних траєкторій вимагає від студента самостійного аналізу та інтерпретації результатів.

Окрему групу становлять задачі, інтегровані з використанням штучного інтелекту. Зокрема, ефективними є завдання на аналіз помилкових розв'язків, згенерованих системами штучного інтелекту. Наприклад, студенту може бути запропоновано проаналізувати твердження $\frac{\partial}{\partial x}(e^{xy}) = e^{xy}$ з метою виявлення помилки та пояснення її причини. Такі задачі формують здатність до критичного ставлення до результатів роботи інтелектуальних систем.

Запропонований когнітивно-верифікаційний підхід до трансформації домашніх завдань реалізується як цілісна система організації навчальної діяльності, що поєднує змістовий, діяльнісний та оціночний компоненти. Його впровадження передбачає не заміну традиційних задач, а їх цілеспрямовану модифікацію з урахуванням можливості автоматизованого виконання засобами штучного інтелекту (рисунок 1).

КОГНІТИВНО-ВЕРИФІКАЦІЙНИЙ ПІДХІД ДЛЯ ТРАНСФОРМАЦІЇ ДОМАШНІХ ЗАВДАНЬ



ІНТЕГРОВАНА СИСТЕМА НАВЧАННЯ: ЗМІСТ, ДІЯЛЬНІСТЬ, ОЦІНЮВАННЯ

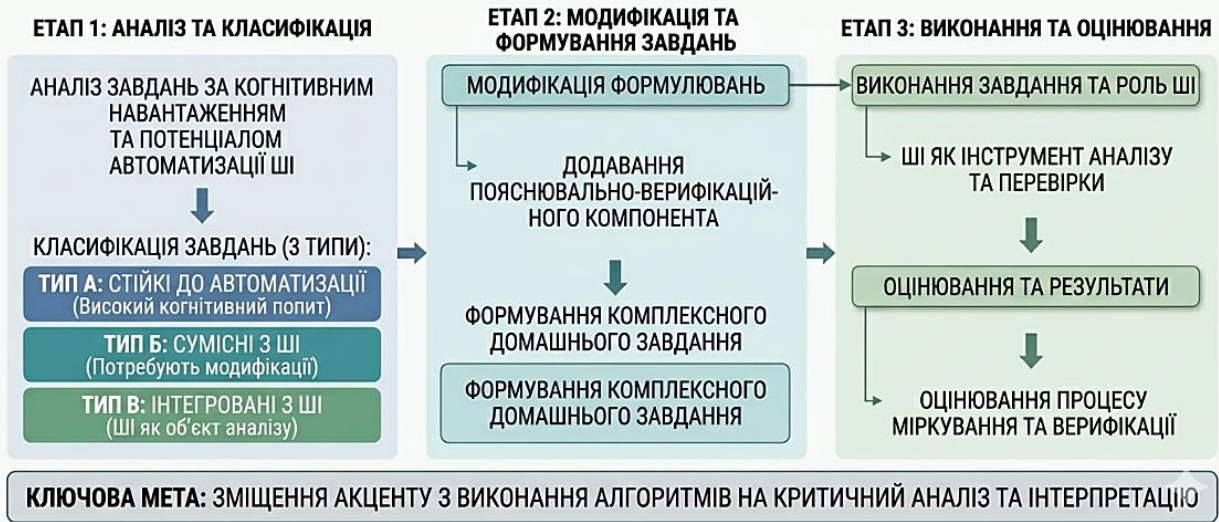


Рис. 1. Модель когнітивно-верифікаційного підходу для трансформації домашніх завдань

Джерело: згенеровано за допомогою ШІ (<https://gemini.google.com>) на основі авторського опису

На початковому етапі здійснюється аналіз навчального матеріалу та виділення типових задач, характерних для відповідної теми. Кожна задача розглядається з позиції її когнітивного навантаження та можливості отримання готового результату за допомогою інтелектуальних систем без залучення осмисленої діяльності студента. Це дозволяє віднести її до одного з трьох типів: стійких до автоматизації, сумісних із використанням штучного інтелекту або інтегрованих із ним.

