

DOI <https://doi.org/10.37406/2521-6449/2026-1-17>  
УДК 004.8:37.091.33

**Пасічник В. В.**

*доктор технічних наук, професор,  
професор кафедри інформаційних систем та мереж  
Національний університет «Львівська політехніка»  
Львів, Україна*

**E-mail:** [vpasichnyk@gmail.com](mailto:vpasichnyk@gmail.com)

**ORCID:** 0000-0002-5231-6395

**Лучкевич М. М.**

*кандидат фізико-математичних наук, доцент,  
доцент кафедри інформаційних систем та мереж  
Національний університет «Львівська політехніка»  
Львів, Україна*

**E-mail:** [luchkevychmm@gmail.com](mailto:luchkevychmm@gmail.com)

**ORCID:** 0000-0002-2196-252X

**Яромич М. В.**

*аспірант кафедри прикладної лінгвістики  
Національний університет «Львівська політехніка»  
Львів, Україна*

**E-mail:** [yatax0312@gmail.com](mailto:yatax0312@gmail.com)

**ORCID:** 0009-0005-3299-6695

**Орлов М. В.**

*аспірант кафедри інформаційних систем та мереж  
Національний університет «Львівська політехніка»  
Львів, Україна*

**E-mail:** [orlov.nv.86@gmail.com](mailto:orlov.nv.86@gmail.com)

**ORCID:** 0009-0007-9835-6177

## АВТОМАТИЗОВАНА КОНЦЕПТУАЛІЗАЦІЯ ПРЕДМЕТНИХ ОБЛАСТЕЙ ІЗ ВИКОРИСТАННЯМ ВЕЛИКИХ МОВНИХ МОДЕЛЕЙ У ПЕДАГОГІЧНОМУ ПРОЦЕСІ

### *Анотація*

Статтю присвячено розробленню та дослідженню інформаційної технології автоматизованої концептуалізації предметних областей із використанням великих мовних моделей та обґрунтуванню можливостей її застосування в педагогічному процесі. Актуальність дослідження зумовлена зростаючою роллю мовних моделей у роботі з великими масивами текстових даних і потребою у формалізованих підходах до структурування знань, здатних забезпечити логічну узгодженість, відтворюваність і наукову коректність результатів, особливо в освітніх і гуманітарних контекстах.

У роботі запропоновано поетапну інформаційну технологію концептуалізації, що охоплює формування первинної множини понять, встановлення семантичних зв'язків, побудову структурованої моделі знань, інтерпретацію прикладних артефактів і експертну валідацію результатів. Показано, що великі мовні моделі доцільно розглядати не як автономні генератори знань, а як інструменти підтримки концептуального аналізу, інтегровані у формалізований методологічний цикл із механізмами контролю якості та експертної оцінки.

Практичну апробацію технології здійснено на прикладі концептуалізації предметної області DevOps як складного, динамічного та багатокомпонентного домену. Проведений експеримент дав змогу порівняти результати роботи кількох мовних моделей на різних етапах концептуалізації та показав, що поєднання автоматизованих і експертних процедур суттєво підвищує стійкість та узгодженість сформованих моделей знань.

Окрему увагу приділено впровадженню результатів дослідження в освітній процес. Обґрунтовано, що запропонована технологія може використовуватись як методичний інструмент для розвитку навичок аналізу текстів, семантичного моделювання, критичної оцінки результатів роботи мовних моделей і формування цифрової гуманітарної компетентності. Отримані результати підтверджують універсальність технології та її перспективність для міждисциплінарних досліджень і педагогічної практики у сфері цифрової освіти.

**Ключові слова:** великі мовні моделі, автоматизована концептуалізація, організація знань, семантичне моделювання.

**Вступ.** Стрімкий розвиток великих мовних моделей (LLM) суттєво змінив підходи до організації знань, розширивши їх застосування від генерації текстів до підтримки процесів концептуалізації. Водночас ефективне використання LLM у таких завданнях потребує спеціалізованої інформаційної технології, яка забезпечує послідовність процедур, логічну впорядкованість і перевірюваність результатів [3]. Особливо гостро ця потреба проявляється у динамічних і різномірних предметних областях, зокрема DevOps, де знання формуються з фрагментованих матеріалів різного рівня формалізації та швидко застарівають [15]. Поєднання лінгвістичних і структурних аспектів опису таких доменів зумовлює необхідність інтеграції мовних моделей із формальними засобами організації знань і механізмами логічного контролю, оскільки автоматизована концептуалізація пов'язана з ризиками неповноти та суперечливості знань [4]. Нині відсутня інформаційна технологія, яка б забезпечувала повний цикл автоматизованої концептуалізації предметної області DevOps із використанням LLM та відповідала вимогам відтворюваності, лінгвістичної чіткості й логічної узгодженості; наявні підходи не формують завершеної системної процедури побудови та валідації моделей знань [2].

