

О возможности запросов к данным нереляционного типа на естественном языке с использованием большой языковой модели

А.О. Еркимбаев¹, В.Ю. Зицерман¹, Г.А. Кобзев¹

¹ *Объединенный институт высоких температур РАН, 125412, Москва,
Россия*

Аннотация. Работа посвящена проблемам организации запросов на естественном языке к базам данным нереляционного типа. Выполнен краткий анализ исследований за последние годы по выполнению запроса на естественном языке к базам данных различного типа. Отмечено активное применение методов машинного обучения (нейронных алгоритмов) и особенно внедрение в последние два года методов большой языковой модели. Проведено исследование возможностей графовой базы данных AllegroGraph по организации поиска на естественном языке при поддержке больших языковых моделей.

Ключевые слова: запрос на естественном языке, большая языковая модель, эмбединг, не реляционные базы данных, графовая база данных, онтология предметной области

The opportunities of query to NoSQL database in natural language

A.O. Erkimbaev¹, V.Yu. Zitserman¹, G.A. Kobzev¹

¹ *Joint Institute for High Temperatures, RAS, 125412, Moscow, Russia*

Abstract. The paper focuses on the challenges of formulating natural language queries for non-relational database systems. A brief analysis of recent research on natural language query execution to various types of databases has been performed. Active use of machine learning techniques (neural networks) has been noted, particularly the introduction of large language model techniques in the last couple of years. A thorough examination of the capabilities of the AllegroGraph graph database system for natural language search, supported by large language models, has been conducted.

Keywords: natural language query, large language model, embedding, non-relational databases, graph database, domain ontology

1. Введение

Доклад посвящен расширению функциональности баз данных (БД), работающих при поддержке средств искусственного интеллекта (ИИ). Эта проблема изучается последние годы с преимущественной ориентацией на реляционные (SQL) БД с их хорошо структурированной системой хранения и поиска. Опыт авторов по систематизации естественнонаучных данных показал на существовании потребности в привлечении полуструктурированных данных с изменчивой структурой, что требует перехода на нереляционные (NoSQL) БД [1, 2].

Активное внедрение средств ИИ открывает новые возможности при работе с подобного рода данными, в частности в организации поиска. Одной из них является возможность организации запросов на ЕЯ, что избавляет пользователя от необходимости точного знания классификации и лексики предметной области, а также сложных правил составления поисковых запросов для NoSQL БД.

Применение запросов на ЕЯ к хранилищам данных имеет давнюю историю и восходит к информационной системе, часто упоминаемой как LUNAR [3], созданной в 1972 году. Полное наименование системы «The Lunar Sciences Natural Language Information System». Система была предназначена для неквалифицированных пользователей и отвечала на вопросы о химическом анализе лунных пород, полученных с "Аполлона-11". Она состояла из трех основных компонентов: формальной грамматики общего назначения, синтаксического анализатора для большого подмножества естественного английского языка и компоненты семантической интерпретации, управляемой правилами.

2. Обзор современных подходов

Ниже на примере ряда работ выявлены общие принципы составления запросов на ЕЯ. Так авторы [4], подчеркивают, что при решении этой задачи всегда требуется: а) преобразование предложений на ЕЯ в информацию, пригодную для машинной обработки; б) транслирование запросов, составленных на основании извлечённой из текста информации, к БД. Преобразование текстов на ЕЯ предполагается методами компьютерной лингвистики в полуавтоматическом или автоматическом режиме с применением графематического, морфологического и синтаксического анализов [5]. Итог данного шага - синтаксическое дерево с определенным набором объектов и свойств, которое впоследствии может быть преобразовано в запросы на формальном языке. Классифицируя существующие БД по их типу как дореляционные, реляционные и постреляционные (NoSQL), авторы [4] предполагают наиболее реализуемой и оптимальной организацию запросов на ЕЯ к реляционным и графовым (относятся к NoSQL) БД. С учетом выделенных вариантов БД, есть два пути обработки полученного синтаксического дерева: а) с

помощью семантических сетей, отражающих связи между объектами; б) с помощью средств логического программирования, например, Prolog. В дальнейшем предложенная разработка [4] была реализована в системе запросов на ограниченном ЕЯ к реляционным БД [6].

