

П. І. САГАЙДА

доктор технічних наук, доцент,
професор кафедри цифрових технологій та проєктно-аналітичних рішень
ТОВ «Технічний університет «Метінвест політехніка»
ORCID: 0000-0002-4700-8160

О. А. КОСТІКОВ

кандидат фізико-математичних наук, доцент,
доцент кафедри цифрових технологій та проєктно-аналітичних рішень
ТОВ «Технічний університет «Метінвест політехніка»
ORCID: 0000-0003-3503-4836

С. К. ДОБРЯК

кандидат технічних наук,
доцент кафедри цифрових технологій та проєктно-аналітичних рішень
ТОВ «Технічний університет «Метінвест політехніка»
ORCID: 0009-0005-9108-0812

МЕТОД ЗАСТОСУВАННЯ АГЕНТІВ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ В БАГАТОАГЕНТНІЙ СИСТЕМІ ДЛЯ АВТОМАТИЗАЦІЇ ПРОЦЕСІВ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОГО АНАЛІЗУ ДАНИХ

Стаття присвячена розробці методу застосування агентів штучного інтелекту для автоматизації інтелектуального аналізу даних (ІАД) з використанням векторних та графових баз даних для накопичення відомостей про застосовувані конвеєри обробки та пошуку схожих кейсів обробки даних і відповідних ланцюгів застосування алгоритмічного забезпечення етапів аналізу та витягу моделей з даних. У роботі проаналізовані можливості та сучасний стан інтеграції агентів ШІ із великими мовними моделями (LLM), що дозволяє значно розширити функціональність агентів та забезпечити автоматизацію складних процесів ІАД. Запропонований у даній роботі підхід базується на сумісному використанні результатів онтологічного моделювання предметної області ІАД, що дозволяє обмежити або уточнити рішення, які приймаються агентами штучного інтелекту на відповідних етапах загального процесу, що автоматизується, та графових баз даних (Knowledge Graphs) для накопичення знань про успішні кейси обробки даних. Ключові результати дослідження включають: розробку методології створення багатоагентних систем із спеціалізованими агентами для кожного етапу процесу ІАД; використання векторних баз даних для пошуку подібних кейсів обробки на основі вбудовувань запитів; автоматизацію використання онтологічних моделей предметної області як контексту для виконання завдань агентами ШІ; ітеративний підхід до обробки даних із можливістю вдосконалення на основі накопиченого досвіду. У роботі представлено результати структурно-функціонального аналізу запропонованої архітектури системи та фрагмент графової бази даних для збереження знань про кейси обробки даних. Також обговорено переваги та обмеження застосування агентів ШІ. Висновки підкреслюють практичну цінність запропонованого підходу для підвищення ефективності ІАД в умовах зростаючої складності обробки великих обсягів даних.

Ключові слова: штучний інтелект, агент, інтелектуальний аналіз даних, бази даних та знань, онтологічна модель.

P. I. SAHAIDA

Doctor of Technical Sciences, Associate Professor,
Associate Professor at the Department of Digital Technologies and Design
and Analytical Solutions
LLC "Technical University "Metinvest Polytechnic"
ORCID: 0000-0002-4700-8160

O. A. KOSTIKOV

Candidate of Physical-Mathematical Science, Associate Professor,
Associate Professor at the Department of Digital Technologies and Design
and Analytical Solutions
LLC "Technical University "Metinvest Polytechnic"
ORCID: 0000-0003-3503-4836

S. K. DOBRIAK

Candidate of Technical Science,

Associate Professor at the Department of Digital Technologies and Design

and Analytical Solutions

LLC "Technical University "Metinvest Polytechnic"

ORCID: 0009-0005-9108-0812

METHOD OF USING ARTIFICIAL INTELLIGENCE AGENTS IN A MULTI-AGENT SYSTEM FOR AUTOMATION OF INTELLIGENT DATA ANALYSIS PROCESSES

The article is devoted to the development of a method of using artificial intelligence agents for automation of intelligent data analysis (IAD) using vector and graph databases to accumulate information about the processing pipelines used and search for similar data processing cases and the corresponding chains of application of algorithmic support for the stages of analysis and extraction of models from data. The paper analyzes the possibilities and current state of integration of AI agents with large language models (LLM), which allows significantly expanding the functionality of agents and ensuring the automation of complex IAD processes. The approach proposed in this paper is based on the combined use of the results of ontological modeling of the AI domain, which allows limiting or refining the decisions made by artificial intelligence agents at the relevant stages of the general automated process, and graph databases (Knowledge Graphs) for accumulating knowledge about successful data processing cases. The key results of the research include: development of a methodology for creating multi-agent systems with specialized agents for each stage of the AI process; use of vector databases to search for similar processing cases based on query embeddings; automation of the use of ontological models of the domain as a context for performing tasks by AI agents; iterative approach to data processing with the possibility of improvement based on accumulated experience. The paper presents the results of the structural and functional analysis of the proposed system architecture and a fragment of a graph database for storing knowledge about data processing cases. The advantages and limitations of the use of AI agents are also discussed. The conclusions emphasize the practical value of the proposed approach for improving the efficiency of AI in the face of the growing complexity of processing large amounts of data.