Сучасні дослідження демонструють стійку тенденцію до поєднання великих мовних моделей з онтологічними, графовими та семантичними підходами до організації знань. Показано, що LLM можуть ефективно виконувати роль початкового рівня концептуалізації, виокремлюючи сутності та встановлюючи змістові зв'язки, однак без формалізованої технології такі результати залишаються фрагментарними й логічно неузгодженими [12]. У роботах з автоматизованого конструювання онтологій наголошується, що, попри високу продуктивність LLM на етапі первинного аналізу корпусів, вони потребують механізмів контролю структурної якості та формальних методів організації знань [17].

Для динамічних предметних областей, зокрема DevOps, підкреслюється обмеженість ручних методів концептуалізації через швидке застарівання моделей знань, що зумовлює інтерес до автоматизованого оновлення онтологій і адаптивного узгодження понять [6]. Окремі дослідження вказують на необхідність гібридних підходів для опрацювання змішаних текстово-структурних матеріалів, де LLM ефективні на локальному рівні, але потребують графових репрезентацій для інтеграції знань у цілісні моделі [10].

У літературі також акцентується увага на проблемах масштабованості, точності та відтворюваності результатів, отриманих за допомогою мовних моделей. Зазначається потреба у формальних алгоритмах логічного контролю, поєднаних з експертною валідацією, а також у технологіях, що зменшують варіативність імовірнісних відповідей LLM [5; 9; 16]. Окрім того, підкреслюється значення методів відновлення імпліцитних знань у доменах, де зміст формується через практичні дії та багаторівневі структури [10; 14].

Отже, аналіз публікацій підтверджує, що великі мовні моделі є перспективним інструментом концептуалізації, проте їх ефективне застосування можливе лише в межах формалізованої інформаційної технології, яка поєднує мовні моделі з формальними методами, графовими структурами та експертними процедурами, зокрема для складних доменів на кшталт DevOps.

**Метою статті** є розроблення та обґрунтування інформаційної технології автоматизованої концептуалізації предметних областей із використанням великих мовних моделей.

**Виклад основного матеріалу.** Розроблена інформаційна технологія автоматизованої концептуалізації ґрунтується на поетапному формуванні, структуруванні та перевірці знань із використанням великих мовних моделей. На першому етапі LLM застосовуються для формування первинної множини понять предметної області з подальшою експертною фільтрацією. Другий етап передбачає встановлення семантичних зв'язків між відібраними поняттями та їх експертну валідацію. На третьому етапі поняття й зв'язки інтегруються у структуровану онтологічну модель у вигляді ієрархії або семантичного графа з урахуванням масштабованості. Четвертий етап орієнтований на інтерпретацію реальних артефактів предметної області на основі побудованої моделі знань, що дає змогу оцінити її практичну узгодженість. Завершальний етап включає експертну валідацію та ітеративне уточнення моделі з метою забезпечення її достовірності та прикладної придатності.

Реалізація інформаційної технології ґрунтується на поєднанні автоматизованого семантичного аналізу, концептуального узагальнення та експертної валідації, що дає змогу використовувати великі мовні моделі як інструменти підтримки формування структурованих знань. Методологічною основою є поетапна концептуалізація – перехід від неструктурованих текстів до впорядкованої моделі предметної області відповідно до теорій побудови знань [11].

На початкових етапах LLM застосовуються для виділення первинної множини концептів із текстових корпусів, що узгоджується із сучасними підходами до первинної концептуалізації та керування знаннями [8]. Подальше встановлення семантичних зв'язків здійснюється на основі аналізу змістової подібності та контекстної взаємозалежності, що відповідає дослідженням з автоматизованого вирівнювання понять і побудови семантичних структур [1; 13].

Формування узагальненої моделі знань відбувається з урахуванням ієрархій і функціональних взаємозв'язків, при цьому LLM використовуються для пропонування варіантів структурування, а остаточне рішення приймається за результатами експертної оцінки, що відповідає практикам онтологічної інженерії [7]. Прикладна інтерпретація технічних матеріалів забезпечує перевірку узгодженості моделі з реальними практиками [3], а завершальна експертна валідація гарантує коректність, повноту та практичну релевантність результатів [2].

