

## ЧОТИРИ ТЕХНІКИ ПРОМПТИНГУ ДЛЯ АНАЛІТИЧНОЇ РОБОТИ З НАВЧАЛЬНО-МЕТОДИЧНИМИ МАТЕРІАЛАМИ

**Таяна ДЕОРДИЦА** ✉

Центр освіти і кар'єри «IT Career HUB», Німеччина  
TLDeorditsa@gmail.com  
<https://orcid.org/0000-0002-3409-7168>

**Марина ВОРОНІНА**

Державний науково-методичний центр  
змісту культурно-мистецької освіти, Україна  
M\_Voronina@i.ua  
<https://orcid.org/0000-0003-3838-7194>

**Раїса ГЛАДУШИНА**

Київський університет імені Бориса Грінченка, Україна  
gladushyna.raisa@gmail.com  
<https://orcid.org/0000-0002-6760-0487>

**Ольга ЄПИФАНОВА**

Східноукраїнський національний університет  
імені Володимира Даля, Україна  
YepifanovaOlga@gmail.com  
<https://orcid.org/0000-0003-2518-3002>

**Олена КОЗЬМЕНКО**

Східноукраїнський національний університет  
імені Володимира Даля, Україна  
olena\_kozmenko@ukr.net  
<https://orcid.org/0000-0002-7063-2324>

**Володимир ТОЛМАЧОВ**

Глухівський національний педагогічний університет  
імені Олександра Довженка, Україна  
V.S.Tolmachov@gmail.com  
<https://orcid.org/0000-0002-4674-8677>

## FOUR PROMPTING TECHNIQUES FOR ANALYTICAL WORK WITH TEACHING AND LEARNING RESOURCES

**Taiana DIEORDITSA** ✉

Education and Career Center «IT Career HUB», Germany  
TLDeorditsa@gmail.com  
<https://orcid.org/0000-0002-3409-7168>

**Maryna VORONINA**

State Scientific and Methodological Center  
for the Content of Cultural and Artistic Education, Ukraine  
M\_Voronina@i.ua  
<https://orcid.org/0000-0003-3838-7194>

**Raisa HLADUSHYNA**

Borys Grinchenko Kyiv University, Ukraine  
gladushyna.raisa@gmail.com  
<https://orcid.org/0000-0002-6760-0487>

**Olga YEPIFANOVA**

Volodymyr Dahl East Ukrainian National University, Ukraine  
YepifanovaOlga@gmail.com  
<https://orcid.org/0000-0003-2518-3002>

**Olena KOZMENKO**

Volodymyr Dahl East Ukrainian National University, Ukraine  
olena\_kozmenko@ukr.net  
<https://orcid.org/0000-0002-7063-2324>

**Volodymyr TOLMACHOV**

Oleksandr Dovzhenko Hlukhiv National  
Pedagogical University, Ukraine  
V.S.Tolmachov@gmail.com  
<https://orcid.org/0000-0002-4674-8677>

### АНОТАЦІЯ

**Формулювання проблеми.** Викладачі дедалі активніше використовують великі мовні моделі (LLM) для вдосконалення навчально-методичних матеріалів (НММ). Проте більшість із них не має формальної підготовки в галузі штучного інтелекту, а тому вдається до безсистемних підходів. Описані у дослідницькій літературі техніки промптингу активують конкретні спроможності LLM і роблять взаємодію з моделлю передбачуваною та керованою. Однак наявні таксономії упорядковують ці техніки за внутрішньою логікою моделі, тоді як діяльність викладача визначається типом текстового завдання. Це зумовлює потребу у цілеспрямованому відборі технік для аналітичної роботи з НММ.

**Матеріали і методи.** Роботу виконано у форматі пошукового дослідження, кінцевим продуктом якого є готовий до практичного використання інструментарій для викладачів. Дослідження складалося з трьох етапів: теоретичного аналізу та синтезу дослідницької літератури; розроблення процедури відбору технік; пілотної апробації. За основу відбору взято таксономію Schulhoff et al. (2025), що охоплює 58 текстуальних технік промптингу.

### ABSTRACT

**Formulation of the problem.** Teachers are increasingly using large language models (LLMs) to enhance their teaching and learning resources (TLRs). However, most of them have no formal training in artificial intelligence and therefore rely on unsystematic approaches. The prompting techniques described in research literature can activate specific capabilities of LLMs, making interactions more predictable and manageable. Yet most existing taxonomies classify these techniques according to the model's internal logic, whereas a teacher's work is typically organized around the type of textual task being addressed. This highlights the need for a more purposeful selection of prompting techniques that support analytical work with teaching and learning resources (TLRs).

**Materials and methods.** The research was conducted as an exploratory study, leading to the development of a practical toolkit for teachers. The study proceeded through three stages: a theoretical analysis and synthesis of the relevant literature, the development of a procedure for selecting appropriate prompting techniques, and pilot testing. The selection was based on the taxonomy by Schulhoff et al. (2025), which includes 58 textual prompting techniques.

**Результати.** Сформовано інструментарій із чотирьох технік промптингу – Role Prompting, Plan-and-Solve, Chain of Verification, Self-Refine – упорядкованих за логікою циклу Демінга (Plan→Do→Check→Act). Інструментарій реалізується через уніфіковані промпти-шаблони, адаптовані до чотирьох вимірів аналітичної роботи з НММ: змістового, структурно-логічного, мовно-стилістичного та оцінювального. Інструментарій допускає два режими використання: процедурний – із послідовним застосуванням усіх чотирьох технік, та автономний – із вибором однієї техніки відповідно до поточного завдання.

**Висновки.** Відібрані чотири техніки перетворюють роботу з LLM на зрозумілу послідовність дій і забезпечують викладачам структурований підхід до аналітичної роботи з НММ незалежно від рівня їхньої технічної підготовки. Водночас результати роботи моделі завжди потребують критичного оцінювання людиною.

**КЛЮЧОВІ СЛОВА:** великі мовні моделі; техніки промптингу; навчально-методичні матеріали; цикл Демінга (PDCA); Role Prompting; Plan-and-Solve; Chain-of-Verification; Self-Refine.

**ДЛЯ ЦИТУВАННЯ:** Деордіца Т., Вороніна М., Гладушина Р., Єпіфанова О., Козьменко О., Толмачов В. Чотири техніки промптингу для аналітичної роботи з навчально-методичними матеріалами. *Фізико-математична освіта*, 2026. Том 41. № 2. С. 46-55. <https://doi.org/10.31110/fmo2026.v41i2-04>.