Особенность другой работы [7] в том, что используется семантическая модель БД как на этапе формирования естественно-языкового интерфейса, так и в ходе его эксплуатации. Первоначальный процесс обработки естественно-языкового запроса пользователя состоит из последовательного выполнения анализа. Следующий шаг обработки запроса на ЕЯ заключается в построении его морфологического, синтаксического и семантического представления. При этом семантическое представление естественно-языкового запроса пользователя строится на основе семантической модели БД, имеющей обязательное текстовое представление, доступное для ручной правки экспертами или машинной обработки. На основе этого представления в дальнейшем формируется SQL-запрос к БД.

Следует отметить, что рассмотренные выше работы не применяют методов машинного обучения (например, нейронные алгоритмы для формирования запросов) и делают акцент на семантические модели и логическое программирование. Запрос на ЕЯ и выделенные после его разбора объекты синтаксического и семантического анализа (слова, части речи и предложения) представляют собой категориальный (не числовой) тип данных. Как правило, для дальнейшей их обработки компьютером требуется их векторизация - преобразование текста в числовой формат, который могут понимать и обрабатывать программы, например, алгоритмы машинного обучения. Активное применение нейронных сетей привело к созданию методами машинного обучения процедур векторизации текста [8]. Эта процедура преобразования текста получила название *текстового эмбединга* (text embeddings) или «встраивания текста». При этом различают векторизацию слова (word embedding) или предложений (sentence embeddings). Существуют эмбединги иных типов данных (например, изображений, графовых структур и т.д.). К наиболее распространенным сейчас видам текстовых эмбедингов в машинном обучении относятся Word2Vec [8], Glove [9], BERT [10]. Многочисленные методы векторизации текста посредством нейронных сетей называются *трансформерами*.

Развитие методов глубокого обучения в настоящее время привело к тому, что встраивание текста или эмбединг стало основополагающей технологией в области обработки ЕЯ, способствующей прогрессу в решении множества последующих задач, связанных с языком. При этом по-прежнему одной из важных задач является определение семантического сходства текстов, что требует векторизации (встраивания) текста для вычисления сходства. В данных технологиях важную роль играют размеры

и качество текстовых массивов или корпусов при организации обучения. На их основе создано множество фреймворков с готовыми решениями для создания запросов данных. Согласно [11], на основе SQL запросов предложено три вида подходов к их разработке: статистические, символьные и коннекционистские. В то же время фреймворки, основанные на NoSQL, применяют семантическое сопоставление и сопоставление с образцом. В таблице 1 приведена классификация фреймворков по методам формирования запросов. Детальный анализ [11] учитывал поддержку языка, эвристические правила, функциональную совместимость, объем данных и оценку производительности. Оказалось, что 70% запросов на ЕЯ было выполнено для SQL, а на долю NoSQL приходится: 15% (SPARQL), 10%(CYPHER) и 5% (GREMLIN).

Таблица 1

Классификация фреймворков [11].

NoSQL	Основаны на правилах и синтаксическом анализе (Rule Basis & Syntax Analysis)	Семантическое сопоставление (Semantic Matching)
		Сопоставление с образцом (Pattern Matching)
	Синтаксический шаблон (Syntactic Pattern)	
SQL	Машинное обучение (Machine Learning)	Статистический подход (Statistical Approach)
		Символический подход (Symbolic Approach)
		Коннекционистский подход (Connectionist Approach)
	Основаны на знаниях / Внешние ресурсы (Knowledge Based / External Resources)	

Результаты [11] трудно обобщить, поскольку тестировались они на разных БД и в разных предметных областях. Неопределенность с оценкой иллюстрирует рис. 1 с копией фрагмента из работы [11], откуда следует наличие фреймворков для разных предметных областей и потенциальная возможность достижения 100% точности формирования запроса.

System Name	Language Support	Datasets Supported	Domain Supported	Performance Evaluation
LODQA, 2013	English to SPARQL	SNOMED CT	Life Sciences	Not Available
SemQAS, 2013	English to SPARQL	Mooney Job	Job Search	Precision 100% and recall 99 %
AR2SPARQL, 2015	Arabic to SPARQL	OWL ontology based on United State Geography data	Question answering system for Quran	Test on geography data set and achieved precision 88%, Recall 61% , F-Measure 0.72 while for disease data set 82%, 62% and 0.71
OptiqueNLQF, 2015	English to SPARQL	NPD Ontology	Petroleum companies	Not Available
MANTRA QA, 2015	English to SPARQL & Cypher	Manually Prepared questions	Tourism	Not Available

Рис.1. Фрагмент из работы [11] с данными по платформам на базе NoSQL с использованием семантического сопоставления (Semantic Matching).