На рис. 1 подано узагальнену структурну схему інформаційної технології автоматизованої концептуалізації предметної області з використанням великих мовних моделей. Схема відображає послідовність основних етапів – від формування первинної множини понять і встановлення семантичних зв'язків до побудови структурованої моделі знань, інтерпретації прикладних матеріалів та експертної валідації результатів. Для кожного етапу окреслено відповідні методи, підходи та метрики оцінювання, що забезпечують логічну узгодженість, відтворюваність і практичну придатність сформованих концептуальних структур.

Для перевірки працездатності запропонованої інформаційної технології було здійснено її практичне застосування на прикладі концептуалізації предметної області DevOps. Ця сфера є складною та динамічною, оскільки поєднує інструменти автоматизації, практики безперервної інтеграції й доставки, інфраструктурне керування, контейнеризацію, оркестрацію та моніторинг. Висока кількість взаємопов'язаних понять і варіативних технічних артефактів робить DevOps придатним доменом для оцінювання здатності великих мовних моделей виконувати завдання концептуального структурування.

Експеримент ґрунтувався на послідовному оцінюванні виконання мовними моделями когнітивних завдань, що відповідають етапам інформаційної технології. Для дослідження було вибрано моделі GPT-5, Claude 4 та Gemini 3.0.

На першому етапі, присвяченому формуванню первинної множини понять, використовувалися класифікаційні завдання для генерації термінологічного ядра домену. Оцінювання здійснювалося за метриками precision та recall на основі еталонного набору понять. GPT-5 досягла 91% точності та 85% повноти, Claude 4 – 88% і 82%, Gemini 3.0 – 84% і 76%, що відображає здатність моделей забезпечувати початковий змістовий фундамент концептуалізації.

Другий етап, спрямований на встановлення семантичних зв'язків між поняттями, оцінювався за метрикою semantic link accuracy. GPT-5 продемонструвала 87% коректних зв'язків, Claude 4 – 85%, Gemini 3.0 – 79%, що дало змогу порівняти ефективність моделей у задачах автоматизованого структурування знань.

На третьому етапі, пов'язаному з побудовою структурованої моделі знань, кількісна метрика не застосовувалася, оскільки формування графа здійснювалося засобами технології. Роль моделей полягала у наповненні структури через таксономічні та класифікаційні завдання. Експертна оцінка корисності запропонованих структур становила в середньому 4,6 бала для GPT-5, 4,4 – для Claude 4 та 4,1 – для Gemini 3.0.

Четвертий етап, орієнтований на інтерпретацію реальних артефактів, включав аналіз 25 DevOps-конфігурацій (YAML-файли CI/CD, Terraform-ресурси, Dockerfile та Kubernetes-маніфести). GPT-5 забезпечила 83% коректних інтерпретацій, Claude 4 – 76%, Gemini 3.0 – 71%. Здатність виявляти потенційні ризики становила відповідно 68%, 59% та 54%, що демонструє різний рівень практичної придатності моделей.

Завершальний етап – експертна валідація – був реалізований шляхом незалежного оцінювання результатів дванадцятьма фахівцями DevOps. Інтегральні оцінки корисності склали 4,3 бала для GPT-5, 4,2 – для Claude 4 та 4,0 – для Gemini 3.0, що відображає загальну достовірність і практичність результатів, отриманих у межах технології.

Отримані результати засвідчують суттєві відмінності у здатності великих мовних моделей виконувати автоматизовану концептуалізацію складної предметної області. GPT-5 продемонструвала найвищі показники точності та повноти під час формування змістової бази, що свідчить про ширше охоплення семантичного простору з мінімальною кількістю периферійних або помилкових елементів. Claude 4 показала стабільно високі, але дещо нижчі результати, тоді як Gemini 3.0 виявила тенденцію до втрати частини важливих компонентів, що негативно впливало на повноту побудованих структур.

Аналіз семантичних зв'язків підтвердив перевагу GPT-5, оскільки її відношення між поняттями були більш узгодженими та близькими до експертного уявлення про структуру предметної області. Claude 4 продемонструвала подібну якість, але з меншою послідовністю, тоді як Gemini 3.0 частіше формувала надто узагальнені або неповні зв'язки, що знижувало стійкість семантичної моделі.