Подальший етап пов'язаний із модифікацією формулювання задач. Ключовим елементом є включення пояснювально-верифікаційного компоненту, який передбачає необхідність обґрунтування вибору методу розв'язання, пояснення основних кроків, аналізу отриманого результату та його перевірки. При цьому важливо, що сама математична сутність задачі може залишатися незмінною, однак змінюється характер діяльності студента, яка переходить від виконання алгоритмічних дій до їх усвідомлення, інтерпретації та контролю.

Формування домашніх завдань у межах підходу здійснюється як поєднання задач різних типів. Зокрема, задачі, що можуть бути автоматизовані, доповнюються вимогами пояснення і перевірки, тоді як задачі високого когнітивного рівня орієнтовані на побудову міркувань, аналіз і створення власних прикладів. Окрему роль відіграють задачі, інтегровані з використанням штучного інтелекту, у яких предметом діяльності стає аналіз результатів, отриманих за допомогою таких систем.

Організація виконання домашніх завдань не передбачає жорстких обмежень щодо використання штучного інтелекту. Навпаки, допускається його застосування як інструменту, однак ключовою вимогою є обов'язкова рефлексія отриманого результату. Це змінює функцію штучного інтелекту в навчальному процесі: з джерела готових відповідей він перетворюється на об'єкт аналізу та перевірки.

Оцінювання результатів навчальної діяльності в межах підходу також зазнає змін і орієнтується не лише на правильність отриманого результату, але й на якість пояснення та здатність до верифікації. Таким чином, об'єктом оцінювання стає не лише продукт діяльності, але й процес міркування, що дозволяє більш адекватно відобразити рівень сформованості математичних компетентностей.

Аналіз результатів педагогічного експерименту показав, що на початковому етапі студенти демонстрували близький рівень підготовки. Середній результат вхідного тестування становив близько 48–50% від максимально можливого бала, при цьому більшість студентів успішно виконували обчислювальні завдання, однак відчували труднощі з поясненням своїх дій і перевіркою отриманих результатів.

Уже на проміжному етапі (через 2–3 тижні) було зафіксовано розходження в динаміці результатів. Студенти, які систематично надавали пояснення до розв'язань, продемонстрували зростання середнього показника до приблизно 66%, тоді як у групі з формальним підходом цей показник становив близько 58%. При цьому відмінності стосувалися не стільки правильності обчислень, скільки здатності пояснювати виконані дії та здійснювати перевірку результатів.

Найбільш виражені відмінності спостерігалися у підсумковому тестуванні. Середній результат у групі студентів, які систематично виконували пояснювальний компонент, становив близько 77%, тоді як у другій групі – близько 62%.

Таким чином, різниця між групами досягала приблизно 15%, що є суттєвим з огляду на невелику вибірку та однакові умови навчання.

Більш детальний аналіз показав, що за показником правильності обчислень відмінності між групами були відносно незначними (у межах 4–5%). Натомість за показниками пояснення та верифікації різниця була значно більшою. Зокрема, у підсумковому тестуванні середній рівень виконання пояснювального компоненту в групі зі стійкою реалізацією підходу становив близько 72–73% від максимального бала, тоді як у другій групі – близько 50–52%. Аналогічна ситуація спостерігалася і щодо верифікації результатів: відповідні показники становили приблизно 67–68% проти 47–48%.

Якісний аналіз письмових робіт підтвердив ці відмінності. У студентів, які регулярно пояснювали свої дії, значно рідше зустрічалися типові помилки, пов'язані з некоректним застосуванням формул, пропуском обмежень або неправильним трактуванням результату. У випадках, коли такі помилки виникали, студенти частіше самостійно їх виявляли і виправляли. Натомість у роботах студентів, які обмежувалися формальним виконанням завдань, помилки мали більш стійкий характер і часто повторювалися. Характерною особливістю цієї групи була відсутність перевірки результатів навіть у випадках очевидної некоректності відповіді.