В работе [12] представлен обзор инструментов (фреймворки, платформы) по преобразованию запросов на ЕЯ к формату SQL с применением нейронных сетей, в котором приведены результаты тестирования на единой реляционной БД SPIDER [13]. Было проведено тестирование девяти моделей формирования запросов на ЕЯ. Наиболее эффективной моделью оказалась RAT-SQL, объединенная с методом векторизации BERT [10], которая обеспечивает точность 65,6% при выполнении междоменных SQL-запросов. Остальные модели обеспечивали точность формирования запросов от 30 до 50%. Отметим также, что все рассмотренные в обзорах [11,12] методы организации запросов на ЕЯ созданы для работы с английским языком.

3. Применение больших языковых моделей для запросов данных на естественном языке

Рассмотренные выше источники не отражают тенденции последних 3-5 лет, связанные с применением больших языковых моделей (Large Language Model, LLM [14]) для выполнения запросов к БД на ЕЯ. По типу это модели глубокого обучения, которые обучены на огромных объемах данных и содержат более миллиарда параметров. Благодаря экстремальному числу параметров они реализуют возможности распознавать, переводить, прогнозировать или генерировать текст, как и другой контент (изображения, звук и т.д.). В 2022 году состоялся выход продукта ChatGPT [15], разработанного компанией OpenAI на базе ИИ и основанного на LLM модели. Система способна работать в диалоговом режиме, отвечать на вопросы и генерировать тексты на разных языках, включая русский, относящиеся к различным областям знаний. Важной особенностью ChatGPT является также возможность генерации по запросу программ на различных языках программирования. В течение всего

нескольких лет многие разработчики программных продуктов, оперирующих различными типами БД, создали собственный сервис для запросов на ЕЯ на основе LLM:

- сервис Microsoft Copilot [16] для выполнения запросов на ЕЯ к БД SQL Azure на контролируемом внешнем ресурсе Microsoft с платными и бесплатными возможностями (недоступном на территории РФ, только через VPN). Запросы можно выполнять на более чем 10 языках, в том числе русском. Сервис основан на применении платформы вычислительного кластера OpenAI.

- функциональные возможности по созданию запросов на ЕЯ к NoSQL документной базе данных MongoDB [17]. Запросы на ЕЯ MongoDB Compass доступны, начиная с версии 1.40.x. В качестве текущего поставщика запросов используется Azure Open AI;

- сервис Graphwise GraphDB в графовой базе данных GraphDB. Версия 10.8 от GraphDB предлагает палитру моделей ИИ с набором предварительно интегрированных движков, аналитических возможностей и инструментов [18].

- Функционал LLM ориентированных сервисов по созданию запросов на ЕЯ в графовой базе данных AllegroGraph [19], Сервисы основаны на применении платформы вычислительного кластера OpenAI.

- Сервис Stardog Voicebox в графовой базе данных Stardog [20] – интеллектуальный помощник по знаниям, работающий на базе LLM и автономных агентов для предоставления основных сервисов. Использует свою кластерную среду LLM и работает только в облачном пространстве Stardog Cloud.

Использование сервисного функционала LLM модели опирается на значительные компьютерные ресурсы на уровне кластеров (оперативная память, число процессоров, дисковое пространство и т.д.), что требует затрат. Поэтому владельцы сервисов, как правило, предлагают платный и бесплатный варианты с разным наполнением функциональных и количественных возможностей.

Для ОИВТ РАН с его обширной системой БД по свойствам веществ и материалов, представляют особый интерес последние достижения в организации запросов к нереляционным БД с характерной для них сложной структурой, отражающей специфику предметной области. Ниже приведены результаты начальных экспериментов по реализации запросов на ЕЯ к онтологическим моделям, размещенным на платформе графовой БД AllegroGraph, упомянутой ранее в списке новых предлагаемых сервисов. В Институте функционирует несколько БД по теплофизическим свойствам веществ в текстовом формате ISO 2709 [21] дореляционного типа.

Необходимость перенести данные в среду Интернет с реализацией на новой программно-аппаратной технологии привел авторов к разработке

системы метаданных в виде онтологической модели «Термаль» с применением Semantic Web. В качестве платформы для онтологической модели используется графовая БД AllegroGraph [19], а носителем основной части данных является нереляционная БД MongoDB [17].

С целью оценки возможного применения были проведены тестовые испытания новых сервисов, предлагаемых AllegroGraph с LLM технологиями формирования запросов к онтологии на ЕЯ. В качестве объекта испытаний была выбран один из вариантов разрабатываемой онтологии «Термаль».