Key words: artificial intelligence, agent, data mining, databases and knowledge, ontological model.

Постановка проблеми

Швидкий розвиток технологій штучного інтелекту (ШІ) та зростання обсягів даних створюють потребу в нових нетривіальних інструментах для ефективної обробки даних та витягу з даних знань про роботу предметних областей. В даний час існує проблема, яка вимагає постійних досліджень для свого вирішення: науко-технічні та математичні доробки у галузі інтелектуального аналізу даних та машинного навчання, сучасні програмні комплекси та середовища розробки пропонують велику кількість різноманітних методів та алгоритмів обробки даних для розв'язання задач витягу з даних моделей функціонування предметних областей, або візуалізації даних для виявлення тенденцій та підтримки прийняття рішень аналітиками або особами, що такі рішення приймають. Традиційні та нещодавно запропоновані методи та алгоритми аналізу даних в різноманітних джерелах (сховищах даних, корпусах документів підприємств та організацій, корпоративних та соціальних мережах) часто не справляються з великими обсягами неструктурованої інформації та складними запитами, або мають суттєву специфіку свого застосування, яка залежить від режимів роботи алгоритмів обробки, переліку і послідовності їх застосування, властивостей наборів даних, які обробляються (типи даних, об'єми розглянутих кейсів, щільності розподілення значень параметрів, відсутні дані тощо). Раніше автором було запропоновано рішення [1, С. 314-326] з організації застосунків для інтелектуальної обробки даних, яке базується на онтологічному моделюванні предметної області аналізу даних та пов'язаних з реалізацією відповідних алгоритмів обробки скриптів і фрагментів програмного коду, які для цієї реалізації використовують виклики функцій різних бібліотек (на прикладі бібліотек Python та функцій MatLAB). Експериментальні дослідження показали деяку ефективність такого підходу, за рахунок часткової автоматизації процесу аналізу даних, який в загальному випадку вимагає залучення спеціалістів високого рівня підготовки та великого обсягу розвідувального аналізу і ітеративних процедур підготовки даних і перевірки якості отриманих моделей. Однак більший ступінь автоматизації при такому підході, тобто тільки на основі онтологічних моделей в форматі OWL/RDF та резонерів, які дозволяють обирати той чи інший метод обробки на основі обмеженого набору формалізованих правил і умов, практично неможливий, оскільки вимагає на багатьох проміжних етапах прийняття рішень про обрання раціонального методу обробки, використання конвеєрів обробки (pipelines), проведення підбору гіперпараметрів моделей, які навчаються на даних. Крім того, необхідно забезпечити накопичення не тільки експертних знань про процес, але і результатів обробки наборів даних з урахуванням їх властивостей, відомостей про ланцюги етапів обробки, про результати, у вигляді оцінок значень відповідних метрик. Крім того, необхідно виконувати моніторинг публікацій та поповнювати з них цю базу знань. Такий комплексний підхід може бути забезпечений використанням агентів штучного інтелекту, кожен з яких повинен працювати на відповідному етапі процесу та мати необхідну спеціалізацію, використовуючи при

цьому можливості великих мовних моделей загального призначення [2]. Такий підхід дозволяє вирішити проблему значної автоматизації складного процесу інтелектуального аналізу даних, але потребує розробки методу та технології своєї реалізації.

Формулювання мети дослідження

Мета дослідження: розробити метод та технологію організації багатоагентних програмних комплексів на основі агентів штучного інтелекту, інтегрованих з великими мовними моделями (Large Language Models – LLM), та баз даних і знань про кейси обробки даних, для автоматизації виконання завдань у сфері обробки даних та розв'язання задач інтелектуальної діяльності.

Завдання, які потрібно виконати для досягнення даної мети: проаналізувати архітектуру та функціонал агентів ШІ, сучасні доробки в галузі теорії та практики організації і застосування агентних систем; розглянути загальний підхід до інформаційної підтримки інтелектуального аналізу даних на основі бази знань про методи, алгоритми та процеси такої діяльності; запропонувати метод та технологію організації багатоагентних програмних комплексів на основі агентів штучного інтелекту, які дозволять автономну інформаційну підтримку та автоматизацію цієї діяльності з застосуванням можливостей LLM та з урахуванням правил і обмежень онтологічних моделей предметних областей.