Отримані результати свідчать, що включення пояснювального компоненту до структури домашніх завдань не лише підвищує рівень засвоєння матеріалу, але й змінює характер навчальної діяльності. Зокрема, спостерігається перехід від виконання алгоритмічних дій до усвідомленого аналізу та контролю результатів. Загалом реалізація когнітивно-верифікаційного підходу спрямована на те, щоб перенести центр навчальної діяльності з виконання алгоритмів на їх осмислення, інтерпретацію та критичний аналіз, що набуває принципового значення в умовах широкого використання систем штучного інтелекту.

ОБГОВОРЕННЯ

Отримані результати доцільно розглядати не лише як підтвердження ефективності пояснювального компоненту, але й як емпіричне свідчення впливу типу навчальних задач на характер когнітивної діяльності студентів.

Зокрема, результати дослідження узгоджуються з положеннями теорії когнітивної складності математичних задач, зокрема моделі TAG, відповідно до яких задачі, що вимагають аналізу, обґрунтування та побудови міркувань, забезпечують більш глибокі навчальні результати порівняно із задачами алгоритмічного типу. Водночас отримані результати уточнюють ці положення в умовах використання штучного інтелекту: вирішальним виявляється не лише початковий тип задачі, але й спосіб її виконання. Додавання пояснювального компоненту може змінювати характер діяльності студента, переводячи задачу з алгоритмічного рівня у площину когнітивно складної діяльності. Це дозволяє розглядати пояснювальну діяльність як механізм підвищення когнітивного навантаження без зміни формулювання задачі.

Отримані результати також доповнюють сучасні дослідження щодо використання цифрових технологій у математичній освіті, у яких підкреслюється зміщення акценту з виконання обчислень на інтерпретацію результатів. У цьому дослідженні показано, що в умовах використання систем штучного інтелекту таке зміщення стає не лише бажаним, але й необхідним для збереження навчальної функції домашніх завдань.

У контексті досліджень можливостей штучного інтелекту отримані результати узгоджуються з висновками про те, що сучасні мовні моделі демонструють високу ефективність при виконанні процедурних задач, але мають суттєві обмеження при розв'язанні задач, що потребують глибинного розуміння та побудови міркувань. У цьому сенсі запропонований когнітивно-верифікаційний підхід до трансформації домашніх завдань дозволяє цілеспрямовано змінювати характер задач таким чином, щоб зменшити ефект їх автоматизованого виконання.

Особливо показовим є те, що навіть за однакових умов навчання і однакових завдань відмінності у результатах визначалися характером діяльності студентів. Це підтверджує положення про те, що когнітивна складність задачі не є фіксованою характеристикою її формулювання, а залежить від способу її виконання.

Таким чином, результати дослідження дозволяють зробити узагальнення, що в умовах використання штучного інтелекту ефективність навчальних задач визначається не лише їх змістом, але й тим, чи вимагають вони від студента діяльності, яка не може бути делегована інтелектуальним системам. Запропонований підхід дозволяє реалізувати цей принцип на практиці через цілеспрямовану трансформацію структури домашніх завдань.

ВИСНОВКИ ТА ПЕРСПЕКТИВИ ПОДАЛЬШОГО ДОСЛІДЖЕННЯ

У результаті проведеного дослідження встановлено, що традиційні домашні завдання з математичного аналізу, орієнтовані переважно на виконання алгоритмічних процедур, в умовах широкого використання систем штучного інтелекту втрачають свою ефективність як засіб формування математичних компетентностей. Показано, що між когнітивною складністю задачі та можливістю її автоматизованого розв'язання існує обернена залежність: задачі процедурного типу легко автоматизуються, тоді як задачі, що вимагають аналізу, обґрунтування та рефлексії, залишаються стійкими до автоматизації та забезпечують активну пізнавальну діяльність студентів. На цій основі обґрунтовано когнітивно-верифікаційний підхід до класифікації навчальних задач за ступенем їх автоматизованості, який доповнює традиційні уявлення про когнітивну складність і враховує умови використання штучного інтелекту в навчальному процесі.