После загрузки онтологической модели на серверный вариант БД AllegroGraph в облаке и для применения сервиса LLM по работе с ЕЯ был приобретен ключ доступа к прикладным функциям кластера OpenAi. Функционал LLM для создания запросов на ЕЯ позволил провести векторизацию онтологии «Термаль» при ее сохранении в векторном хранилище БД. В свою очередь, БД AllegroGraph выложила на платформе функциональный набор для создания запроса на ЕЯ с применением в среде SPARQL.

В ходе испытаний для проверки функциональных возможностей предиката `llm:askMyDocuments` были выбраны произвольные выражения на английском и русском языках для формирования запроса: «Are there any compounds with carbon?»; «Есть ли какие-нибудь соединения с углеродом?». В условиях запроса в атрибутах функции предписано выдать ближайшие 10 результатов с оценкой приближения не ниже 0.7 (1.0 – полное совпадение, 0.0 – отсутствие совпадения).

На рисунке 2 представлены интерфейсы запросов на ЕЯ с результатами запроса к векторному образу «ThermalV11-vecEXT2» онтологии. На рисунке 3 приведены 4 примера найденных классов онтологии «Термаль» с содержанием различных аннотационных свойств. На рисунке 4 выставлены рядом для сравнения полные списки результатов поиска на русском и английском ЕЯ с указанием содержания найденного контента, оценки приближения результата применяемой функциональной модели LLM и соответствующего контенту класса онтологии. Для пояснения на рисунках 2-4 зеленым цветом выделены совпавшие поисковые слова из запроса на ЕЯ.

Отметим следующие важные моменты в полученных результатах:

1. Поиск выполненный в векторном образе онтологии выдал 10 ближайших результатов, содержащие поисковые слова из запроса на ЕЯ с максимальной оценкой приближения 0.8941 для запроса на русском языке и 0.8531 на английском для классов «Carbon_ME» и «Elemental_Carbon_ME» соответственно по их аннотационным свойствам «`rdfs:label "Соединение углерода"@ru`» и «`rdfs:label "Elemental carbon"@en`» (см. рис.2 и рис.4). Это свидетельствует о формальной работоспособности функционала LLM графовой базы для

выполнения запросов на русском и английском ЕЯ а так же то, что поиск проходил по аннотационным свойствам онтологии.

2. Из 10 результатов только в одном случае запросы на разных языках к онтологии показали одинаковый результат - класс онтологии «Carbon_allotrope» благодаря наличию аннотационного свойства на обоих языках: «`rdfs:label "Carbon allotrope"@en`», «`rdfs:label "Аллотроп углерода"@ru`» (см. пункт 2 на рис.3 и строки с желтым фоном на рис.4). Данный результат показал, что не все классы тестовой онтологии обладают полным набором аннотационных свойств на русском и английском языках, что и объясняет наличие всего одного совпадения.
3. При формально правильном совпадении поисковых слов «соединения» и «compounds» со значениями аннотационных свойств класса «Oxygen_ME» («`rdfs:label "Соединение кислорода"@ru`», см. пункт 4 рис.3) и класса «Addition_compound» («`rdfs:label "Addition compound"@en`», см.рис.4.) результат оказался неверным по смыслу запроса. Это указатель на важность выбора выражений на ЕЯ при формировании запроса и более тщательной подготовке значений свойств онтологии. В тоже время, это указатель на необходимость проверки всех возможностей векторизации онтологии в данном функционале LLM графовой БД отдельных слов, словосочетаний и предложений.
4. Результаты запроса на русском языке в большинстве получены на основе значений аннотационного свойства «`rdfs:comment @ru`» (комментарий) на русском ЕЯ и аннотационного свойства «`rdfs:label @en`» (ярлык) на английском ЕЯ, см.рис.4. Это обстоятельство еще раз подчеркивает важность подготовки свойств и содержания онтологии на разных языках.

Полученные результаты показывают, что одинаковый по смыслу вопрос дает различный набор ответов на разных языках (см. рис.4), что с формальной точки программирования не является нарушением. В то же время это указывает на неполноту и неустойчивость подобной модели поиска данных на ЕЯ, особенно при работе с семантическим объектом - онтологией. Но отмеченные выше моменты при анализе результатов дают объяснение возникшей проблемы и пути к ее устранению. Полноценная подготовка значений свойств онтологий, выбор корректных выражений запросов на ЕЯ и использование всех возможностей векторизации должны обеспечить приемлемое совпадение ответов на разных языках и помочь преодолеть этот недостаток модели поиска.