Аналіз останніх досліджень і публікацій

Аналіз архітектури сучасних технічних рішень стосовно багатоагентних систем на основі агентів штучного інтелекту показав наступне. Суттєвим досягненням сучасної науки про штучний інтелект та великою відмінністю від багатоагентних систем попередніх поколінь є інтеграція агентів ШІ з великими мовними моделями [2, 3]. Інтеграція агентів ШІ з LLM відкриває нові можливості для розширення їхньої функціональності та переліку задач, які вони можуть розв'язувати [3, 4]. Особливістю цього підходу є наступні ознаки агентів ШІ:

- взаємодія з LLM для виконання завдань: агент може передавати LLM текстові запити, а LLM генерує відповіді, які агент використовує для прийняття рішень або виконання завдань;
- передача контексту: агент може передавати LLM додаткову інформацію про контекст завдання, щоб допомогти їй генерувати більш точні та релевантні відповіді;
- спільне використання знань: LLM може служити розширеною базою знань для агента, надаючи доступ до великих обсягів накопиченої під час навчання LLM інформації та знань, які можуть бути використані для вирішення складних завдань агентом в конкретній предметній області.

Агенти штучного інтелекту, які інтегровані з великими мовними моделями, відкривають нові можливості для ефективного пошуку та аналізу інформації. Дуже корисним в процесі автоматизації інтелектуальної обробки та аналізу даних є спроможність агентів узагальнювати дані та виявляти відношення між даними, таких як причинно-наслідкові зв'язки, кореляції, аналогії тощо. Це дозволяє автоматизувати створення онтологічних моделей про функціонування предметних областей, створювати графові бази знань, які також використовуються в процесах підвищення ефективності обробки даних засобами LLM, в рамках технології *retrieving augmented generation* (RAG), а саме її різновиду *GraphRAG*.

Перевагами використання агентів ШІ, в тому числі при пошуку даних в зовнішніх джерелах, є продуктивність і швидкість виконання завдань, за рахунок взаємодії та паралельного виконання окремих етапів, підвищення точності результатів завдяки використанню складних алгоритмів та їх комплексування. Додатковою перевагою є розширення діапазону можливих завдань та підвищення їх складності (агенти в багатоагентному середовищі здатні знаходити більш точні відповіді на складні запити, від пошуку інформації до її аналізу та узагальнення, генерування програмного коду та його виконання з використанням консолі як інструменту).

Для виконання завдань, поставлених в даній роботі, було проаналізовано найбільш перспективне на даному етапі рішення з організації застосунків для інтелектуальної обробки даних, яке базується на онтологічному моделюванні предметної області аналізу даних та пов'язаних з реалізацією відповідних алгоритмів обробки скриптів і фрагментів програмного коду, які для цієї реалізації використовують виклики функцій різних бібліотек (наприклад бібліотек Python та функцій MatLAB). У [1, с. 316-320] було використано компоненти інформаційної системи (ІС) для інтелектуального аналізу обробки даних (ІАД) на основі інженерії знань, що забезпечують вибір близьких до оптимальних (для конкретного набору даних з визначеними характеристиками) методів ІАД. Розроблено алгоритмічне забезпечення КС для ІАД, яке функціонує на основі методів інженерії знань, зокрема: онтологічних моделей, представлених мовою OWL DL, для методів і алгоритмів обробки даних, програмних компонентів для проведення ІАД, технологій і форматів обміну даними; правил застосування й обмеження використання методів і засобів обробки даних, а також технологій обміну даними, сформульованих мовою SWRL. Принцип функціонування даної ІС для ІАД полягає: у формуванні запитів до сховищ даних, результатом яких є вибірки даних для проведення ІАД і отримання залежностей; у формуванні запитів до сховища знань, для одержання відомостей про відповідні алгоритми для обробки даних, із зазначенням вагових коефіцієнтів для оцінювання ступеня довіри до результатів обробки; у формуванні запитів до сховища знань, для одержання відомостей про відповідні (доступні) програмні компоненти, що реалізують необхідну функціональність для обробки даних, і релевантних технологій

обміну даними для доступу до даної функціональності. За результатами запитів до сховища знань модуль ІС формує скрипти (рядки підключення до компонентів), з урахуванням отриманих результатів, забезпечує їх виконання й приймання результатів у вигляді витягнутих залежностей (моделей) з вибірок експериментальних даних. Після отримання результатів ІАД у вигляді здобутих з даних моделей, компоненти ІС для ІАД забезпечують агрегацію результатів у вигляді ансамблю моделей, що близькі до визначених метрик. Онтологічна модель предметної області «Інтелектуальний аналіз даних», розроблена в рамках рішення, яке розглядається, має суттєву теоретичну і практичну цінність. Особливості її організації надають можливість її верифікації та поповнення. Однак запропоноване технічне рішення має значні недоліки, а саме: має потребу у постійному залученні фахівців високого рівня; не враховує особливості наборів даних, що обробляються; погано локалізується до конкретної предметної області; немає автоматизованого пошуку в літературних джерелах; немає бази знань за результатами попередньої своєї діяльності, та ін.