Рис. 1. Структурна схема інформаційної технології автоматизованої концептуалізації предметної області з використанням великих мовних моделей

Порівняння узагальнених структур показало, що моделі з вищою внутрішньою узгодженістю формують більш цілісні та інтерпретовані концептуальні схеми. Структури, запропоновані GPT-5, були найбільш змістово вмотивованими, тоді як результати Claude 4 потребували додаткового уточнення, а структури Gemini 3.0 виявилися менш деталізованими та менш стійкими до інтерпретації.

Найбільші розбіжності між моделями спостерігалися у завданнях практичної інтерпретації конфігураційних фрагментів і виявлення ризиків. GPT-5 значно перевершила інші моделі за здатністю коректно інтерпретувати технічні об'єкти та виявляти потенційні помилки, що свідчить про глибше розуміння функціонального контексту. Claude 4 демонструвала високий рівень коректності, але поступалася у виявленні прихованих недоліків, тоді як Gemini 3.0 частіше обмежувалася поверховими інтерпретаціями.

Підсумкові експертні оцінки комплексної корисності підтвердили загальну тенденцію: GPT-5 отримала найвищий інтегральний показник, Claude 4 – близький до нього, а Gemini 3.0 – нижчий, але достатній для допоміжного використання. Водночас експерти підкреслили роль інформаційної технології, яка завдяки структурній впорядкованості, експертній валідації та інтеграції проміжних результатів компенсує частину обмежень окремих моделей.

Отримані результати дають змогу зробити узагальнення, що ефективність мовних моделей визначається не лише точністю окремих відповідей, а й здатністю підтримувати глобальну логіку предметної області, особливо у практикоорієнтованих сценаріях. Виявлені закономірності мають універсальний характер і поширюються не лише на DevOps, а й на інші домени, зокрема гуманітарні, де необхідне структурування знань і відтворення складних семантичних полів. Це підтверджує універсальність і міждисциплінарну придатність запропонованої інформаційної технології.

Результати дослідження були апробовані та будуть упроваджені в освітній процес підготовки здобувачів спеціальності «Філологія» освітньої програми «Прикладна лінгвістика» Національного університету «Львівська політехніка». Запропонована інформаційна технологія використовується як методичний інструмент під час вивчення дисциплін, пов'язаних із комп'ютерною лінгвістикою, аналізом текстів, семантичним моделюванням і цифровими гуманітарними студіями. Зокрема, студенти залучаються до практичних завдань з автоматизованого виділення понять, побудови семантичних зв'язків і формування концептуальних моделей на основі великих мовних моделей, що сприяє розвитку навичок системного аналізу текстів і роботи з міждисциплінарними знаннями.

Використання розробленої технології у навчальному процесі забезпечує поєднання теоретичної підготовки з практичними аналітичними навичками, актуальними для сучасного філолога-лінгвіста. Студенти отримують можливість критично оцінювати результати роботи мовних моделей, зіставляти автоматизовані концептуальні структури з експертними інтерпретаціями та усвідомлювати обмеження імовірнісних методів аналізу. Це сприяє формуванню цифрової гуманітарної компетентності, розвитку дослідницького мислення та підготовці фахівців, здатних працювати на перетині лінгвістики, інформаційних технологій та аналізу знань у науковій і прикладній діяльності.

Із метою узагальнення можливостей упровадження розробленої інформаційної технології в освітній процес у табл. 1 подано відповідність між основними компонентами технології, освітніми завданнями та сформованими фаховими компетентностями.

Таблиця 1

#### Освітні можливості застосування інформаційної технології у підготовці студентів

Компонент технології	Освітнє завдання	Форма навчальної діяльності	Сформовані компетентності
Формування понять	Аналіз термінології та понять домену	Практичні заняття, самостійна робота	Аналітичне мислення, термінологічна грамотність
Семантичні зв'язки	Виявлення відношень між поняттями	Лабораторні роботи, кейс-аналіз	Семантичне моделювання, системне мислення
Онтологічна модель	Структурування знань	Проектні завдання	Концептуалізація, міждисциплінарне мислення
Інтерпретація артефактів	Аналіз прикладних текстів і структур	Практикум, проблемні завдання	Інтерпретаційна компетентність
Експертна валідація	Критична оцінка результатів LLM	Обговорення, рецензування	Критичне мислення, цифрова грамотність

Подані в табл. 1 результати демонструють, що використання інформаційної технології автоматизованої концептуалізації сприяє поєднанню аналітичних, інтерпретаційних і критичних навичок студентів. Залучення великих мовних моделей у навчальний процес не лише підтримує опрацювання великих текстових масивів, а й формує вміння оцінювати коректність автоматизованих результатів, співвідносити їх із теоретичними знаннями та застосовувати у міждисциплінарних контекстах. Це підтверджує доцільність використання запропонованої технології як інструменту розвитку цифрової гуманітарної компетентності майбутніх фахівців із прикладної лінгвістики.