**Results.** The study produced a practical toolkit featuring four prompting techniques: Role Prompting, Plan-and-Solve, Chain-of-Verification, and Self-Refine, organized according to the logic of the Deming cycle (Plan → Do → Check → Act). The toolkit is implemented through standardized prompt templates adapted to four dimensions of analytical work with LLMs: content, structural and logical organization, language and style, and evaluation. It can be used in two ways: a procedural mode, in which all four techniques are applied sequentially, and an autonomous mode, in which a teacher selects a single technique based on the specific task at hand.

**Conclusion.** The four selected techniques transform interaction with LLMs into a clear and well-defined set of steps. They provide teachers with a structured approach to analytical work with LLMs, regardless of their level of technical expertise. At the same time, any results generated by the model should always be critically evaluated by the user.

**KEYWORDS:** large language models; prompting techniques; teaching and learning resources; Deming cycle (PDCA); Role Prompting; Plan and-Solve; Chain-of-Verification; Self-Refine.

**FOR CITATION:** Dieorditsa, T., Voronina, M., Hladushyna, R., Yepifanova, O., Kozmenko, O., & Tolmachov, V. (2026). Four prompting techniques for analytical work with teaching and learning resources. *Physical and Mathematical Education*, 41(2), 46-55. <https://doi.org/10.31110/fmo2026.v41i2-04>.

## ВСТУП

**Постановка проблеми.** Викладачі дедалі активніше використовують великі мовні моделі (LLM) для вдосконалення навчально-методичних матеріалів (лекцій, методичних вказівок тощо). Проте більшість із них не має формальної підготовки в галузі штучного інтелекту, а тому стикається з труднощами, адже не застосовує системний підхід і покладається на метод спроб і помилок, створюючи запити (Qian, 2025). Подолати цю проблему допомагають описані у дослідницькій літературі техніки промптингу, що активують конкретні спроможності LLM і роблять взаємодію з моделлю передбачуваною та керованою. Однак наявні таксономії класифікують ці техніки за внутрішньою логікою роботи моделі, тоді як діяльність викладача визначається типом текстового завдання. Стаття відповідає на питання: який набір технік промптингу забезпечує системний підхід до аналітичної роботи викладача з навчально-методичними матеріалами?

**Аналіз актуальних досліджень.** У цьому розділі розглянуто два взаємопов'язані блоки літератури: дослідження педагогічного застосування великих мовних моделей у вищій освіті та наявні систематизації технік промптингу. Перший блок встановлює контекст потреби, другий — наявний інструментарій і його обмеження.

### Педагогічне застосування великих мовних моделей

Огляд публікацій 2023–2025 років засвідчує стрімке зростання інтересу до використання LLM у педагогічній діяльності у сфері вищої освіти. Так, Alenezi et al. (2024) дослідили виклики та можливості інтеграції цифрових технологій у вищу освіту. Yan et al. (2024) у систематичному огляді 118 публікацій виявили 53 сценарії використання LLM в освіті й задокументували пов'язані з ними практичні та етичні ризики.

Центральною для нашого дослідження є публікація (Qian, 2025), в якій систематизовано застосування генеративного штучного інтелекту (GenAI) за трьома основними напрямками: автоматизація зворотного зв'язку; когнітивна та афективна підтримка навчання; розвиток навичок вищого порядку. Дослідниця показала, що ефективна практика промптингу суттєво диференціюється залежно від дисципліни: у програмуванні вона потребує високої алгоритмічної точності, у медицині – відповідності стандартам іспитів, у педагогічних дисциплінах – критичної адаптації й рефлексії над згенерованим контентом. Концептуально ключовою для нас є запропонована Y. Qian операціоналізація конструкту промпт-грамотність (prompt literacy) як стратегічної здатності, що дає змогу розглядати GenAI не просто як інструмент автоматизації, а як партнера у розвитку критичного мислення. Поділяючи цю позицію, ми вважаємо, що інтеграція GenAI в освіту має ґрунтуватися на принципі підсилення людських можливостей, а не їх заміни.

Водночас реалізація цієї амбітної мети стикається зі стійкими перешкодами, які вже у 2023 році чітко задокументували В. Eager та R. Brunton. Ці дослідники виявили два тісно пов'язані бар'єри – брак структурованих знань про техніки промптингу та хронічний дефіцит часу, – що утворюють замкнене коло: інтуїтивне використання LLM призводить до нестабільних результатів, розчарування знижує мотивацію, а нестача часу блокує навчання та вихід із циклу. Наш річний досвід роботи з LLM підтверджує, що ці перешкоди зберігають актуальність. Наведений цими авторами практичний кейс Університету Тасманії показав: навіть мінімально структурований підхід – п'ятикомпонентна послідовність промптів – дав змогу викладачам переробити близько 80 % навчальних завдань протягом 40-хвилинного воркшопу (Eager & Brunton, 2023). Хоча оцінювання було неформальним (воно спиралося лише на зворотний зв'язок учасників), а узагальнення висновків обмежене специфікою кейсу, цей досвід ілюструє: викладачам потрібен не абстрактний курс AI-грамотності, а компактний, цільовий і низькопороговий набір технік промптингу.

### Таксономії технік промптингу

Запит на структуровані знання про техніки промптингу формувався паралельно з розвитком промпт-інженерії як окремої галузі. На момент публікації (Eager & Brunton, 2023) різноманіття підходів – Chain-of-Thought, Few-Shot Learning,

Role Prompting та інші – існувало без єдиної класифікаційної рамки. Потреба впорядкувати цю галузь зумовила появу таксономій, три з яких здобули найширше визнання.

Sahoo et al. (2024) систематизують  $\approx 41$  техніку за 12 сферами практичного використання, з найдетальнішим описом блоку структурованого міркування (CoT, ToT, GoT, LogiCoT та понад 20 споріднених підходів). Класифікація орієнтована на оперативний добір методу під конкретний тип завдання.

Liu et al. (2025) будують таксономію навколо поняття pipeline – послідовності взаємопов'язаних фаз, які LLM-агент проходить від отримання запиту до формування кінцевої відповіді. За цією логікою, техніки промптингу розподіляються за чотирма компонентами: профіль та інструкція; зовнішні знання (RAG); міркування та планування; надійність.

Schulhoff et al. (2025) пропонують найбільш методологічно строгу систематизацію: 58 текстуальних і 40 мультимодальних технік, виконану за стандартом PRISMA з глосарієм із 33 термінів.

Розглянуті таксономії є взаємодоповнювальними: перша орієнтована на практичний добір, друга – на архітектурне розуміння агента, третя слугує повним методологічним каталогом технік промптингу.

Для відбору технік для аналітичної роботи з НММ ми обрали таксономію за Schulhoff et al. На нашу думку, її методологічна строгість, вичерпний глосарій і найширше охоплення описаних у дослідницькій літературі технік забезпечують надійне підґрунтя для їх практичного застосування.