Викладення основного матеріалу дослідження

Суттєвим розвитком підходу до створення ІС для ІАД, який базується на впровадженні спеціалізованих баз знань, є розробка методу, який забезпечить діяльність в рамках ІС багатьох агентів штучного інтелекту з залученням LLM, з можливістю приймати рішення на основі ланцюгів суджень та поповнення баз знань успішними кейсами застосування алгоритмів і їх параметрів.

На рисунку 1 наведено діаграму SADT (structured analysis and design technique) [5] для предметної області «Реалізація процесу інтелектуальної обробки даних з використанням агентів штучного інтелекту». Перевагою такого моделювання та розробки багатоагентних систем для автоматизації розглянутого процесу є використання підходу IPO (Input-Processing-Output), який наразі вважається найбільш ефективним в даній галузі [6]. Крім того, використання онтологічної моделі «Інтелектуальна обробка даних» на мові OWL/RDF з використанням виразів дескриптивної логіки [7] надає можливість, при реалізації активності A5, додати обмежень та описати явні знання про процеси обробки, отримані від аналітиків даних та експертів в предметній області. Онтологічна модель повинна використовуватись Агентом побудови та виконання скриптів та Агентом-аналітиком результатів обробки даних, у вигляді контексту, доданого до визначень їх функціональності [8]. Також в процесі автоматизації приймає участь «Агент-адміністратор векторної СУБД», який відповідає за взаємодію, шляхом виконання відповідних запитів, з векторною базою даних [9] (наприклад, під управлінням СУБД Feiss або Weavate). Векторна база даних слугує сховищем для накопичених відомостей про кейси обробки даних, які структуровано та деталізовано описані у графівій базі даних, або KG, але отримали, з використанням переднавченої Large Language Model (LLM), значення вбудовувань (embeddings) [10], тобто значення координат у багатовимірному семантичному просторі. Аналогічно вхідні запити на виконання обробки даних, з описами наборів та вимог до результатів, отримують значення вбудовувань, що дозволяє у векторній базі виконати пошук схожих кейсів. Відомості про методи та алгоритми обробки для цих схожих кейсів відповідний агент здобуває з графівій бази даних та надсилає агенту («Агент побудови та виконання скриптів»), який виконує відповідну обробку набору даних (активність A5). При цьому контекстом опису функціональності цього агента слугує онтологічна модель «Інтелектуальна обробка даних» на OWL/RDF, яка вказує на формалізовані обмеження процесу та особливості конкретної предметної області, для якої згенерований набір даних, що оброблюється.

У наступній активності A6 агент-аналітик результатів обробки даних виконує критичний аналіз результатів обробки даних, передусім, на відповідність вимогам, які були висунуті у якості завдання на обробку. Вихідним потоком даних, у випадку задовільного результату, є «Узгоджені результати: закінчення процесу обробки та запит на поповнення KG», тобто результати успішної обробки фіксуються у графівій базі даних, шляхом виконання активностей A7-A9 (рисунок 2). У випадку неуспішної обробки даних «Неузгоджені результати: додавання контексту до вхідного запиту процесу» потрапляють на вхід активності A1, що дозволяє почати процес обробки даних знову, але тепер вже з урахуванням контексту неуспішної спроби. Це дозволяє забезпечити ітеративний режим обробки та досягти якісних результатів.

На рисунку 2 наведено діаграму SADT [5] для предметної області «Застосування графівій бази даних для накопичення та пошуку відомостей про кейси обробки даних». Активності, наведені в діаграмі, реалізуються з застосуванням спеціалізованих агентів ШІ – «Агент пошуку текстів та контексту» (забезпечує взаємодію з аналітиком даних, який вводить відомості про кейси обробки, та пошук і здобуття даних про кейси з джерел документів, які також надаються аналітиком); «Агент обробки та взаємодії з онтологічними моделями» (забезпечує взаємодію з базою знань про інтелектуальну обробку даних з застосуванням, у якості інструменту, модулю обміну запитамі/даними з базами моделей і резонерами, наприклад, OWL/SWRL API Protégé [11]); «Агент взаємодії з KG» (відповідає за виконання запитів до графівій бази даних (Knowledge Graph – KG), організованої для накопичення відомостей про кейси обробки даних).