**Висновки та перспективи подальших досліджень.** Дослідження підтвердило ефективність розробленої інформаційної технології автоматизованої концептуалізації та її придатність для технічних і гуманітарних застосувань. Показано, що потенціал великих мовних моделей у структуруванні знань реалізується лише за наявності

формалізованої процедури роботи, механізмів контролю та експертної валідації, що забезпечує стійкість і відтворюваність результатів.

Запропонована технологія забезпечує перехід від неструктурованих текстових матеріалів до узгодженої моделі предметної області, інтегруючи лінгвістичну семантику з логічним і концептуальним контролем. Практична апробація на матеріалі DevOps засвідчила життєздатність підходу, зокрема його здатність підтримувати як аналітичне структурування знань, так і інтерпретацію реальних артефактів.

Отримані результати мають міждисциплінарне значення та можуть бути використані в гуманітарних дослідженнях для аналізу великих текстових корпусів і реконструкції складних семантичних структур.

Подальші дослідження доцільно спрямувати на розширення кола мовних моделей, розвиток ітеративних режимів взаємодії, поєднання LLM із формальними механізмами логічного контролю та адаптацію технології до різних типів корпусів, що підвищить відтворюваність і наукову надійність результатів.

#### Список використаних джерел

1. Глушков В. М., Амосов М. М., Артеменко І. О. Енциклопедія кібернетики : у 2-х т. / за ред. В. М. Глушкова. Київ : Головна редакція УРЕ, 1973.
2. Кунанець Н., Яромич М. Виділення концептів у літературних текстах із використанням великих мовних моделей. *Вісник науки та освіти*. 2025. № 2(32). С. 343–357. [https://doi.org/10.52058/2786-6165-2025-2\(32\)-343-357](https://doi.org/10.52058/2786-6165-2025-2(32)-343-357)
3. Пасічник В., Яромич М. Великі мовні моделі та онтології у філологічних дослідженнях. *Актуальні питання гуманітарних наук*. 2025. Вип. 83. Т. 3. С. 236–250. <https://doi.org/10.24919/2308-4863/83-3-35>
4. Akasiadis C., Nentidis A., Charalambidis A., Artikis A. Detecting and fixing inconsistencies in large knowledge graphs. *The European Journal on Artificial Intelligence*. 2025. <https://doi.org/10.1177/30504554251353512>.
5. Bian H. LLM-empowered knowledge graph construction: A survey. *arXiv preprint arXiv:2510.20345*. 2025. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2510.20345>
6. Chen Y. J., Chu H. C., Chen Y. M., Chao, C. Y. Adapting domain ontology for personalized knowledge search and recommendation. *Information & Management*. 2013. V. 50. №. 6. P. 285–303. <https://doi.org/10.1016/j.im.2013.05.001>
7. Doumanas D., Soularidis A., Spiliotopoulos D. Fine-tuning large language models for ontology engineering: a comparative analysis of GPT-4 and Mistral. *Applied Sciences*. 2025. Vol. 15, № 4. P. 2146. <https://doi.org/10.3390/app15042146>
8. Fitsilis P., Damasiotis V., Kyriatzis V. DOLLmC: DevOps for large language model customization. <https://arxiv.org/abs/2405.11581>
9. Fogliato R. Expert-augmented machine learning. *Proceedings of the National Academy of Sciences*. 2020. Vol. 117, № 9. P. 4571–4577. <https://doi.org/10.1073/pnas.1906831117>
10. Fonseca C. M., Almeida J. P. A., Guizzardi G., Carvalho V. A. Multi-level conceptual modeling: Theory, language and application. *Data & Knowledge Engineering*. 2021. V. 134. P. 101894. <https://doi.org/10.1016/j.datak.2021.101894>
11. Glaser B. G. Conceptualization: on theory and theorizing using grounded theory. *International Journal of Qualitative Methods*. 2002. Vol. 1, № 2. P. 23–38. <https://doi.org/10.1177/160940690200100203>
12. Guo Y. Evaluating large language models: a comprehensive survey [Електронний ресурс]. 2023. URL: <https://arxiv.org/abs/2310.19736>
13. He Y., Chen J., Dong H., Horrocks I. Exploring large language models for ontology alignment. URL: <https://arxiv.org/abs/2309.07172>
14. Kaadoud I. C., Rougier N. P., Alexandre F. Knowledge extraction from the learning of sequences in a long short term memory (LSTM) architecture. *Knowledge-Based Systems*. 2022. V. 235. P. 107657. <https://doi.org/10.1016/j.knosys.2021.107657>
15. Kiefer C. Smarter learning: scaling personalization with AI. Training Industry. 2025. URL: <https://trainingindustry.com/articles/artificial-intelligence/smarter-learning-personalization-at-scale-with-ai-driven-knowledge-graphs/>
16. Kosch T. Risk or chance? Large language models and reproducibility in human-computer interaction research. URL: <https://arxiv.org/abs/2404.15782>
17. Manda P. Large language models in bio-ontology research: A review. *Bioengineering*. 2025. V. 12. № 11. P. 1260. <https://doi.org/10.3390/bioengineering12111260>