Отже, огляд літератури доводить, що попит на промпт-грамотність є реальним, однак брак структурованих знань про техніки промптингу і дефіцит часу блокують перехід від інтуїтивного до усвідомленого використання LLM. Наявні таксономії промптингу охоплюють увесь спектр технік, проте жодна з них не адаптована до практичних потреб викладача, зокрема до завдань цілеспрямованого вдосконалення навчально-методичних матеріалів. Саме ця прогалина між розробленим дослідницьким інструментарієм і потребами викладацької практики визначила мету нашої статті.

**Мета статті** – сформулювати та пілотно апробувати компактний набір технік промптингу та процедуру їх застосування для аналітичної роботи з навчально-методичними матеріалами.

Процедуру в цій статті ми тлумачимо як уніфіковану послідовність застосування відібраних технік промптингу.

## ТЕОРЕТИЧНІ ОСНОВИ ДОСЛІДЖЕННЯ

Охарактеризуємо ключові терміни, які утворюють логічний ланцюжок роботи з великими мовними моделями. Джерело усіх визначень – праця (Schulhoff et al., 2025).

Великі мовні моделі (Large Language Models, LLM) – це клас систем штучного інтелекту для роботи з природною мовою, які генерують текст на основі статистичного аналізу величезних обсягів текстових даних. LLM реалізуються у форматі загальнодоступних сервісів (наприклад, ChatGPT, Claude, Gemini). Базовий принцип їх роботи полягає у прогнозуванні наступного фрагмента тексту з урахуванням попереднього контексту. Завдяки навчанню на великих корпусах у моделях формуються імовірнісні представлення про закономірності слововживання та жанрово-стилістичні структури текстів, що й обумовлює здатність цих систем до генерації контекстуально доречних відповідей.

Промпт (від англ. Prompt – підказка) – це вхідні дані для генеративної моделі штучного інтелекту (GenAI), які використовують для спрямування її виходу. Промпт може складатися з тексту, зображення, звуку чи інших медіа.

Промптинг – це процес надання промпту генеративній моделі, після чого вона генерує відповідь.

Техніка промптингу – шаблон, що описує, як структурувати промпт, кілька промптів або динамічну послідовність промптів. Спосіб структурування визначає, які спроможності моделі будуть активовані.

Один із засобів реалізації технік промптингу – це тригерні фрази, тобто короткі формулювання, що скеровують модель до цільової поведінки. На відміну від звичайних інструкцій, тригерні фрази підвищують імовірність очікуваного результату: наприклад, «let's think step by step» активує послідовне розгортання міркування, натомість «re-read the question» спонукає модель повторно звернутися до умови задачі, знижуючи ризик відхилення від вимог. Як показано Kojima et al. (2022), тригерна фраза є не стилістичним вибором, а обов'язковим операційним елементом промпту: ідентичне завдання без тригерної фрази дає менш передбачуваний результат.

Промпт-інженерія – ітеративний процес розроблення промпту шляхом модифікації або зміни застосованої техніки промптингу.

Техніка промпт-інженерії – стратегія ітеративного вдосконалення промпту. У науковій літературі це найчастіше автоматизовані стратегії (Deng et al., 2022).

Розмежування технік промптингу і технік промпт-інженерії є принциповим: стаття зосереджена виключно на першому типі, оскільки саме шаблони побудови запиту, а не стратегії їх автоматизованого вдосконалення, доступні викладачам-початківцям у роботі з LLM.

Вихідну множину технік для подальшого відбору становить таксономія Schulhoff et al. (2025), що охоплює 58 текстуальних технік промптингу в шести категоріях (табл. 1).

**Таблиця 1. Категорії технік промптингу**

№	Категорія (англ.)	Категорія (укр.)	Функція
1	Zero-Shot	Нульовий постріл	Прямі інструкції/питання без прикладів
2	Few-Shot	Кілька пострілів	Використання одного-кількох прикладів у промпті
3	Thought generation	Генерація міркувань	Покрокове мислення, Chain-of-Thought та похідні
4	Decomposition	Декомпозиція	Розбиття складної задачі на простіші підзадачі
5	Ensembling	Ансамблювання	Агрегування кількох незалежних відповідей / промптів
6	Self-Criticism	Самокритика	Самооцінка, самокорекція, аналіз власної відповіді

Джерело: авторська розробка на основі (Schulhoff et al., 2025)

## МЕТОДИ ДОСЛІДЖЕННЯ

Дослідження реалізоване як пошукове (exploratory study): його мета – з'ясувати придатність інструментарію до практичного використання, а не виміряти його ефективність у контрольованих умовах. Такий дизайн зумовлений новизною предмета: усталених інструментів для оцінювання ефективності технік промптингу у викладацькій практиці ще не вироблено. Отримані результати можуть слугувати підґрунтям для формулювання гіпотез подальших контрольованих досліджень.

Виконання дослідження складалося з трьох послідовних етапів: теоретичного аналізу та синтезу літератури; розроблення процедури відбору технік; пілотної апробації отриманого інструментарію. Апробації передував 8-місячний період нецільеспрямованого використання LLM авторами у власній викладацькій практиці, який сформував первинний досвід і мотивацію для систематизації; власне, апробація за розробленою процедурою тривала 4 місяці. Розглянемо ці етапи детальніше.

### I. Теоретичний аналіз і синтез

Проаналізовано систематичний огляд технік за (Schulhoff et al., 2025), що містить таксономію з 58 текстуальних технік промптингу. Огляд базується на PRISMA-процесі та охоплює 1565 наукових публікацій. Розглянуто статті-першоджерела вибраних технік промптингу.

Результатом цього етапу стало визначення вихідної множини технік для подальшого відбору.

### II. Розроблення процедури відбору

Процедура складається з трьох стадій.

#### Стадія I. Відбір за критеріями (Кроки 1–3)

**Крок 1. Релевантність.** Техніки відбирали за критерієм функціональної придатності до аналітичної роботи з текстом, тобто спрямованості на аналіз, а не на генерацію чи переклад. Для операціоналізації цього критерію стосовно НММ автори виділили чотири виміри аналітичної роботи з текстом (табл. 2), упорядковані за принципом від змісту до форми.