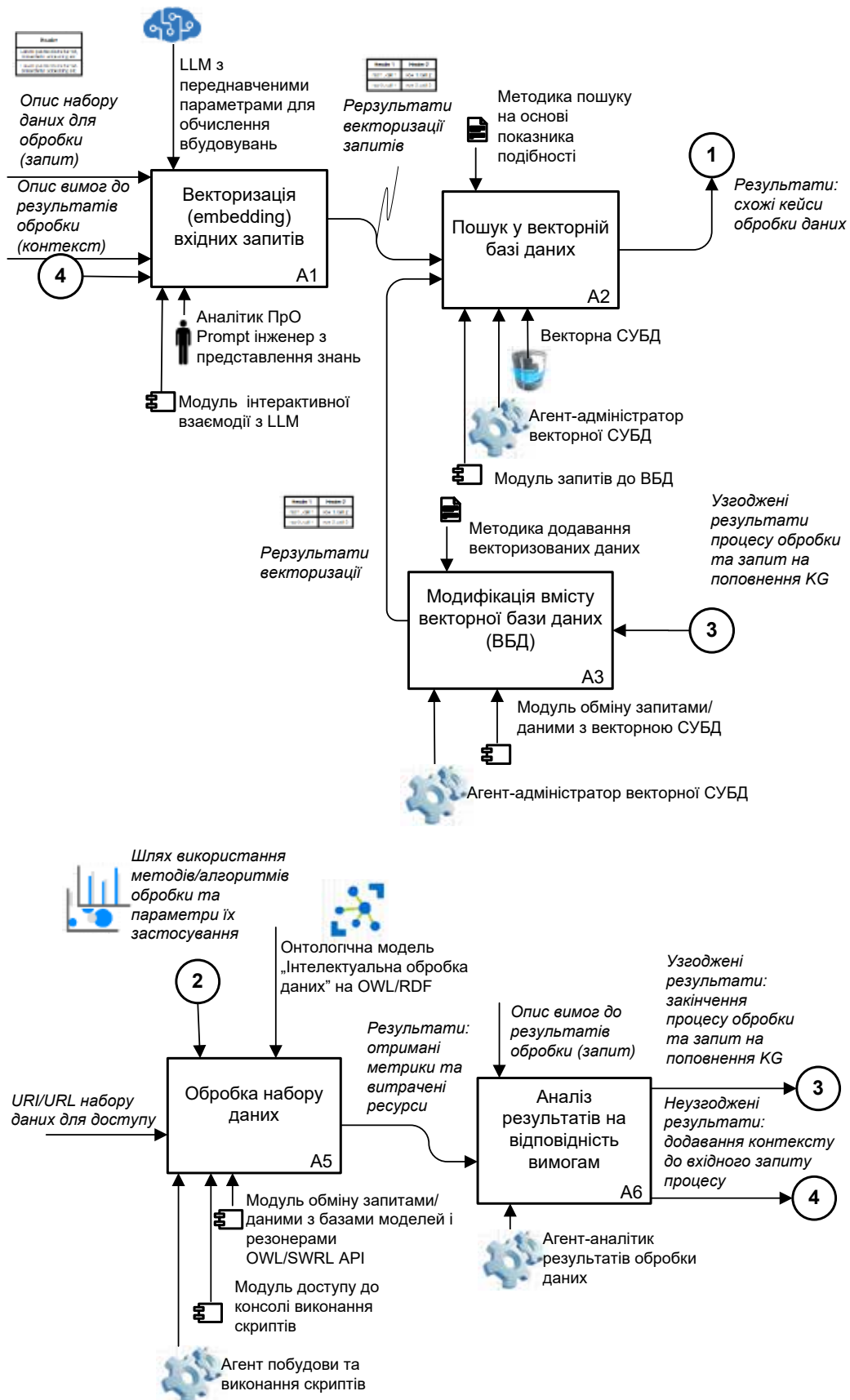


Рис. 1. Діаграма SADT для предметної області «Реалізація процесу інтелектуальної обробки даних з використанням агентів штучного інтелекту»

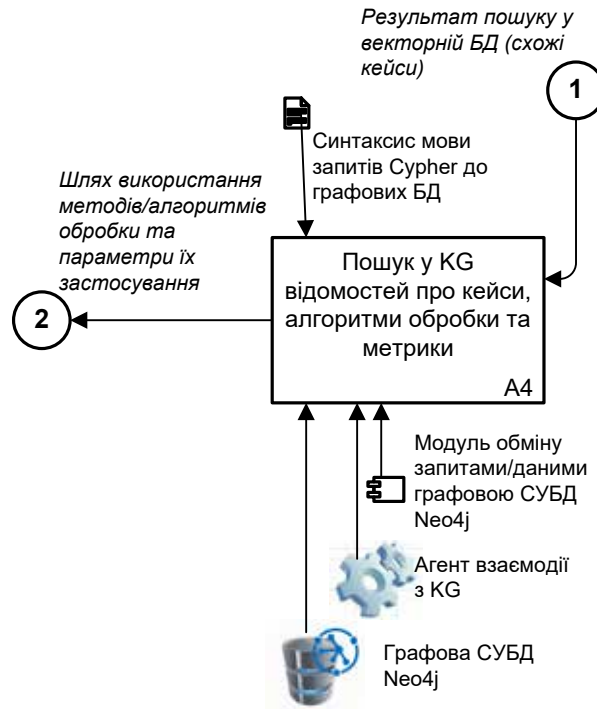


Рис. 1 (закінчення)