В целях проверки была проведена частичная коррекция онтологии добавлением недостающих аннотационных свойств на английском и русском языках для классов, описывающих соединения углерода, и уточнение выражений при формулировке запроса. Использование пробных уточняющих выражений для запросов на русском и английском ЕЯ в этом случае приводят к значительному росту совпадающих ответов независимо от языка запроса. Таким образом предварительные результаты проверки дают обнадеживающие перспективы по преодолению обнаруженной проблемы рассмотренной модели поиска на ЕЯ в двуязычной предметной онтологии по теплофизическим свойствам.

1)

Запрос на английском языке:
"Are there any compounds with carbon"

```

1 # The openaiApiKey noted below needs to be replaced by
2 # To obtain a key: https://platform.openai.com/account,
4 PREFIX franzOption_openaiApiKey: <franz:sk-proj-VV2PYGt
  q9T3B1bkFJ72bGGYNR84pJ7bdmTXFE-1PhAqF3K_l0iIcMyifmn4hD,
5
6 PREFIX llm: <http://franz.com/ns/allegrograph/8.0.0/llm/>
7 select * where {
8   (?response ?score ?citation ?content) llm:askMyDocuments ("Are there any compounds with carbon?" "ThermalV11-vecEXT2" 10 0.7)
9 }
10

```

citation	content	response
1515	"Elemental carbon"	"The query pertains s, different labels phous and superd
834	"W Carbon"	"The query pertains s, different labels phous and superd
1670	"Carbon allotrope"	"The query pertains s, different labels phous and superd
901	"T Carbon"	"The query pertains s, different labels phous and superd
1060	"R Carbon"	"The query pertains s, different labels

2)

Запрос на русском языке:
"Есть ли какие-нибудь соединения с углеродом"

```

4 PREFIX llm: <http://franz.com/ns/allegrograph/8.0.0/llm/>
6 select * where {
7   (?response ?score ?citation ?content) llm:askMyDocuments ("Есть ли какие-нибудь соединения с углеродом?" "ThermalV11-vecEXT2" 10 .7)
8 }

```

citation	content	response	score
1667	"Соединение углерода"	"The query involves various organic and inorganic compounds, particularly focusing on c	"8.941028E-1"
631	"Хлорсодержащие органические вещества, содержат по крайней мере одну связь углерод-хлор."	"The query involves various organic and inorganic compounds, particularly focusing on carbon-containing compounds like carbon allotropes, as well	"8.671053E-1"

Рис. 2. Сканы интерфейса БД AllegroGraph с запросами на английском (1) и русском (2) языках к онтологии «Термаль»

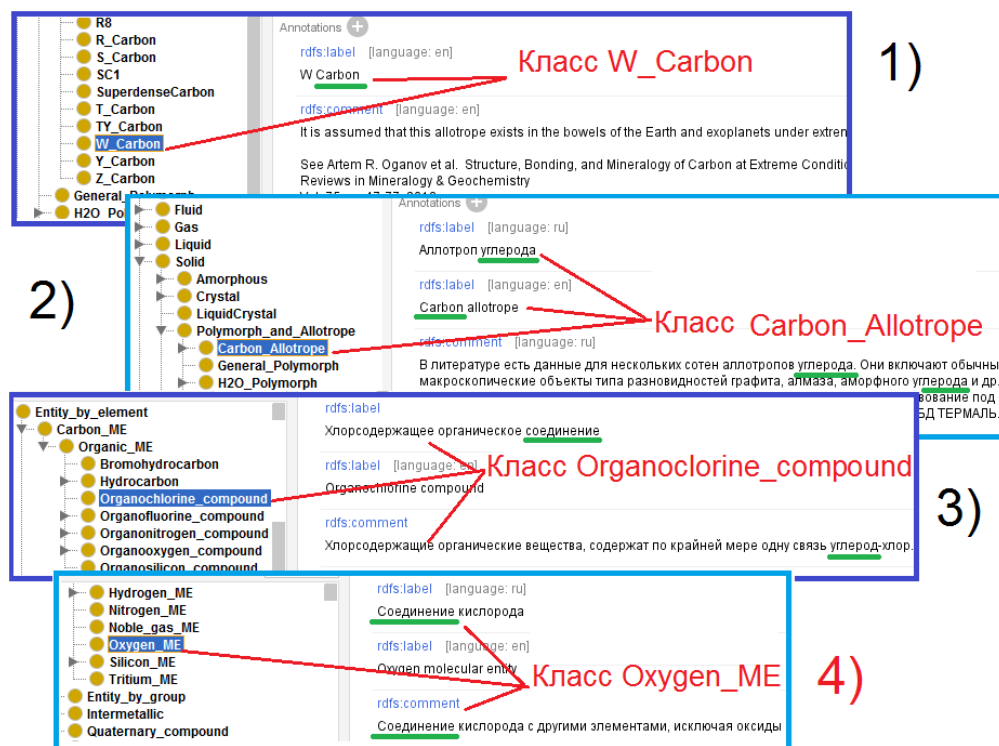


Рис. 3. Фрагменты онтологии «Термаль» с указанием найденных классов по запросу на английском и русском ЕЯ. Представлено содержание аннотационных свойств классов `rdfs:label`, `rdfs:comment`