Експериментально підтверджено, що включення пояснювального компоненту до структури домашніх завдань змінює характер навчальної діяльності студентів, переводячи задачі з алгоритмічного рівня у площину когнітивно складної діяльності. Це проявляється у зростанні здатності до пояснення, верифікації результатів та зниженні кількості стійких помилок. Встановлено, що навіть за однакових умов навчання вирішальним фактором є не лише тип задачі, але й спосіб її виконання: вимога пояснення фактично виступає механізмом підвищення когнітивної складності задачі та обмеження можливостей її формального виконання.

Таким чином, отримані результати підтверджують доцільність трансформації домашніх завдань на основі поєднання різних типів задач і включення обов'язкового пояснювального компоненту як засобу адаптації навчального процесу до умов використання штучного інтелекту.

Перспективи подальших досліджень пов'язані з розширенням вибірки та перевіркою запропонованого підходу на інших розділах математичних дисциплін. Окремого дослідження потребує розробка цифрових інструментів, які б підтримували пояснювальну діяльність студентів, а також аналіз впливу різних моделей взаємодії зі штучним інтелектом на формування математичного мислення

КОНФЛІКТ ІНТЕРЕСІВ

Автор підтверджує відсутність фінансових, особистих чи інших інтересів, що можуть розглядатися як потенційний конфлікт інтересів щодо публікації цієї статті.

ДЖЕРЕЛА ФІНАНСУВАННЯ

Робота виконана за відсутності фінансової підтримки з боку будь-яких організацій.

ДОСТУПНІСТЬ ДАНИХ

Дані можуть бути надані за обґрунтованим запитом відповідному автору.

ВИКОРИСТАННЯ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ

Засоби ШІ, зокрема, Gemini було використано для візуалізації моделі запропонованого в статті когнітивно-верифікаційного підходу та ChatGPT для поліпшення якості мови. Автор критично перевіряв та відредагував отриманий контент і несе повну відповідальність за його зміст.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