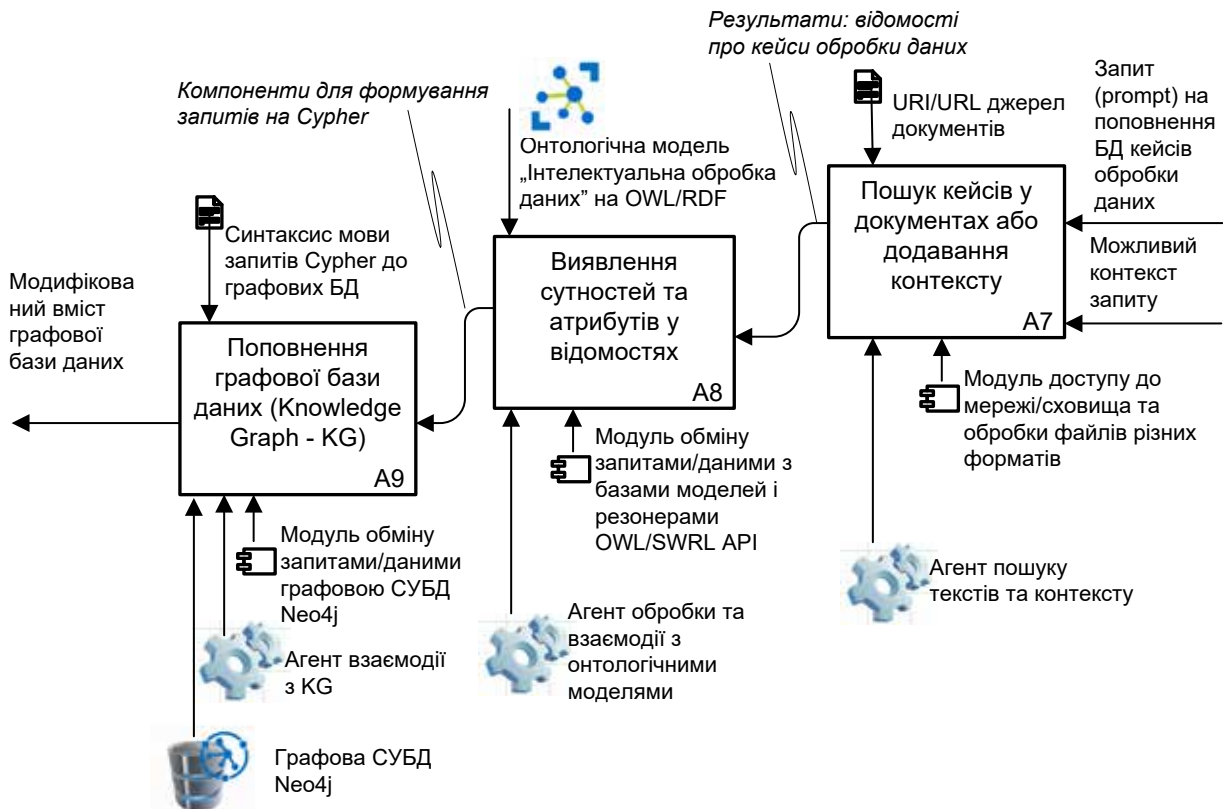


Рис. 2. Діаграма SADT для предметної області «Застосування графової бази даних для накопичення та пошуку відомостей про кейси обробки даних»

На рисунку 3 наведено формальний приклад фрагменту графової бази даних (Knowledge Graph – KG), організованої для накопичення відомостей про знайдені у літературних джерелах, уведені вручну на основі експертних

знань аналітиків даних, додані за результатами роботи запропонованого методу відомості про успішні та неуспішні кейси інтелектуальної обробки даних. KG вміщує вузли з мітками (labels): Case (приклад реалізації обробки даних), Dataset (набори даних, з відповідними атрибутами – властивостями наборів), Path (шляхи застосування методів та/або алгоритмів обробки), Method/Algo (методи та/або алгоритми обробки, з відповідними атрибутами – режимами і параметрами застосування), Result (результати обробки, з відповідними атрибутами – значеннями метрик на тестових вибірках даних). Такий KG забезпечує можливість пошуку відомостей про перелік та порядок застосування алгоритмів обробки даних для кейсів, які були визначені як схожі з описами набору даних та вимог до результатів обробки (машинного навчання), отриманих у вигляді запитів до запропонованої багатоагентної системи.