**Таблиця 2. Виміри та завдання аналітичної роботи з текстом НММ**

Назва виміру	Завдання	Експертна позиція
Змістовий	<ul style="list-style-type: none"> <li>Визначити відповідність змісту меті</li> <li>Знайти змістові прогалини</li> <li>Перевірити повноту розкриття теми</li> </ul>	Предметний експерт
Структурно-логічний	<ul style="list-style-type: none"> <li>Перевірити логічну послідовність подачі матеріалу</li> <li>Виявити структурні прогалини</li> <li>Знайти логічні суперечності</li> </ul>	Методист
Мовно-стилістичний	<ul style="list-style-type: none"> <li>Перевірити відповідність академічному стилю</li> <li>Виявити русизми та канцеляризми</li> <li>Виявити термінологічні помилки</li> <li>Оцінити точність формулювань</li> </ul>	Редактор
Оцінювальний	<ul style="list-style-type: none"> <li>Оцінити відповідність цільовій аудиторії</li> <li>Визначити рівень складності матеріалу</li> <li>Перевірити відповідність дидактичним принципам</li> </ul>	Рецензент

*Джерело: авторська розробка*

**Крок 2. Впорядкування відібраних технік за фазами циклу Демінга** (його обрано як організаційну рамку за трьома критеріями: впізнаваність у практиці управління якістю освіти, що не потребує від викладача додаткової підготовки; структурною зручністю – чотири фази задають чотири послідовні типи аналітичних дій: постановку експертного контексту, виконання, верифікацію та корекцію; ітеративністю – завершення фази Act є одночасно поверненням до фази Plan для наступного виміру аналізу, що забезпечує циклічне охоплення всіх вимірів роботи з текстом НММ). Відповідність між техніками та фазами є орієнтовною: цикл Демінга використано не як строге теоретичне обґрунтування, а як впізнавану послідовність дій, що полегшує практичне освоєння інструментарію.

Техніки, що пройшли фільтр релевантності, розподіляли за чотирма фазами (Plan–Do–Check–Act) відповідно до їх функцій. Якщо техніка однаковою мірою відповідала двом фазам, фазу визначали експертним консенсусом авторського колективу, орієнтуючись на те, для якої фази техніка забезпечувала більш специфічний результат. Техніки, які не вдалося однозначно віднести до жодної фази, виключали з подальшого розгляду.

**Крок 3. Відбір репрезентативних технік всередині фаз.** Техніки, що потрапили до однієї фази, порівнювали попарно за трьома критеріями: функціональною відмінністю між результатами застосування, емпіричною підтримкою на текстових завданнях та застосовністю без програмування й автоматизації. Перевагу надавали техніці, яка за сукупністю критеріїв переважала решту технік своєї фази. Зокрема, Tree-of-Thoughts відхилено як функціонально надлишкову щодо Plan-and-Solve, але операційно складнішу; Self-Consistency — як таку, що потребує кількох незалежних запусків і тому виходить за межі застосовності без автоматизації.

#### Стадія II. Формування фінального набору інструментарію

**Крок 4. Принцип мінімалізму:** обрано чотири техніки, що забезпечують охоплення всіх фаз циклу Демінга без дублювання.

**Потік відбору:** із 58 технік таксономії за критерієм релевантності до аналітичної роботи з текстом у чотирьох вимірах відібрано 34; їх розподілено за фазами PDCA. Після попарного порівняння всередині фаз за трьома зазначеними критеріями кількість технік скоротилася до 10. На цьому етапі до фази Plan додано техніку Role Prompting, яка не увійшла до 34 за критерієм релевантності, але виконує функцію цілепокладання через постановку експертного контексту.

Це рішення зумовлене двома чинниками: хоча до фази Plan потрапили інші техніки, жодна з них не покривала функцію цілепокладання – визначення експертної позиції, яка задає перспективу і критерії аналізу для всього циклу; водночас саме призначення ролі є найбільш інтуїтивним першим кроком для викладача, який починає працювати з LLM. За принципом мінімалізму обрано чотири репрезентативні техніки.

### Стадія III. Оформлення результату

Для кожної базової техніки створено структурований опис: фаза циклу Демінга, англійська та україномовна назви, категорія за класифікацією Schulhoff et al. (2025), концепція, призначення, тригерні фрази, що активують певні спроможності моделі, приклад застосування.

### III. Пілотна апробація

Протягом лютого–вересня 2025 року шість авторів – фахівців у п'яти предметних галузях (комп'ютерні науки, агроінженерія, дизайн одягу та аксесуарів, психолінгвістика, англійська філологія) використовували LLM для роботи з реальними навчально-методичними матеріалами без єдиної процедури. Починаючи з жовтня 2025 року роботу переведено на систематичну апробацію за розробленою процедурою відбору, яка тривала 4 місяці (жовтень 2025 – січень 2026). За цей період опрацьовано майже 80 документів (конспектів лекцій – 20, методичних вказівок – 15, акредитаційних документів – 37, оцінювальних засобів – 6). Використано Claude 3.5 Sonnet (Anthropic), Grok 2 (xAI) та GPT-4 (OpenAI). Досвід підтвердив практичну застосовність інструментарію; його обмеження висвітлюються в розділі «Обговорення».

## РЕЗУЛЬТАТИ ДОСЛІДЖЕННЯ

За результатами відбору сформовано компактний інструментарій із чотирьох функціонально відмінних технік, кожна з яких забезпечує унікальний тип аналітичного впливу на текст НММ. Візуальна схема на рис. 1 ілюструє розподіл відібраних технік за фазами циклу Демінга.

Розподіл технік за фазами відображає функціональне призначення кожної техніки. Role Prompting (рольове промптування) віднесено до фази «Plan», оскільки роль задається до початку будь-якої дії і виконує функцію цілепокладання для всього циклу. Plan-and-Solve (сплануй і виконай) – до фази «Do»: етап планування в цій техніці підпорядкований виконанню, а кінцевим продуктом є виправлений текст. Chain-of-Verification (послідовність перевірки) віднесено до фази «Check», оскільки її мета – верифікація точності тверджень; вдосконалення ж тексту є наслідком цієї перевірки, а не самостійною ціллю. Self-Refine (самовдосконалення) – до фази «Act», оскільки її визначальна функція – ітеративне усунення виявлених проблем через цикл критики та правки.



**Рис. 1. Систематизація чотирьох технік промптингу для удосконалення навчально-методичних матеріалів за логікою циклу Демінга**

Джерело: Розроблено авторами із суттєвою адаптацією схеми циклу Демінга зі стандарту ISO/IEC 27001:2022 (інвертовано кольори, додано техніки промптингу)

Розглянемо кожну техніку детальніше за такою структурою: категорія, концепція, призначення, тригерні фрази, застосування.

### ФАЗА PLAN (ПЛАНУЙ)

#### 1. **Role Prompting** (рольове промптування)

*Категорія* – Zero-Shot.

*Концепція*: LLM здатна імітувати різні експертні позиції, адаптуючи стиль, тон та рівень деталізації відповіді залежно від заданої ролі (Shanahan et al., 2023). Формулювання ролі на початку промпту задає рамки для генерації відповіді.