Результаты запроса на русском языке "Есть ли какие-нибудь соединения с углеродом"			Результаты запроса на английском языке "Are there any compounds with carbon"		
Содержание контента, ЗЕЛЕННЫМ выделены найденные объекты	score	Имя класса в онтологии "Термаль"	Содержание контента, ЗЕЛЕННЫМ выделены найденные объекты	score	Имя класса в онтологии "Термаль"
<u>Соединение углерода</u>	0.8941	Carbon_ME	Elemental <u>carbon</u>	0.8531	Elemental_carbon_ME
Хлорсодержащие органические вещества; содержат по крайней мере одну связь <u>углерод</u> -хлор.	0.8671	Organochlorine_compound	W <u>Carbon</u>	0.8506	W_Carbon
Кислородсодержащие органические вещества; содержат по крайней мере одну <u>углерод</u> -кислородную связь.	0.867	Organooxygen_compound	<u>Carbon</u> allotrope	0.8495	Carbon_Allotrope
Фторсодержащие органические вещества; содержат по крайней мере одну связь <u>углерод</u> -фтор.	0.859	Organofluorine_compound	Amorphous <u>Carbon</u>	0.8386	AmorphousCarbon
Углеводород; содержащий замкнутую в кольцо цепь атомов <u>углерода</u> .	0.8578	Cyclic_hydrocarbon	T <u>Carbon</u>	0.8403	T_Carbon
<u>Соединение</u> кислорода	0.8565	Oxygen_ME	R <u>Carbon</u>	0.8394	R_Carbon
Азотсодержащие органические вещества; содержат по крайней мере одну <u>углерод</u> -азотную связь.	0.8544	Organonitrogen_compound	M- <u>carbon</u>	0.839	M_Carbon
Аллотроп <u>углерода</u>	0.8536	Carbon_Allotrope	Z <u>Carbon</u>	0.8374	Z_Carbon
Карбиды; соединения <u>углерода</u> с металлами; а также с бором и кремнием.	0.8525	Carbide	<u>Addition compound</u>	0.8346	Addition_compound
3-элементное соединение переходного металла с <u>углеродом</u> и серой	0.8502	Carbosulphide	Superdense <u>carbon</u>	0.8336	SuperdenseCarbon

Рис. 4. Сравнение результатов запроса на русском и английском ЕЯ к онтологии «Термаль». На рисунке: желтый цвет фона – совпадение результатов поиска на русском и английском языке по классу в онтологии; красная линия подчеркивания – найденные классы не соответствуют смысловому содержанию запроса.

4. Заключение

В работе проведен анализ различных средств и технологий для реализации запросов на ЕЯ к БД различного типа. В качестве особенно перспективных признаны средства LLM (больших языковых моделей), обращение к которым включено в функционал большинства из применяемых в научной среде БД. Приведены результаты собственных экспериментов по запросам к графовой БД AllegroGraph, содержащей онтологические модели, кодирующие структуру и терминологию, адекватные задачам систематизации теплофизических данных. Помимо поиска в хранилище онтологий, планируется проверка возможностей аналогичного поиска на ЕЯ в хранилище фактографических данных (текстов, таблиц, файлов), размещенных на документной БД NoSQL типа Mongo DB. Расширение возможностей данного функционала (организация запросов при поддержке LLM) связано с преодолением объективных ограничений доступа к ряду сетевых ресурсов, что затрудняет использование новых технологий.