#### **Pasichnyk V. V.**

*Doctor of Technical Sciences, Professor,  
Professor at the Information Systems and Networks Department  
Lviv Polytechnic National University  
Lviv, Ukraine*

**E-mail:** [vpasichnyk@gmail.com](mailto:vpasichnyk@gmail.com)

**ORCID:** 0000-0002-5231-6395

#### **Luchkevych M. M.**

*Candidate of Physical and Mathematical Sciences, Associate Professor,  
Associate Professor at the Information Systems and Networks Department,  
Lviv Polytechnic National University  
Lviv, Ukraine*

**E-mail:** [luchkevychmm@gmail.com](mailto:luchkevychmm@gmail.com)

**ORCID:** 0000-0002-2196-252X

**Yaromych M. V.**

Postgraduate Student at the Department of Applied Linguistics  
Lviv Polytechnic National University  
Lviv, Ukraine

**E-mail:** yamax0312@gmail.com

**ORCID:** 0009-0005-3299-6695

**Orlov M. V.**

Postgraduate Student at the Information Systems and Networks Department  
Lviv Polytechnic National University  
Lviv, Ukraine

**E-mail:** orlov.nv.86@gmail.com

**ORCID:** 0009-0007-9835-6177

## AUTOMATED CONCEPTUALIZATION OF SUBJECT AREAS USING LARGE LANGUAGE MODELS IN THE EDUCATIONAL PROCESS

### Abstract

This article focuses on developing and researching information technology for the automated conceptualization of subject areas using large language models, as well as justifying its application in the pedagogical process. The research is relevant due to the growing role of language models in processing large text datasets and the necessity of formalized approaches to knowledge structuring that ensure logical consistency, reproducibility, and scientific accuracy, particularly in educational and humanitarian contexts.

The article presents a step-by-step technology for conceptualization that involves forming a primary set of concepts, establishing semantic connections, constructing a structured knowledge model, interpreting applied artifacts, and validating results with experts. The article demonstrates that large language models should be considered tools for supporting conceptual analysis, integrated into a formalized methodological cycle with quality control and expert evaluation mechanisms, rather than autonomous knowledge generators.

We tested the technology's practical application by conceptualizing the subject area of DevOps as a complex, dynamic, multi-component domain. This experiment enabled us to compare the results of various language models at different stages of conceptualization. It demonstrated that combining automated and expert procedures significantly enhances the stability and consistency of the resulting knowledge models.

Special attention was given to implementing the research results in the educational process. The proposed technology can be used as a methodological tool to develop skills in text analysis, semantic modeling, critically evaluating the results of language models, and forming digital humanities competence. The results confirm the technology's universality and its potential applications in interdisciplinary research and pedagogical practices in digital education.