*Призначення*: визначення контексту взаємодії через надання моделі експертної позиції. Це дає змогу адаптувати відповідь для конкретної аудиторії, задати очікуваний формат та рівень складності викладу, що особливо важливо для адаптації НММ до різних цільових груп студентів.

*Тригерні фрази*: act as, you are a, role of, pretend you are (англ.); дій як, ти є, виконуєш роль, уяви себе (укр.).

*Застосування*: Техніка реалізується в один крок – формулювання ролі на початку запиту – і виконує функцію цілепокладання: обрана експертна позиція визначає перспективу, критерії та пріоритети аналізу.

На відміну від наведених далі трьох технік, рольове промптування не має окремої таблиці промпту: воно реалізується через рядок «Роль» у таблицях 3–5.

ФАЗА DO (ВИКОНУЙ)

2. **Plan-and-Solve** (сплануй і виконай)

*Категорія* – Thought Generation.

*Концепція:* Plan-and-Solve Prompting складається з двох компонентів: спочатку модель розробляє план, розбиваючи завдання на менші підзадачі, а потім послідовно виконує кожну підзадачу відповідно до плану (Wang et al., 2023). Явне формулювання плану перед виконанням структурує міркування моделі, оскільки ключові аспекти завдання визначаються до початку роботи з текстом.

*Призначення:* систематичне удосконалення НММ шляхом розділення планування та виконання. Модель спочатку визначає перелік аспектів для аналізу (змістові прогалини, логічні розриви, нечіткі формулювання), а потім послідовно опрацьовує кожен із них. Це знижує ризик ситуації, коли модель, виправляючи один аспект, залишає поза увагою інші.

*Тригерні фрази:* devise a plan and solve, first plan then execute, break this into steps and solve each (англ.); спочатку сплануй, потім виконай; розбий на кроки і виконай послідовно; спершу визнач, що потрібно зробити (укр.).

*Застосування:* техніка реалізується у два етапи — планування та виконання (табл. 3).

**Таблиця 3. Застосування техніки Plan-and-Solve для удосконалення НММ**

Елемент промпту	Зміст
Роль	Ти — професійний { <b>РОЛЬ</b> _з_табл. 2} з багаторічним досвідом
Поточний фокус	Поточний вимір аналізу: { <b>НАЗВА_ВИМІРУ</b> _з_табл. 2} Фокусне завдання: { <b>КОНКРЕТНЕ_ЗАВДАННЯ</b> _з_табл. 2} (якщо конкретне завдання не потрібне — цей рядок просто не вставляється)
Контекст матеріалу	Контекст матеріалу: <ul style="list-style-type: none"> <li>Назва: {<b>назва_матеріалу</b>}</li> <li>Предметна галузь: {<b>предмет</b>}</li> <li>Цільова аудиторія: {<b>аудиторія</b>}</li> <li>Рівень підготовки (якщо вказано): {<b>рівень</b>}</li> </ul>
Текст для аналізу	(Вставте повний або частковий текст навчально-методичного матеріалу)
Важливі правила	Важливі правила: <ul style="list-style-type: none"> <li>Працюй виключно у межах вказаного виміру та (якщо задано) фокусного завдання.</li> <li>Не виправляй аспекти, які належать до інших вимірів, навіть якщо бачиш там очевидні проблеми.</li> <li>Зберігай авторський задум, тон і стиль, якщо це не суперечить завданню.</li> <li>Якщо за вказаним виміром/завданням проблем не виявлено, вкажи це явно та зупинись.</li> </ul>
Інструкція	Працюй у два етапи. Обов’язково використовуй зазначені заголовки: <b>Етап 1.</b> Аналіз і планування 1. Перелічи виявлені проблемні місця (нумерований список): <ul style="list-style-type: none"> <li>місце: номер абзацу / речення / коротка цитата;</li> <li>недолік: чіткий опис проблеми (1–2 речення).</li> </ul> 2. Склади пріоритетний план правок (нумерований список, 1 — найважливіше): <ul style="list-style-type: none"> <li>що саме змінити;</li> <li>коротке обґрунтування пріоритету.</li> </ul> <b>Етап 2.</b> Виконання правок 3. Внеси всі заплановані зміни послідовно. 4. Надай результат у такому вигляді: <ul style="list-style-type: none"> <li>Оновлений текст.</li> <li>Таблиця верифікації (№ проблеми   Опис проблеми   Запланована правка   Виконано (✓/X)   Коментар).</li> </ul> 5. Якщо проблем не виявлено — напиши: «Аналіз завершено. Текст не потребує правок у межах вказаного виміру/завдання». На кроці 4 поверни оригінальний текст
Формат подання результату	Надай результат у такому вигляді: <ul style="list-style-type: none"> <li>Оновлений текст</li> <li>Таблиця верифікації (№ проблеми   Опис проблеми   Запланована правка   Виконано (✓/X)   Коментар)</li> </ul>
Мова та стиль відповіді	Пиши чітко, професійно, академічною українською мовою

*Джерело: авторська розробка*

ФАЗА CHECK (ПЕРЕВІРЯЙ)

3. **Chain-of-Verification** (Послідовність перевірки)

*Категорія* – Self-Criticism.

*Концепція:* Chain-of-Verification (CoVE) працює за принципом послідовної верифікації: модель аналізує наявний текст, формулює перевірочні питання до його тверджень, відповідає на кожне з них і створює фінальну уточнену версію (Dhuliwala et al., 2023). На відміну від Plan-and-Solve, який спрямований на виконання конкретних дій, CoVE націлений

на перевірку точності та повноти наявного тексту, що робить його ефективним інструментом з контролю якості навчальних матеріалів.

*Призначення:* верифікація змістової точності та повноти НММ із застосуванням циклу «проаналізувати текст → сформулювати перевірочні питання → відповісти на них → уточнити текст». Техніка забезпечує виявлення неточностей, прогалин у змісті та логічних суперечностей — і в такий спосіб реалізує завдання етапу Check.

*Тригерні фрази:* verify each claim, generate verification questions for your response, check your draft for accuracy, list questions to verify the text and answer them (англ.); перевір кожне твердження, сформулюй перевірочні питання та дай на них відповідь, перевір текст на точність (укр.).

*Застосування:* техніка реалізується через чіткий п'ятикроковий цикл у промпті. За умови відповідної інструкції модель видає верифікований текст із переліком внесених уточнень (табл. 4).

