

Генерация онтологий с использованием больших языковых моделей

Дата: 2025-03-07 00:00:00

Ссылка на исследование: <https://arxiv.org/pdf/2503.05388>

Рейтинг: 65

Адаптивность: 75

Ключевые выводы:

Исследование направлено на оценку потенциала больших языковых моделей (LLM) для автоматизированной разработки онтологий на основе пользовательских требований. Основные результаты показывают, что предложенные методы промптинга (Memoryless CQbyCQ и Ontogenia) превосходят существующие подходы и начинающих инженеров онтологий по качеству моделирования, причем модель OpenAI o1-preview с техникой Ontogenia демонстрирует наилучшие результаты.

Объяснение метода:

Исследование предлагает конкретные техники промптинга для генерации структурированных знаний и методы оценки качества. Хотя оно фокусируется на узкоспециализированной области онтологий, принципы структурированного промптинга, формулирования требований через вопросы и многомерной оценки качества применимы к широкому спектру задач взаимодействия с LLM. Требуется некоторая адаптация для широкой аудитории.

Ключевые аспекты исследования: 1. Разработка методик генерации онтологий с использованием LLM: Авторы представляют и оценивают две техники промптинга для автоматизированной разработки онтологий: Memoryless CQbyCQ и Ontogenia.

Использование пользовательских историй и компетентностных вопросов: Исследование фокусируется на генерации онтологий OWL непосредственно из онтологических требований, описанных с помощью пользовательских историй и компетентностных вопросов (CQ).

Многомерная оценка качества: Авторы подчеркивают важность комплексной оценки, включающей структурные критерии и экспертную оценку, для определения качества и удобства использования сгенерированных онтологий.

Сравнительный анализ LLM: В исследовании сравнивается производительность трех LLM (GPT-4, OpenAI o1-preview и Llama 3) с использованием двух методик

промттинга на эталонном наборе данных из десяти онтологий.

Выявление типичных ошибок и ограничений: Авторы анализируют общие ошибки и вариативность качества результатов при использовании LLM для создания онтологий.

Дополнение: Для работы методов, описанных в исследовании, не требуется дообучение или специальное API. Основные концепции и подходы можно применить в стандартном чате LLM, хотя авторы для своих экспериментов использовали API для более систематической оценки и сравнения моделей.

Ключевые концепции и подходы, которые можно адаптировать для работы в стандартном чате:

Структурированный промптинг с пошаговым разбиением задачи: Разбиение сложной задачи на подзадачи (например, моделирование одного вопроса за раз) можно применить для любых задач структурирования знаний.

Метакогнитивный промптинг (Ontogenia): Пятиступенчатый процесс, где модель сначала анализирует требования, затем формирует решение, проверяет его и объясняет свои рассуждения. Этот подход можно использовать для улучшения качества ответов в любых сложных задачах.

Использование пользовательских историй и компетентностных вопросов: Формулирование требований в виде конкретных вопросов, на которые должно отвечать решение, помогает получить более структурированные и релевантные ответы.

Уменьшение контекстного окна (Memoryless CQbyCQ): Исследование показало, что удаление лишней информации из контекста может улучшить результаты, что применимо к любым взаимодействиям с LLM.

Многомерная оценка качества: Подход к оценке сгенерированного контента по нескольким критериям (структурная корректность, соответствие требованиям, отсутствие лишних элементов) может быть адаптирован для проверки любых результатов LLM.

Применяя эти концепции в стандартном чате, пользователи могут получить: - Более структурированные и логически последовательные ответы на сложные вопросы - Лучшее соответствие ответов исходным требованиям - Более систематический подход к проверке и улучшению качества сгенерированного контента - Уменьшение "галлюцинаций" и ошибок в ответах LLM

Анализ практической применимости: 1. **Разработка методик генерации онтологий с использованием LLM - Прямая применимость:** Высокая. Пользователи могут использовать предложенные техники промптинга (Memoryless CQbyCQ и Ontogenia) для генерации черновиков онтологий, что особенно полезно для тех, кто не является экспертом в разработке онтологий. - **Концептуальная**

ценность: Средняя. Исследование помогает понять возможности и ограничения LLM в области инженерии знаний, но требует базовых знаний о том, что такое онтологии. - **Потенциал для адаптации:** Высокий. Техники промптинга можно адаптировать для различных задач структурирования знаний, не ограничиваясь формальными онтологиями.