Работа выполнена при поддержке Министерства науки и высшего образования Российской Федерации (Государственное задание № 075-00269-25-00)

Литература

1. Еркимбаев А.О., Зицерман В.Ю., Кобзев Г.А. Типология материаловедческих данных // Научно-техническая информация. Сер.2. — 2023. — № 6. — С. 25-39.
2. Еркимбаев А.О., Зицерман В.Ю., Кобзев Г.А., Косинов А.В. О представлении и оценке научных данных числового и нечислового типа при проведении исследований по свойствам материалов // Научно-техническая информация. Сер. 2. — 2023. — № 2. — С.8-16.
3. Woods W.A. Semantics and quantification in natural language question answering // Advances in computers. — N.Y. etc.: Acad. Press, 1978. — Vol.17. — P.1-87. — <https://web.stanford.edu/class/linguist289/woods.pdf>
4. Бородин Д.С., Строганов Ю.В. К задаче составления запросов к базам данных на естественном языке. // Новые информационные технологии в автоматизированных системах: материалы 19 научно-практического семинара. — М.: ИПМ им. М.В. Келдыша, апрель 2016. — С.119-125.
5. Большакова Е. И., Клышинский Э. С., Ландэ Д. В., Носков А. А., Пескова О. В., Ягунова Е. В. Автоматическая обработка текстов на естественном языке и компьютерная лингвистика: учебное пособие. М.: МИЭМ. — 2011. — 272 с.
6. Бородин Д.С., Строганов Ю.В., Волкова Л.Л., Рудаков И.В., Просуков Е.А. Транслятор запросов на ограниченном естественном языке в

- запросы к реляционным базам данных. // Системный администратор — 2019. — Выпуск №01-02. — С.194-195.
7. Посевкин Р.В. Применение семантической модели базы данных при реализации естественно-языкового пользовательского интерфейса // Научно-технический вестник информационных технологий, механики и оптики — 2018 — Том 18 — № 2 — С.262-267.
 8. Mikolov T., et al Distributed representations of words and phrases and their compositionality // Proc. 26th Int. Conf. on Neural Information Processing Systems. 2013. P. 3111–3119.
 9. Pennington J., et al, “Glove: Global vectors for word representation” // Proc. Conf. Empirical Methods in Natural Language Processing — 2014. — P.1532–1543.
 10. Kenton J.D.M.-W. C., Toutanova L.K., “Bert: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding” // Proc. Conf. of North American Chapter of Association for Computational Linguistics. — 2019. — P.4171–4186.
 11. Hafsa Shareef Dar, M. Ikramullah Lali, Khalid Mahmood Malik, Syed Ahmad Chan Bukhari. Frameworks for Querying Databases Using Natural Language: A Literature Review. — 2019. — P.1-18.
 12. Baig1 Muhammad Shahzaib, et al. Natural Language to SQL Queries: A Review Original Article // International Journal of Innovations in Science & — Technology 2022. — Vol.4. — Issue 1 — P.147-162.
 13. Tao Yu, et al. “Spider: A large-scale human-labeled dataset for complex and cross-domain semantic parsing and text-to-SQL task” arXiv preprint — arXiv:1809.08887 — 2018.
 14. Manning C.D. Human language understanding & reasoning. // Daedalus — 2022. — Vol.151. — Issue 2. — P.127–138.
 15. Meyer Jesse G., et al. ChatGPT and large language models in academia: opportunities and challenges. // BioData Mining — 2023. — Vol.16. — Art. numb. 20.
 16. Microsoft Copilot в Azure с базой данных SQL Azure. — <https://learn.microsoft.com/ru-ru/azure/azure-sql/copilot/copilot-azure-sql-overview?view=azuresql>
 17. MongoDB Query Generator using OpenAI — <https://www.mongodb.com/docs/compass/current/query-with-natural-language/#std-label-compass-query-natural-language>
 18. Lower your Large Language Model costs with Graphwise GraphDB. — <https://www.ontotext.com/blog/lower-your-llm-costs-with-graphwise-graphdb/>
 19. AllegroGraph 8.4.0 LLM Embed Specification — <https://franz.com/agraph/support/documentation/llmembed.html>
 20. Stardog Voicebox FAQ: How LLM, Generative AI, and Knowledge Graphs are the Future of Data Management. —

<https://www.stardog.com/blog/stardog-voicebox-faq-how-llm-generative-ai-and-knowledge-graphs-are-the-future-of-data-management/>

21. Трахтенгерц М.С. Технология подготовки информации для баз данных в обменном формате ISO 2709 // Научно-техническая информация. Сер. 2. — 2006. — № 7. — С.28-31.