**Таблиця 4. Застосування техніки Chain-of-Verification для удосконалення НММ**

Елемент промпту	Зміст
Роль	Ти — фахівець у галузі { <b>НАЗВА ГАЛУЗІ</b> } з багаторічним досвідом аналізу та вдосконалення навчально-методичних матеріалів
Текст для аналізу	(Вставте повний або частковий текст навчально-методичного матеріалу)
Важливі правила	Важливі правила <ul style="list-style-type: none"> <li>• Зберігай авторський стиль і задум.</li> <li>• Внось тільки мінімально необхідні зміни.</li> <li>• Відповіді на перевірочні питання давай незалежно, без посилання на наданий текст.</li> </ul>
Інструкція	Виконай верифікацію тексту за циклом CoVE: <i>Крок 1.</i> Початковий аналіз Уважно прочитай текст. Витягни ключові твердження (нумерований список, 5–15 тверджень максимум). <i>Крок 2.</i> План верифікації Для кожного твердження сформулюй 1–2 точних перевірочних питання (на які можна відповісти фактами, логікою або змістом тексту). <i>Крок 3.</i> Незалежні відповіді На кожне питання дай коротку, точну відповідь без доступу до наданого тексту (тільки на основі знань і логіки). <i>Крок 4.</i> Виявлення неточностей Порівняй відповіді з оригінальними твердженнями. Визнач неточності, прогалини, суперечності. <i>Крок 5.</i> Уточнена версія На основі виявленого напиши покращену версію тексту (з мінімальними змінами). Якщо проблем не виявлено — на кроці 4 напиши: «Неточностей не виявлено», а на кроці 5 поверни оригінальний текст
Формат подання результату	Надай результат у такому вигляді: <ul style="list-style-type: none"> <li>• Оновлений текст.</li> <li>• Таблиця верифікації (№ твердження   Перевірочне питання   Відповідь   Статус (підтверджено/уточнено/вилучено)   Внесена зміна)</li> </ul>
Мова та стиль відповіді	Пиши чітко, професійно, академічною українською мовою

*Джерело: авторська розробка*

#### ФАЗА АСТ (КОРИГУЙ)

#### 4. Self-Refine (самовдосконалення)

*Категорія* – Self-Criticism.

*Концепція:* Madaan et al. (2023) запропонували метод, у якому LLM послідовно проходить два етапи: генерує критичну оцінку власної відповіді з виявленням слабких місць, а потім на її основі формує виправлену версію.

*Призначення:* ітеративне вдосконалення НММ через механізм самокритики та корекції. Це дає змогу поліпшити структуру та логіку викладу, уточнити формулювання, адаптувати рівень складності до потреб студентів.

*Тригерні фрази:* critique your output and improve it, review and refine iteratively, identify weaknesses and fix them, provide feedback on your response then revise (англ.); оціни критично та вдоскональ, знайди слабкі місця і виправ, переглянь і вдоскональ ітеративно (укр.).

*Застосування:* техніка реалізується через ітеративний цикл у промпті з чітко визначеним критерієм зупинки. За умови відповідної інструкції модель видає послідовно вдосконалені версії тексту з обґрунтуванням внесених змін (табл. 5).

Обидві техніки – Chain-of-Verification та Self-Refine – належать до категорії Self-Criticism (Schulhoff et al., 2025) і обидві створюють покращену версію тексту. Проте їхні функції не дублюються, оскільки механізми отримання цього результату принципово відрізняються. Chain-of-Verification покращує текст через верифікацію тверджень: модель формулює перевірочні питання, відповідає на них незалежно від наданого тексту і вносить зміни на основі розбіжностей між цими відповідями та оригінальними твердженнями. Self-Refine покращує текст через ітеративну самокритику: модель оцінює якість викладу, формулює зауваження і циклічно коригує текст до досягнення прийнятного рівня якості. У логіці циклу Демінга це відповідає різним фазам – Check та Act.

Таблиця 5. Застосування техніки Self-Refine для удосконалення НММ

Елемент промпту	Зміст
Роль	Ти — професійний {РОЛЬ_з_табл. 2} з багаторічним досвідом
Поточний фокус	Поточний вимір аналізу: {НАЗВА_ВИМІРУ з табл. 2} Фокусне завдання: {КОНКРЕТНЕ_ЗАВДАННЯ з табл. 2} (якщо конкретне завдання не потрібне — цей рядок просто не прописувати)
Текст для аналізу	(Вставте повний або частковий текст навчально-методичного матеріалу)
Важливі правила	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Працюй виключно у межах вказаного виміру та (якщо задано) фокусного завдання.</li> <li>• Не чіпай інших аспектів тексту.</li> <li>• Зберігай авторський стиль, тон і задум.</li> <li>• Кожна ітерація — це окремий цикл критики + правки</li> </ul>
Інструкція	<p>Виконай ітеративне самовдосконалення тексту за циклом Self-Refine: Почни з оригінального тексту як початкової чернетки. Ітерація 1 (і далі до зупинки) Крок 1. Критично проаналізуй поточну версію тексту з позиції виміру/завдання. Перелічи слабкі місця (нумерований список). Крок 2. Дай детальну критичну оцінку: що саме погано, чому це проблема, як це впливає на якість НММ. Крок 3. Запропонуй конкретні мінімальні зміни для виправлення (без переписування всього тексту). Крок 4. Створи нову версію тексту, вніши запропоновані зміни. Крок 5. Оціни нову версію і дай оцінку 1–10 та обґрунтування виправлень. Критерій зупинки Зупинись, коли:</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• оцінка <math>\geq 8/10</math> і відсутні критичні зауваження</li> <li>• або виконано 3 ітерації.</li> </ul> <p>Якщо зупинка не досягнута — повтори цикл з новою версією як поточним текстом</p>
Формат подання результату	Надай результат у такому вигляді: <ul style="list-style-type: none"> <li>• Оновлений текст.</li> <li>• Таблиця верифікації (№ ітерації   Виявлені слабкі місця   Внесені зміни   Оцінка (1–10)   Підстава для продовження / зупинки)</li> </ul>
Мова та стиль відповіді	Пиши чітко, професійно, академічною українською мовою

Джерело: авторська розробка

Таблиці 3–5 ілюструють застосування технік промптингу для аналітичної роботи з текстом НММ. Пропоновані промпти побудовано за уніфікованою структурою зі змінними: роль і конкретні завдання визначаються виміром аналізу відповідно до табл. 2; текст НММ, предметну галузь та аудиторію викладач підставляє самостійно.

#### Ілюстрація принципу застосування процедури на фрагменті тексту з теми «Захист даних в Інтернеті» з підручника «Інформатика» для 8 класу.

