

**ГІБРИДНЕ ВИВЕДЕННЯ ЗНАНЬ
В ІНФОРМАЦІЙНИХ СИСТЕМАХ З ВИКОРИСТАННЯМ
ВЕЛИКИХ МОВНИХ МОДЕЛЕЙ ТА ГРАФІВ ЗНАНЬ**

Бражненко Ю.М.

e-mail: yurii.brazhnenko@nure.ua

Науковий керівник – д.т.н., проф. Терзіян В.Я.

Харківський національний університет радіоелектроніки, каф. III
м. Харків, Україна

This work is devoted to the study of hybrid knowledge inference in intelligent information systems using knowledge graphs and large language models. Modern information systems require effective methods for knowledge representation and reasoning to support intelligent data analysis and decision making. The main approaches to knowledge representation based on knowledge graphs and Semantic Web ontologies were analyzed. The possibilities of using large language models for processing natural language queries were also considered. A hybrid approach that combines symbolic reasoning based on knowledge graphs with neural methods based on large language models was studied. A comparison of symbolic, neural, and hybrid knowledge inference approaches was carried out. The results show that the hybrid approach can improve the flexibility and effectiveness of knowledge inference in intelligent information systems.

У сучасних інформаційних системах ефективно представлення знань та їх використання для підтримки інтелектуального аналізу даних і прийняття рішень є однією з ключових задач. Зростання обсягів інформації та різноманітність форматів даних зумовлюють необхідність застосування підходів, що забезпечують як структурованість знань, так і гнучкість їх обробки.

Традиційні моделі даних не забезпечують достатнього рівня семантичної інтерпретації інформації, що обмежує можливості автоматичного аналізу. У зв'язку з цим активно використовуються підходи, засновані на графах знань та технологіях Semantic Web [2, 3].

Графи знань дозволяють представляти інформацію у вигляді взаємопов'язаних сутностей і забезпечують можливість логічного виведення нових знань [4]. Їх перевагою є формальність і інтерпретованість результатів, що є важливим для систем підтримки прийняття рішень. Водночас їх створення та підтримка потребують значних ресурсів, а також обмежені у роботі з неструктурованими даними [4, 5].

Великі мовні моделі, навпаки, демонструють високу ефективність у задачах обробки природної мови та здатні працювати з неструктурованою інформацією. Вони широко застосовуються для аналізу текстів, генерації відповідей та взаємодії з користувачем. Однак такі

моделі не гарантують достовірності результатів і характеризуються низьким рівнем інтерпретованості [1].

З метою систематизації особливостей різних підходів проведено їх порівняльний аналіз (табл. 1).

Таблиця 1 – Порівняння підходів до виведення знань

Підхід	Переваги	Недоліки	Приклади застосування
Символічний (Knowledge Graph + OWL)	Формальність, інтерпретованість	Складне створення та підтримка знань	DSS, пошукові системи
Нейронний (LLM)	Гнучкість, обробка природної мови	Галюцинації, неперевірені результати	Чат-боти, аналіз текстів
Гібридний	Інтерпретованість + гнучкість	Складність інтеграції	Інтелектуальні інформаційні системи, DSS, асистенти

Проведений аналіз показує, що символічні підходи забезпечують високу точність і інтерпретованість, але є недостатньо гнучкими, тоді як нейронні моделі є гнучкими, проте не гарантують достовірності результатів. Це обумовлює доцільність їх поєднання у межах єдиного підходу.

У роботі запропоновано гібридний підхід до виведення знань, який передбачає інтеграцію графа знань і великої мовної моделі. У такій системі граф знань використовується як джерело структурованої інформації та механізм логічного виведення, а мовна модель – як інтерфейс обробки природної мови та взаємодії з користувачем [1, 4].

Архітектуру запропонованої системи наведено на рисунку 1.

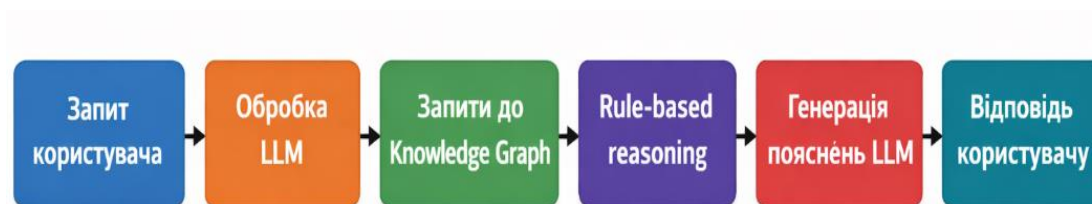


Рисунок 1 – Архітектура гібридної системи виведення знань

Практичне застосування гібридного підходу розглянуто на прикладі задачі персоналізованого підбору навчальних курсів. Граф знань дозволяє

формалізувати зв'язки між курсами, визначати залежності між темами та будувати логічно обґрунтовані рекомендації, що відповідає підходам Semantic Web [2, 4, 5].

Це забезпечує структурованість і узгодженість процесу підбору курсів.

Мовна модель використовується для аналізу запитів користувача, які можуть бути сформульовані у довільній формі, та для генерації рекомендацій у зручному вигляді.

Застосування гібридного підходу дозволяє підвищити точність і релевантність рекомендацій, зменшити кількість некоректних відповідей, а також забезпечити пояснюваність отриманих результатів. Додатковою перевагою є можливість інтеграції різних джерел даних у межах єдиної системи.

Отримані результати підтверджують ефективність використання гібридного підходу для побудови інтелектуальних інформаційних систем. Поєднання символічних і нейронних методів дозволяє досягти балансу між точністю, гнучкістю та інтерпретованістю [4].

Гібридні системи можуть бути використані у системах підтримки прийняття рішень, рекомендаційних системах та інтелектуальних сервісах. Перспективами подальших досліджень є вдосконалення методів інтеграції компонентів, оптимізація обробки запитів та підвищення достовірності результатів.

Список використаних джерел:

1. Terziyan V., Vitko O., Terziyan O. Semantic AI for Future Industries: Bridging Explainability and Integration in Black Box Models // *Procedia Computer Science*. 2026. (in press).
2. Heath T., Bizer C. Linked Data: Evolving the Web into a Global Data Space. *Synthesis Lectures on the Semantic Web: Theory and Technology*. 2011. Vol. 1, no. 1. P. 1–136. DOI: <https://doi.org/10.2200/s00334ed1v01y201102wbe001>.
3. Hitzler P., Krotzsch M., Rudolph S. *Foundations of Semantic Web Technologies*. Chapman and Hall/CRC, 2009. DOI: <https://doi.org/10.1201/9781420090512>.
4. *Knowledge Graphs* / M. Cochez et al. Morgan & Claypool Publishers, 2021. Vol. 54, No. 4. Article 71. P. 1–37.
5. *Freebase* / K. Bollacker et al. The 2008 ACM SIGMOD international conference, Vancouver, Canada, 9–12 June 2008. New York, New York, USA, 2008.