**Key words:** large language models, automated conceptualization, knowledge organization, and semantic modeling.

### References

1. Glushkov, V. M., Amosov, M. M., & Artemenko, I. O. (1973). *Entsyklopediia kibernetiky* [Encyclopedia of Cybernetics]. Vols. 1–2; V. M. Glushkov, Ed.). Holovna redaktsiia URE. [in Ukrainian].
2. Kunanets, N., & Yaromych, M. (2025). Vydilennia kontseptiv u literaturnykh tekstakh iz vykorystanniam velykykh movnykh modelei [Isolation of concepts in literary texts using large language models]. *Visnyk nauky ta osvity – Bulletin of Science and Education*, 2(32), 343–357. [https://doi.org/10.52058/2786-6165-2025-2\(32\)-343-357](https://doi.org/10.52058/2786-6165-2025-2(32)-343-357) [in Ukrainian].
3. Pasichnyk, V., & Yaromych, M. (2025). Velyki movni modeli ta ontolohii u filolohichnykh doslidzhenniakh [Large language models and ontologies in philological studies]. *Aktualni pytannia humanitarnykh nauk – Current issues of the humanities*, 83(3), 236–250. <https://doi.org/10.24919/2308-4863/83-3-35> [in Ukrainian].
4. Akasiadis, C., Nentidis, A., Charalambidis, A., & Artikis, A. (2025). Detecting and fixing inconsistencies in large knowledge graphs. *The European Journal on Artificial Intelligence*. <https://doi.org/10.1177/30504554251353512> [in English].
5. Bian, H. (2025). *LLM-empowered knowledge graph construction: A survey* (arXiv:2510.20345). arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2510.20345> [in English].
6. Chen, Y. J., Chu, H. C., Chen, Y. M., & Chao, C. Y. (2013). Adapting domain ontology for personalized knowledge search and recommendation. *Information & Management*, 50(6), 285–303. <https://doi.org/10.1016/j.im.2013.05.001> [in English].
7. Doumanas, D., Soularidis, A., & Spiliotopoulos, D. (2025). Fine-tuning large language models for ontology engineering: A comparative analysis of GPT-4 and Mistral. *Applied Sciences*, 15(4), 2146. <https://doi.org/10.3390/app15042146> [in English].
8. Fitsilis, P., Damasiotis, V., & Kyriatzis, V. (2024). *DOLLmC: DevOps for large language model customization*. arXiv. Retrieved from <https://arxiv.org/abs/2405.11581> [in English].
9. Fogliato, R. (2020). Expert-augmented machine learning. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 117(9), 4571–4577. <https://doi.org/10.1073/pnas.1906831117> [in English].
10. Fonseca, C. M., Almeida, J. P. A., Guizzardi, G., & Carvalho, V. A. (2021). Multi-level conceptual modeling: Theory, language and application. *Data & Knowledge Engineering*, 134, 101894. <https://doi.org/10.1016/j.datak.2021.101894> [in English].
11. Glaser, B. G. (2002). Conceptualization: On theory and theorizing using grounded theory. *International Journal of Qualitative Methods*, 1(2), 23–38. <https://doi.org/10.1177/160940690200100203> [in English].
12. Guo, Y. (2023). *Evaluating large language models: A comprehensive survey*. arXiv. Retrieved from <https://arxiv.org/abs/2310.19736> [in English].

13. He, Y., Chen, J., Dong, H., & Horrocks, I. (2023). *Exploring large language models for ontology alignment*. arXiv. Retrieved from <https://arxiv.org/abs/2309.07172> [in English].
14. Kaadoud, I. C., Rougier, N. P., & Alexandre, F. (2022). Knowledge extraction from the learning of sequences in a long short term memory (LSTM) architecture. *Knowledge-Based Systems*, 235, 107657. <https://doi.org/10.1016/j.knosys.2021.107657> [in English].
15. Kiefer, C. (2025). Smarter learning: Scaling personalization with AI. *Training Industry*. Retrieved from <https://trainingindustry.com/articles/artificial-intelligence/smarter-learning-personalization-at-scale-with-ai-driven-knowledge-graphs/> [in English].
16. Kosch, T. (2024). *Risk or chance? Large language models and reproducibility in human-computer interaction research*. arXiv. Retrieved from <https://arxiv.org/abs/2404.15782> [in English].
17. Manda, P. (2025). Large language models in bio-ontology research: A review. *Bioengineering*, 12(11), 1260. <https://doi.org/10.3390/bioengineering12111260> [in English].



Стаття поширюється на умовах ліцензії відкритого доступу (CC BY 4.0)

Дата першого надходження статті до видання: 04.02.2026  
Дата прийняття статті до друку після рецензування: 02.03.2026  
Дата публікації (оприлюднення) статті: 17.04.2026