Использование пользовательских историй и компетентностных вопросов

Прямая применимость: Средняя. Подход требует формулирования требований в

виде историй и вопросов, что требует определенных навыков. **Концептуальная**

ценность: Высокая. Демонстрирует метод трансформации неформальных

требований в структурированные знания. **Потенциал для адаптации:** Высокий.

Методика формулирования требований в виде вопросов применима к широкому спектру задач взаимодействия с LLM.

Многомерная оценка качества

Прямая применимость: Средняя. Предложенные критерии оценки могут быть

использованы для проверки качества генерируемого контента. **Концептуальная**

ценность: Высокая. Подход к многомерной оценке применим к различным задачам

генерации контента с помощью LLM. **Потенциал для адаптации:** Высокий. Критерии

оценки можно адаптировать для оценки качества различных типов генерируемого LLM контента.

Сравнительный анализ LLM

Прямая применимость: Высокая. Результаты сравнения помогают пользователям

выбирать наиболее подходящую модель для конкретных задач. **Концептуальная**

ценность: Средняя. Понимание различий в производительности моделей полезно,

но имеет ограниченную общую применимость. **Потенциал для адаптации:**

Средний. Методология сравнения моделей может быть адаптирована для других задач.

Выявление типичных ошибок и ограничений

Прямая применимость: Высокая. Знание типичных ошибок помогает

пользователям корректировать и проверять результаты. **Концептуальная**

ценность: Высокая. Понимание ограничений LLM критически важно для

эффективного использования. **Потенциал для адаптации:** Высокий. Выявленные

паттерны ошибок могут быть полезны при работе с LLM в других контекстах.

Prompt:

Применение исследования LLM для онтологий в промптах GPT ## Ключевые знания из исследования для промптов

Исследование показывает, что большие языковые модели (LLM) могут эффективно создавать онтологии с помощью специальных техник промптинга:

Техника Ontogenia - наиболее эффективный подход с моделью o1-preview
Memoryless CQbyCQ - хорошо работает для независимого моделирования
Метакогнитивный промптинг в сочетании с методологией экстремального дизайна
Осведомленность о типичных ошибках (множественные домены, неправильные обратные отношения) ## Пример промпта для создания онтологии

[=====] # Задача: Разработка онтологии для [предметной области]

Контекст Я работаю над созданием онтологии для [описание проекта]. Мне нужно смоделировать следующие компетентностные вопросы (CQ):

[Компетентностный вопрос 1] [Компетентностный вопрос 2] [Компетентностный вопрос 3] ## Инструкции (техника Ontogenia) Пожалуйста, следуй структурированному подходу:

Интерпретация требований: Проанализируй каждый компетентностный вопрос и определи ключевые понятия и отношения.

Выбор шаблонов онтологического дизайна: Определи подходящие шаблоны для моделирования выявленных понятий.

Интеграция и моделирование:

Создай классы, свойства и отношения Избегай множественных доменов или диапазонов Правильно моделируй обратные отношения Используй корректные пространства имен

Проверка и рефлексия: Убедись, что онтология отвечает на все компетентностные вопросы и не содержит избыточных элементов.

Представь результат в формате OWL с аннотациями и комментариями. [=====]

Как это работает

Данный промпт использует ключевые элементы из исследования:

Структурированный метакогнитивный подход (как в Ontogenia) - разбивает процесс на этапы интерпретации, выбора шаблонов, интеграции и проверки

Фокус на компетентностных вопросах - основной метод оценки качества онтологии в исследовании

Предотвращение типичных ошибок - явно указывает на проблемы, выявленные через Ontology Pitfall Scanner (OOPS!)

Баланс между полнотой и избыточностью - призывает проверить избыточные элементы, что было важным аспектом в оценке качества

Этот подход позволяет получить более качественные онтологии по сравнению со стандартными промптами, что подтверждается результатами исследования, где правильно моделировалось до 100% компетентностных вопросов.