References

1. Erkimbaev A.O., Zitserman V.Iu., Kobzev G.A. Tipologiya materialovedcheskikh dannykh // Nauchno-tekhnicheskaya informatsiya. Ser.2. — 2023. — № 6. — P. 25-39
2. Erkimbaev A.O., Zitserman V.Iu., Kobzev G.A., Kosinov A.V. O predstavlenii i otsenke nauchnykh dannykh chislovogo i nechislovogo tipa pri provedenii issledovaniy po svoistvam materialov // Nauchno-tekhnicheskaya informatsiya. Ser. 2. — 2023. — № 2. — P.8-16.
3. Woods W.A. Semantics and quantification in natural language question answering // Advances in computers. — N.Y. etc.: Acad. Press, 1978. — Vol.17. — P.1-87. — <https://web.stanford.edu/class/linguist289/woods.pdf>
4. Borodin D.S., Stroganov Iu.V. K zadache sostavleniya zaprosov k bazam dannykh na estestvennom iazyke. // Novye informatsionnye tekhnologii v avtomatizirovannykh sistemakh: materialy 19 nauchno-prakticheskogo seminara. — M.: IPM im. M.V. Keldysha, aprel 2016. — P.119-125.
5. Bolshakova E. I., Klyshinskii E. S., Lande D. V., Noskov A. A., Peskova O. V., Iagunova E. V. Avtomaticheskaya obrabotka tekstov na estestvennom iazyke i kompiuternaya lingvistika: uchebnoe posobie. M.: MIEM. — 2011. — 272 p.
6. Borodin D.S., Stroganov Iu.V., Volkova L.L., Rudakov I.V., Prosukov E.A. Transliator zaprosov na ogranichenom estestvennom iazyke v zaprosy k reliatsionnym bazam dannykh. // Sistemnyi administrator — 2019. — Vypusk №01-02. — P.194-195.
7. Posevkin R.V. Primenenie semanticheskoi modeli bazy dannykh pri realizatsii estestvenno-iazykovogo polzovatelskogo interfeisa // Nauchno-tekhnicheskii vestnik informatsionnykh tekhnologii, mekhaniki i optiki — 2018 — Tom 18 — № 2 — P.262-267.
8. Mikolov T., et al Distributed representations of words and phrases and their compositionality // Proc. 26th Int. Conf. on Neural Information Processing Systems. 2013. P. 3111–3119.
9. Pennington J., et al, “Glove: Global vectors for word representation,” // Proc. Conf. Empirical Methods in Natural Language Processing — 2014. — P.1532–1543.
10. Kenton J.D.M.-W. C., Toutanova L.K., “Bert: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding,” // Proc. Conf. of North American Chapter of Association for Computational Linguistics. — 2019. — P.4171–4186.

11. Hafsa Shareef Dar, M. Ikramullah Lali, Khalid Mahmood Malik, Syed Ahmad Chan Bukhari. Frameworks for Querying Databases Using Natural Language: A Literature Review. — 2019. — P.1-18.
12. Baig1 Muhammad Shahzaib, et al. Natural Language to SQL Queries: A Review Original Article // International Journal of Innovations in Science & — Technology 2022. — Vol.4. — Issue 1 — P.147-162.
13. Tao Yu, et al. “Spider: A large-scale human-labeled dataset for complex and cross-domain semantic parsing and text-to-SQL task.” arXiv preprint — arXiv:1809.08887 — 2018.
14. Manning C.D. Human language understanding & reasoning. // Daedalus — 2022. — Vol.151. — Issue 2. — P.127–138.
15. Meyer Jesse G., et al. ChatGPT and large language models in academia: opportunities and challenges. // BioData Mining — 2023. — Vol.16. — Art. numb. 20.
16. Microsoft Copilot в Azure с базой данных SQL Azure. — <https://learn.microsoft.com/ru-ru/azure/azure-sql/copilot/copilot-azure-sql-overview?view=azuresql>
17. MongoDB Query Generator using OpenAI — <https://www.mongodb.com/docs/compass/current/query-with-natural-language/#std-label-compass-query-natural-language>
18. Lower your Large Language Model costs with Graphwise GraphDB. — <https://www.ontotext.com/blog/lower-your-llm-costs-with-graphwise-graphdb/>
19. AllegroGraph 8.4.0 LLM Embed Specification — <https://franz.com/agraph/support/documentation/llmembed.html>
20. Stardog Voicebox FAQ: How LLM, Generative AI, and Knowledge Graphs are the Future of Data Management. — <https://www.stardog.com/blog/stardog-voicebox-faq-how-llm-generative-ai-and-knowledge-graphs-are-the-future-of-data-management/>
21. Trakhtengerts M.S. Tekhnologiya podgotovki informatsii dlia baz dannykh v obmennom formate ISO 2709 // Nauchno-tekhnicheskaia informatsiia. Ser. 2. — 2006. — № 7. — P.28-31.