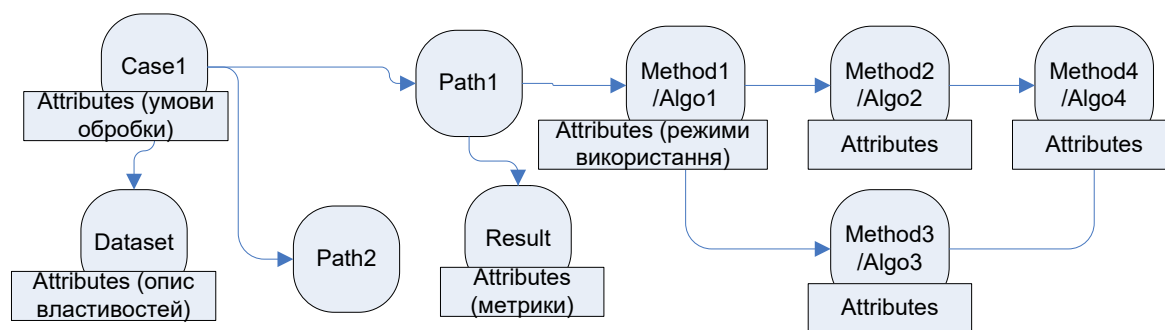


Рис. 3. Приклад фрагменту графової бази даних (Knowledge Graph – KG), організованої для накопичення відомостей про кейси обробки даних

Роботу декількох агентів штучного інтелекту у багатоагентному середовищі повинен оркеструвати окремий спеціалізований агент [12], який розподіляє загальну задачу ІАД на етапи, надсилає відповідні повідомлення іншим агентам, слідує за станами баз знань та векторної бази даних. Онтологічна модель предметної області, для її використання агентами ШІ як інструменту перевірки можливості виконання прийнятих рішень та частини контексту, в якому працює агент, повинна розроблятися з урахуванням сучасних підходів до верифікації суб'єктивних результатів концептуального моделювання, а саме – категоріально-онтологічного підходу [1]. Використання такого підходу забезпечує представлення загальної онтологічної моделі в категоріально-теоретичних термінах, що дозволяє накласти суворі математичні обмеження на об'єкти та морфізми категорії, які відповідають поняттям та відношенням у моделі предметної області. Завдяки використанню категоріально-онтологічного підходу можливо формалізувати суб'єктивні рішення, прийняті в процесі інженерії знань; використовувати об'єкти теорії категорій як високорівневі шаблони проектування, та забезпечити верифікацію результатів онтологічного моделювання.

Висновки

1. Агенти штучного інтелекту, інтегровані з великими мовними моделями, є потужним інструментом для автоматизації інтелектуальної обробки даних. Відповідні технології використання агентів базуються на їх спроможності витягати вагомі сутності та ключові показники, виявляти різноманітні відношення між даними, такі як причинно-наслідкові зв'язки, кореляції, аналогії тощо. Однак, для успішного застосування агентів необхідно враховувати їхні обмеження та вирішувати пов'язані з ними етичні проблеми. 2. Розробка методу застосування агентів штучного інтелекту в багатоагентній системі для автоматизації процесів інтелектуального аналізу даних дозволила удосконалити існуючі підходи на основі баз знань про процеси та алгоритми обробки у вигляді онтологічних моделей, додавши можливості: використання векторної бази даних для пошуку схожих кейсів обробки на основі вбудовувань запитів на обробку та кейсів використання; графової бази знань для накопичення та пошуку відомостей про кейси і ланцюгу використання алгоритмів обробки, з відповідними атрибутами кожного етапу обробки; аналітичні можливості спеціалізованих агентів штучного інтелекту, кожен з яких відповідає за окремий етап процесу ІАД; ітеративний процес обробки з можливістю повернення до початкового етапу з додаванням контексту до запиту на обробку; оркестрацію діяльності агентів та застосування ланцюгів суджень LLM для прийняття рішень на багатьох етапах ІАД.

Список використаної літератури

1. Tarasov O., Sahaida P., Podlesny S., Vasylieva L. Categorical-ontological approach to information support of educational activities. *Conference on History, Theory and Methodology of Learning: 3rd International (ICHTML 2022)*, Kryvyi Rih, Ukraine, SHS Web Conf., 2022. Vol. 142. DOI: <https://doi.org/10.1051/shsconf/202214203005>.
2. Devansh. An Overview of the AI Agent Landscape. URL : <https://medium.com/@machine-learning-made-simple/an-overview-of-the-ai-agent-landscape-9c92009a0a30> (дата звернення 20.11.2024).