- Bykov, V. Y., Ovcharuk, O. V., Ivaniuk, I. V., Pinchuk, O. P., & Galperina, V. O. (2022). The current state of the use of digital tools for organization of distance learning in general secondary education institutions: 2022 results. *Information Technologies and Learning Tools*, 90(4), 1–18. <https://doi.org/10.33407/itlt.v90i4.5036>
- Chen, N.-S., Smyrnova-Trybulska, E., Morze, N., Ślósarz, A., Glushkova, T., Przybyła-Kasperek, M., ... Gubo, Štefan. (2024). Education in the Era of AI, Enhancing Skills, Challenges and Perspectives – International Context and National Experience. *International Journal of Research in E-Learning*, 10(2), 1–30. <https://doi.org/10.31261/IJREL.2024.10.2.06>
- Drushlyak, M., Lukashova, T., Ielizarenko, D., & Nadtochy, O. (2025). Transformation of homework in mathematics in the digital era. In *Proceedings of the 48th International Convention on Information, Communication and Electronic Technology (MIPRO 2025)*. IEEE. <https://doi.org/10.1109/MIPRO65660.2025.11131775>
- Fox D. S., Robles B. L., DiPietro Brovey E., & Schunn C. D. Baseline performance of AI tools in classifying cognitive demand of mathematical tasks. 2026. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2603.03512>
- Frieder, S., Pinchetti, L., Griffiths, R.-R., Salvatori, T., Lukasiewicz, T., Petersen, P. C., & Berner, J. (2023). *Mathematical capabilities of ChatGPT. Advances in Neural Information Processing Systems*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2301.13867>
- Hsu, H.-Y., Yao, C.-Y., Lin, C.-Y., & Chen, Y.-H. (2023). A review of the mathematical tasks framework and levels of cognitive demand. In J. Cai, G. J. Stylianides, & P. A. Kenney (Eds.), *Research studies on learning and teaching of mathematics: Dedicated to Edward A. Silver* (pp. 231–252). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-031-35459-5_10
- Hwang, G.-J., & Tu, Y.-F. (2021). Roles and research trends of artificial intelligence in mathematics education: A bibliometric mapping analysis and systematic review. *Mathematics*, 9(6), Article 584. <https://doi.org/10.3390/math9060584>
- Kasneci, E., Sessler, K., Küchemann, S., et al. (2023). ChatGPT for good? On opportunities and challenges of large language models for education. *Learning and Individual Differences*, 103, Article 102274. <https://doi.org/10.1016/j.lindif.2023.102274>
- Sapkota, B., & Bondurant, L. (2024). Assessing concepts, procedures, and cognitive demand of ChatGPT-generated mathematical tasks. *International Journal of Technology in Education*, 7(2), 218–238. <https://doi.org/10.46328/ijte.677>
- Stein, M. K., & Lane, S. (1996). Instructional Tasks and the Development of Student Capacity to Think and Reason: An Analysis of the Relationship between Teaching and Learning in a Reform Mathematics Project. *Educational Research and Evaluation*, 2(1), 50–80. <https://doi.org/10.1080/1380361960020103>
- Stein, M. K., & Smith, M. S. (1998). Mathematical tasks as a framework for reflection: From research to practice. *Mathematics Teaching in the Middle School*, 3(4), 268–275. <https://doi.org/10.5951/MTMS.3.4.0268>
- UNESCO. (2023). *Guidance for generative AI in education and research*. UNESCO. <https://unesdoc.unesco.org/ark:/48223/pf0000386693>
- Жалдак, М. І., Рамський, Ю. С., & Рафальська, М. В. (2012). *Інформаційні технології навчання математики*. НПУ імені М. П. Драгоманова.
- Триус, Ю. В. (2010). Комп'ютерно-орієнтовані методичні системи навчання математичних дисциплін у ВНЗ: проблеми, стан і перспективи. *Науковий часопис НПУ імені М. П. Драгоманова. Серія 2. Комп'ютерно-орієнтовані системи навчання*, 9(16), 20–34.
- Чкана, Я. (2026). Про домашні завдання з математичного аналізу в епоху штучного інтелекту. У *Тези доповідей VII Міжнародної наукової конференції «Актуальні проблеми теорії та методики навчання математики: до 100-річчя з дня народження Григорія Бевза»* (с. 89–91). УДУ імені Михайла Драгоманова.
- Чкана, Я. О., Мартиненко, О. В., & Герасименко, В. О. (2025). Критичне мислення майбутніх учителів математики у взаємодії зі штучним інтелектом при розв'язуванні математичних задач. *Педагогічна академія: наукові записки*, 15. <https://doi.org/10.5281/zenodo.15095182>

REFERENCES (TRANSLATED AND TRANSLITERATED)