Вихідний текст:

Якщо комп'ютер підключений до інтернету, то будь-який користувач, також підключений до інтернету, може отримати доступ до інформаційних ресурсів цього комп'ютера. Механізми проникнення з інтернету на локальний комп'ютер і в локальну мережу можуть бути різними:

- вебсторінки, що завантажуються в браузер, можуть містити активні елементи, здатні виконувати деструктивні дії на локальному комп'ютері;
- деякі вебсервери розміщують на локальному комп'ютері текстові файли cookie, використовуючи які можна отримати конфіденційну інформацію про користувача локального комп'ютера;
- електронні листи або дописи в соціальних мережах можуть містити шкідливі посилання;
- за допомогою спеціальних програм можна отримати доступ до дисків і файлів локального комп'ютера тощо.

Виявлені недоліки (стислий перелік):

- логічні неточності: перебільшення ризику (не «будь-який користувач», а зловмисники за певних умов);
- відсутність згадки про заходи захисту;
- лінгвістичні проблеми: довгі речення, відсутність пояснень термінів;
- неадаптованість до рівня 8-го класу: складний синтаксис, брак прикладів з життя підлітків, «сухий» стиль.

Фінальний адаптований текст

Якщо твій комп'ютер або телефон підключений до Інтернету і на ньому немає захисту (наприклад антивірусу чи оновлень), зловмисники можуть спробувати отримати доступ до твоїх файлів. Ось як це може статися:

- ти заходиш на сайт зі шкідливим кодом (наприклад JavaScript) — якщо браузер не захищений, вірус запуститься;
- сайти залишають куки для стеження за твоїми діями, але ти можеш їх заблокувати в налаштуваннях;
- у повідомленні в Instagram чи Telegram — підозріле посилання веде до вірусу або фішингу (обман для отримання паролей);

– трояни чи програми віддаленого доступу крадуть файли, якщо немає двофакторного захисту.

*Пам'ятай: перевіряй посилання та оновлюй програми!*

Наведений фрагмент ілюструє загальний характер змін, що досягаються застосуванням процедури; детальний покроковий приклад із результатами кожної техніки окремо є предметом подальших публікацій.

Внесок кожної техніки в адаптацію тексту:

- Role Prompting → визначено експертну позицію: адаптація тексту для учнів 8-го класу як цільової аудиторії;
- Plan-and-Solve → виявлено і виправлено змістові проблеми: перебільшення ризиків уточнено, додано умови та заходи захисту;
- Chain-of-Verification → верифіковано точність тверджень: усунено логічну неточність «будь-який користувач може отримати доступ»;
- Self-Refine → ітеративно вдосконалено виклад: довгі речення розбито, терміни спрощено або пояснено, стиль адаптовано до вікової аудиторії.

## ОБГОВОРЕННЯ

Згідно з третім законом Кларка, «будь-яка достатньо розвинена технологія невідрізнявана від магії» (Clarke, 1973). Запропонований інструментарій не робить LLM прозорішою – але перетворює взаємодію з нею на керовану послідовність дій. Водночас результати роботи моделі завжди потребують критичного оцінювання людиною.

Запропонований інструментарій допускає два режими використання. У процедурному режимі всі чотири техніки застосовуються у визначеній послідовності, де цикл Демінга задає логіку переходу між ними і забезпечує аналіз тексту за всіма чотирма вимірами. В автономному режимі викладач обирає одну техніку відповідно до поточного завдання; цикл Демінга в цьому разі допомагає визначити, до якого виміру аналізу належить обране завдання. Його чотири фази реалізуються послідовно: Role Prompting задає експертний контекст, Plan-and-Solve формує першу виправлену версію, Chain-of-Verification верифікує її через перевіірочні питання, Self-Refine виконує фінальне вдосконалення. Цикл повторюється для кожного наступного виміру, забезпечуючи системне охоплення аналітичної роботи з текстом НММ.

Для практичного впровадження автори рекомендують поступове освоєння інструментарію. Викладачам, які лише починають роботу з LLM, доцільно розпочинати з автономного режиму – зокрема з Role Prompting та Self-Refine: ці техніки є відносно простими у застосуванні і дають відчутний результат уже на перших спробах. Здобувши практичний досвід, варто долучати Chain-of-Verification і Plan-and-Solve – техніки, що вимагають чіткішого формулювання завдань і розуміння структури відповіді моделі. Процедурний режим із повним циклом Демінга є найбільш повним форматом використання інструментарію і рекомендується тим, хто вже впевнено працює з усіма чотирма техніками окремо.

Разом з тим, запропонований інструментарій не претендує на оптимальність: він є результатом відбору за визначеними критеріями, підтвердженого 4-місячним досвідом авторського колективу. За інших умов – предметних галузей, типів НММ, завдань удосконалення або моделей LLM – ефективнішими можуть виявитися альтернативні техніки та їхні комбінації.

Наведені рекомендації сформульовано на основі пошукового дослідження, що має низку обмежень. Результати ґрунтуються на досвіді шістьох авторів, а не на контрольованому експерименті; окремі класифікаційні рішення (зокрема, віднесення техніки до фази циклу Демінга) ухвалювалися експертним консенсусом і є потенційним джерелом суб'єктивності. Апробацію здійснено на навчально-методичних матеріалах освітніх програм у межах лише п'яти предметних галузей. Ефективність технік оцінювалася якісно (колективне експертне оцінювання та авторська рефлексія), без кількісних метрик. З-поміж використаних моделей найстабільніші результати, за суб'єктивною оцінкою авторів, забезпечував Claude 3.5 Sonnet, дещо нижчу якість демонстрував Grok 2, тоді як GPT-4 найчастіше потребував додаткових ітерацій.

## ВИСНОВКИ ТА ПЕРСПЕКТИВИ ПОДАЛЬШОГО ДОСЛІДЖЕННЯ

Стаття розв'язує практичну проблему: викладачі без формальної підготовки в галузі штучного інтелекту потребують компактного інструментарію для системної роботи з LLM. Запропоноване рішення ґрунтується не на створенні нових технік промптингу, а на їх цілеспрямованому відборі, адаптації та упорядкуванні відповідно до потреб аналітичної роботи з навчально-методичними матеріалами.

Основні результати пошукового дослідження:

- розроблено процедуру відбору технік промптингу із таксономії Schulhoff et al. (2025), що поєднує фільтр релевантності, розподіл за фазами циклу Демінга та попарне порівняння за трьома критеріями;
- сформовано інструментарій із чотирьох технік — Role Prompting, Plan-and-Solve, Chain-of-Verification, Self-Refine — з уніфікованими промптами-шаблонами, адаптованими до чотирьох вимірів аналітичної роботи з НММ;
- запропоновано два режими використання — процедурний (послідовне застосування за логікою циклу Демінга) та автономний (вибір однієї техніки відповідно до поточного завдання). Водночас результати роботи моделі завжди потребують критичного оцінювання людиною.

Апробація протягом 4 місяців на майже 80 документах у п'яти предметних галузях дає підстави для висновку про практичну застосовність інструментарію.