3. Tomaz Bratanic. JSON-based Agents With Ollama & LangChain. URL : <https://medium.com/neo4j/json-based-agents-with-ollama-langchain-9cf9ab3c84ef> (дата звернення 20.11.2024).
4. Manpreet Singh. How to Build an AI Agent Army Using ChatGPT: An overview. URL : <https://medium.com/ai-advances/how-to-build-an-ai-agent-army-using-chatgpt-a-step-by-step-guide-e60b401c9599> (дата звернення 20.11.2024).
5. John Mylopoulos. Conceptual Modelling III. Structured Analysis and Design Technique (SADT). URL: <http://www.cs.toronto.edu/~jm/2507S/Notes04/SADT.pdf> (дата звернення 20.11.2024).
6. Kenny Vaneetvelde. Atomic Agents in Practice: Creating a Deep, Controllable, Multi-Agent Research System. URL : <https://medium.com/generative-ai/atomic-agents-in-practice-creating-a-deep-controllable-multi-agent-research-system-e004ad98fec5> (дата звернення 20.11.2024).
7. Stefan Heindorf, Lukas Blübaum, Nick Düsterhus, Till Werner, Varun Nandkumar Golani, Caglar Demir, and Axel-Cyrille Ngonga Ngomo. Evolearner: Learning description logics with evolutionary algorithms. In *Proceedings of the ACM Web Conference 2022*, pp. 818-828. 2022.
8. Satish Kumar. Question Generation AI Agent-Using LangGraph. URL : <https://medium.com/@satish-0612/question-generation-ai-agent-using-langgraph-16571ce337f6> (дата звернення 20.11.2024)
9. Vector database : веб-сайт. URL: https://en.wikipedia.org/wiki/Vector_database (дата звернення 20.11.2024).
10. Ida Silfverskiöld. Working with Embeddings: Closed versus Open Source. Using techniques to improve semantic search. URL : <https://medium.com/towards-data-science/working-with-embeddings-closed-versus-open-source-39491f0b95c2> (дата звернення 20.11.2024).
11. A free, open-source ontology editor and framework for building intelligent systems : Protégé. URL : <https://protege.stanford.edu/> (дата звернення 20.11.2024).
12. Anthony Alcaraz. Orchestrating a Swarm of AI Agents to Accomplish Complex Goals : A theoretical approach. URL : <https://medium.com/ai-in-plain-english/orchestrating-a-swarm-of-ai-agents-to-accomplish-complex-goals-a-theoretical-approach-57241b614b46> (дата звернення 20.11.2024).

References

1. Tarasov O., Sahaida P., Podlesny S., Vasylieva L. (2022). Categorical-ontological approach to information support of educational activities. *Conference on History, Theory and Methodology of Learning: ICHTML 2022*. Kryvyi Rih, Ukraine, SHS Web Conf., Vol. 142. DOI: <https://doi.org/10.1051/shsconf/202214203005>.
2. Devansh. (2024, November 20). *An Overview of the AI Agent Landscape*. Medium. <https://medium.com/@machine-learning-made-simple/an-overview-of-the-ai-agent-landscape-9c92009a0a30>.
3. Tomaz Bratanic. (2024, November 20). *JSON-based Agents With Ollama & LangChain*. Medium. <https://medium.com/neo4j/json-based-agents-with-ollama-langchain-9cf9ab3c84ef>.
4. Manpreet Singh. (2024, November 20). *How to Build an AI Agent Army Using ChatGPT: An overview*. Medium. <https://medium.com/ai-advances/how-to-build-an-ai-agent-army-using-chatgpt-a-step-by-step-guide-e60b401c9599>
5. John Mylopoulos. (2006). *Conceptual Modelling III. Structured Analysis and Design Technique (SADT)*. Preprints. <http://www.cs.toronto.edu/~jm/2507S/Notes04/SADT.pdf>.
6. Kenny Vaneetvelde. (2024, November 20). *Atomic Agents in Practice: Creating a Deep, Controllable, Multi-Agent Research System*. Medium. <https://medium.com/generative-ai/atomic-agents-in-practice-creating-a-deep-controllable-multi-agent-research-system-e004ad98fec5>.
7. Stefan Heindorf, Lukas Blübaum, Nick Düsterhus, Till Werner, Varun Nandkumar Golani, Caglar Demir, and Axel-Cyrille Ngonga Ngomo. (2022). Evolearner: Learning description logics with evolutionary algorithms. In *Proceedings of the ACM Web Conference 2022*, (818-828).
8. Satish Kumar. (2024, November 20). *Question Generation AI Agent-Using LangGraph*. Medium. <https://medium.com/@satish-0612/question-generation-ai-agent-using-langgraph-16571ce337f6>
9. Wikipedia. (2024, November 20). *Vector database*. https://en.wikipedia.org/wiki/Vector_database (дата звернення 20.11.2024).
10. Ida Silfverskiöld. (2024, November 20). *Working with Embeddings: Closed versus Open Source. Using techniques to improve semantic search*. Medium. <https://medium.com/towards-data-science/working-with-embeddings-closed-versus-open-source-39491f0b95c2>.
11. Protégé. (2024, November 20). *A free, open-source ontology editor and framework for building intelligent systems*. <https://protege.stanford.edu/>.
12. Anthony Alcaraz. (2024, November 20). *Orchestrating a Swarm of AI Agents to Accomplish Complex Goals : A theoretical approach*. Medium. <https://medium.com/ai-in-plain-english/orchestrating-a-swarm-of-ai-agents-to-accomplish-complex-goals-a-theoretical-approach-57241b614b46>.