- Bykov, V. Y., Ovcharuk, O. V., Ivaniuk, I. V., Pinchuk, O. P., & Galperina, V. O. (2022). The current state of the use of digital tools for organization of distance learning in general secondary education institutions: 2022 results. *Information Technologies and Learning Tools*, 90(4), 1–18. <https://doi.org/10.33407/itlt.v90i4.5036>
- Chen, N.-S., Smyrnova-Trybulska, E., Morze, N., Ślósarz, A., Glushkova, T., Przybyła-Kasperek, M., ... Gubo, Štefan. (2024). Education in the Era of AI, Enhancing Skills, Challenges and Perspectives – International Context and National Experience. *International Journal of Research in E-Learning*, 10(2), 1–30. <https://doi.org/10.31261/IJREL.2024.10.2.06>
- Drushlyak, M., Lukashova, T., Ielizarenko, D., & Nadtochyj, O. (2025). Transformation of homework in mathematics in the digital era. In *Proceedings of the 48th International Convention on Information, Communication and Electronic Technology (MIPRO 2025)*. IEEE. <https://doi.org/10.1109/MIPRO65660.2025.11131775>
- Fox D. S., Robles B. L., DiPietro Brovey E., & Schunn C. D. Baseline performance of AI tools in classifying cognitive demand of mathematical tasks. 2026. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2603.03512>
- Frieder, S., Pinchetti, L., Griffiths, R.-R., Salvatori, T., Lukaszewicz, T., Petersen, P. C., & Berner, J. (2023). *Mathematical capabilities of ChatGPT. Advances in Neural Information Processing Systems*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2301.13867>
- Hsu, H.-Y., Yao, C.-Y., Lin, C.-Y., & Chen, Y.-H. (2023). A review of the mathematical tasks framework and levels of cognitive demand. In J. Cai, G. J. Stylianides, & P. A. Kenney (Eds.), *Research studies on learning and teaching of mathematics: Dedicated to Edward A. Silver* (pp. 231–252). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-031-35459-5_10
- Hwang, G.-J., & Tu, Y.-F. (2021). Roles and research trends of artificial intelligence in mathematics education: A bibliometric mapping analysis and systematic review. *Mathematics*, 9(6), Article 584. <https://doi.org/10.3390/math9060584>
- Kasneći, E., Sessler, K., Küchemann, S., et al. (2023). ChatGPT for good? On opportunities and challenges of large language models for education. *Learning and Individual Differences*, 103, Article 102274. <https://doi.org/10.1016/j.lindif.2023.102274>
- Sapkota, B., & Bondurant, L. (2024). Assessing concepts, procedures, and cognitive demand of ChatGPT-generated mathematical tasks. *International Journal of Technology in Education*, 7(2), 218–238. <https://doi.org/10.46328/ijte.677>
- Stein, M. K., & Lane, S. (1996). Instructional Tasks and the Development of Student Capacity to Think and Reason: An Analysis of the Relationship between Teaching and Learning in a Reform Mathematics Project. *Educational Research and Evaluation*, 2(1), 50–80. <https://doi.org/10.1080/1380361960020103>
- Stein, M. K., & Smith, M. S. (1998). Mathematical tasks as a framework for reflection: From research to practice. *Mathematics Teaching in the Middle School*, 3(4), 268–275. <https://doi.org/10.5951/MTMS.3.4.0268>
- UNESCO. (2023). *Guidance for generative AI in education and research*. UNESCO. <https://unesdoc.unesco.org/ark:/48223/pf0000386693>
- Zhaldak, M. I., Ramskyi, Yu. S., & Rafalska, M. V. (2012). *Informatsiini tekhnolohii navchannia matematyky [Information technologies of mathematics teaching]*. NPU imeni M. P. Drahomanova. (in Ukrainian)
- Tryus, Yu. V. (2010). Kompiuterno-orientovani metodychni systemy navchannia matematychnykh dystsyplin u VNZ: problemy, stan i perspektyvy [Computer-oriented methodological systems of teaching mathematical disciplines in universities: problems, status and prospects]. *Naukovyi chasopys NPU imeni M. P. Drahomanova. Serii 2. Kompiuterno-orientovani systemy navchannia – Scientific journal of NPU named after M. p. Dragomanov. Series 2. Computer-oriented teaching systems*, 9(16), 20–34. (in Ukrainian)
- Chkana, Ya. (2026). Pro domashni zavdannya z matematychnoho analizu v epokhu shtuchnoho intelektu [On homework assignments in mathematical analysis in the era of artificial intelligence]. U Tezy dopovidei VII Mizhnarodnoi naukovoii konferentsii «Aktualni problemy teorii ta metodyky navchannia matematyky: do 100-richchia z dnia narodzhennia Hryhoriia Bevza – Actual problems of the theory and methods of teaching mathematics: to the 100th anniversary of the birth of Grigoriy Bevz» (s. 89–91). UDU imeni Mykhaila Drahomanova. (in Ukrainian)
- Chkana, Ya. O., Martynenko, O. V., & Herasymenko, V. O. (2025). Krytychne myslennia maibutnykh uchyteliv matematyky u vzaiemodii zi shtuchnym intelektom pry rozviazuvanni matematychnykh zadach [Critical thinking of future mathematics teachers in interaction with artificial intelligence when solving mathematical problems]. *Pedahohichna akademiia: naukovy zapysky – Pedagogical Academy: Scientific Notes*, 15. <https://doi.org/10.5281/zenodo.15095182> (in Ukrainian)

| Матеріал надійшов до редакції: 24.01.2026 р. | Прийнято до друку: 15.03.2026 р. | Опубліковано: 30.04.2026 р. |