Перспективними є два напрями подальших досліджень: верифікація результатів у контрольованих умовах на незалежній вибірці та порівняльне оцінювання альтернативних комбінацій технік промптингу.

**КОНФЛІКТ ІНТЕРЕСІВ**

Автори заявляють про відсутність конфлікту інтересів.

**ДЖЕРЕЛА ФІНАНСУВАННЯ**

Роботу виконано за відсутності фінансової підтримки.

**ДОСТУПНІСТЬ ДАНИХ**

Результати застосування процедури відбору представлені безпосередньо в тексті статті. Структурований промпт, розроблений авторами для верифікації процедури відбору технік, зберігається в авторському архіві.

**ВИКОРИСТАННЯ ЗАСОБІВ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ**

У процесі підготовки роботи використовувалися Claude 3.5 Sonnet (Anthropic), Grok 2 (xAI) та GPT-4 (OpenAI) – для верифікації процедури відбору технік промптингу, тестування та апробації розроблених промптів-шаблонів, а також пошуку релевантних джерел. Усі результати критично переглянуті, перевірені та відредаговані авторами. Авторі несуть повну відповідальність за зміст публікації.

**АВТОРСЬКИЙ ВНЕСОК**

Таяна Деордіца (комп'ютерні науки) – Керівництво; Концептуалізація; Методологія; Дослідження; Валідація; Формальний аналіз; Написання – початковий варіант рукопису.

Марина Вороніна (дизайн одягу та аксесуарів) – Методологія; Дослідження; Валідація; Візуалізація; Написання – перегляд та редагування.

Раїса Гладушина (психолінгвістика) – Дослідження; Валідація; Написання – перегляд та редагування.

Ольга Єпіфанова (агроінженерія) – Дослідження; Валідація; Написання – перегляд та редагування.

Олена Козьменко (англійська філологія) – Дослідження; Валідація; Написання – перегляд та редагування.

Володимир Толмачов (комп'ютерні науки) – Методологія; Дослідження; Валідація; Візуалізація; Формальний аналіз; Написання – перегляд та редагування.

**СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ / REFERENCES**

1. Alenezi, M., Wardat, S., & Akour, M. (2024). The need of integrating digital education in higher education: Challenges and opportunities. *Frontiers in Education*, 9, 1392091. <https://doi.org/10.3389/educ.2024.1392091>
2. Clarke, A. C. (1973). *Profiles of the Future: An Inquiry into the Limits of the Possible* (Rev. ed.). Harper & Row.
3. Deng, M., Wang, J., Hsieh, C.-P., Wang, Y., Guo, H., Shu, T., Song, M., Xing, E. P., & Hu, Z. (2022). RLPrompt: Optimizing discrete text prompts with reinforcement learning. In *Proceedings of the 2022 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*, 3369–3391. <https://doi.org/10.18653/v1/2022.emnlp-main.222>
4. Dhuliawala, S., Komeili, M., Xu, J., Raileanu, R., Li, X., Celikyilmaz, A., & Weston, J. (2023). Chain-of-verification reduces hallucination in large language models. *arXiv*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2309.11495>
5. Eager, B., & Brunton, R. (2023). Prompting higher education towards AI-augmented teaching and learning practice. *Journal of University Teaching & Learning Practice*, 20(5), Article 2. <https://doi.org/10.53761/1.20.5.02>
6. Kojima, T., Gu, S. S., Reid, M., Matsuo, Y., & Iwasawa, Y. (2022). Large language models are zero-shot reasoners. In *Advances in Neural Information Processing Systems* (Vol. 35, pp. 22199–22213). [https://proceedings.neurips.cc/paper\\_files/paper/2022/file/8bb0d291acd4acf06ef112099c16f326-Paper-Conference.pdf](https://proceedings.neurips.cc/paper_files/paper/2022/file/8bb0d291acd4acf06ef112099c16f326-Paper-Conference.pdf)
7. Liu, Y.-Y., Zheng, Z., Zhang, F., Feng, J.-C., Fu, Y., Zhai, J., He, B., Zhang, Y., & Du, X. (2025). A comprehensive taxonomy of prompt engineering techniques for large language models. *Frontiers of Computer Science*, 19(6), Article 196904. <https://doi.org/10.1007/s11704-025-50058-z>
8. Madaan, A., Tandon, N., Gupta, P., Hallinan, S., Gao, L., Wiegrefe, S., Alon, U., Dziri, N., Prabhunoye, S., Yang, Y., Welleck, S., Majumder, B. P., Gupta, S., Yazdanbakhsh, A., & Clark, P. (2023). Self-refine: Iterative refinement with self-feedback. In *Advances in Neural Information Processing Systems* (Vol. 36). <https://doi.org/10.48550/arXiv.2303.17651>
9. Qian, Y. (2025). Pedagogical applications of generative AI in higher education: A systematic review of the field. *TechTrends*, 69(5), 1105–1120. <https://doi.org/10.1007/s11528-025-01100-1>
10. Sahoo, P., Singh, A. K., Saha, S., Jain, V., Mondal, S., & Chadha, A. (2024). A systematic survey of prompt engineering in large language models: Techniques and applications. *arXiv*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2402.07927>
11. Schulhoff, S., Ilie, M., Balepur, N., Kahadze, K., Liu, A., Si, C., Li, Y., Gupta, A., Han, S. I., Schulhoff, S., Hao, Y., Seifermann, M., & Schwartz, P. (2025, v6). The prompt report: A systematic survey of prompting techniques. *arXiv*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2406.06608>
12. Shanahan, M., McDonnell, K., & Reynolds, L. (2023). Role play with large language models. *Nature*, 623(7987), 493–498. <https://doi.org/10.1038/s41586-023-06647-8>
13. Wang, L., Xu, W., Lan, Y., Hu, Z., Lan, Y., Lee, R. K.-W., & Lim, E.-P. (2023). Plan-and-Solve Prompting: Improving Zero-Shot Chain-of-Thought Reasoning by Large Language Models. In *Proceedings of the 61st Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics* (Vol. 1, pp. 2609–2634). <https://doi.org/10.48550/arXiv.2305.04091>
14. Yan, L., Sha, L., Zhao, L., Li, Y., Martinez-Maldonado, R., Chen, G., Li, X., Jin, Y., & Gašević, D. (2024). Practical and ethical challenges of large language models in education: A systematic scoping review. *British Journal of Educational Technology*, 55(1), 90–112. <https://doi.org/10.1111/bjet.13370>

| Матеріал надійшов до редакції: 05.01.2026 р. | Прийнято до друку: 26.02.2026 р. | Опубліковано: 30.04.2026 р. |



This work is licensed under Creative Commons Attribution-NonCommercial-ShareAlike 4.0 International License.