AskToAct: Улучшение использования инструментов LLM с помощью самокорректирующих уточнений

Дата: 2025-03-03 00:00:00

Ссылка на исследование: https://arxiv.org/pdf/2503.01940

Рейтинг: 68 Адаптивность: 75

Ключевые выводы:

Исследование направлено на улучшение способности LLM обрабатывать неоднозначные и неполные запросы пользователей при использовании внешних инструментов (API). Основной результат - разработка фреймворка ASKTOACT, который автоматически создает высококачественные наборы данных для обучения и внедряет механизм самокоррекции для обнаружения и исправления ошибок во время уточняющих диалогов.

Объяснение метода:

AskToAct представляет высокую ценность, предлагая методологию структурированного диалога и самокоррекции для работы с неоднозначными запросами. Хотя техническая реализация требует специальных знаний, концептуальные принципы декомпозиции задач, последовательного уточнения информации и обнаружения ошибок могут быть адаптированы обычными пользователями для повышения эффективности работы с любыми LLM.

Ключевые аспекты исследования: 1. **Метод AskToAct** - система самокорректирующегося уточнения намерений для LLM при работе с инструментами (API). Решает проблему обработки неоднозначных запросов пользователей, когда для вызова API требуются точные параметры.

Автоматизированное создание обучающих данных - метод трансформации запросов с полными параметрами в неполные, сохраняя исходные параметры как эталонные значения. Это устраняет необходимость ручной разметки данных.

Механизм самокоррекции - обучение модели обнаруживать и исправлять ошибки в процессе уточнения информации, используя выборочное маскирование контекста ошибок.

Многоуровневая система диалогов - декомпозиция задачи на подзадачи,

определение параметров, требующих уточнения, и эффективное построение диалога для заполнения недостающих данных.

Генерализация на новые API - модель демонстрирует способность работать с ранее невиденными API без дополнительного обучения.

Дополнение: Для работы методов этого исследования в полном объеме действительно требуется дообучение модели и доступ к API. Однако многие концепции и подходы можно адаптировать для использования в стандартном чате без технической модификации моделей.

Концепции, применимые в стандартном чате:

Структурированная декомпозиция задачи Пользователь может самостоятельно разбивать сложные запросы на подзадачи Пример: "Давай решим эту задачу поэтапно. Сначала определим [X], затем [Y]"

Явное отслеживание параметров

Пользователь может перечислять необходимые параметры и следить за их заполнением Пример: "Для решения мне нужны: 1) локация, 2) дата, 3) предпочтения. У меня есть [X] и [Y], помоги определить [Z]"

Принципы самокоррекции

Пользователь может запрашивать проверку ответов модели Пример: "Пожалуйста, проверь свой ответ на предмет ошибок или недостающей информации"

Последовательное уточнение информации

Поэтапное предоставление информации и запрос следующего шага Пример: "Теперь, когда мы определили [X], давай уточним [Y]"

Явное подтверждение понимания

Запрос подтверждения полученной информации перед продолжением Пример: "Подтверди, что ты понял: мне нужно [X] с параметрами [Y, Z]" ### Ожидаемые результаты от применения этих концепций:

Повышение точности ответов - сокращение неоднозначности и неопределенности Улучшение структуры диалога - более логичная последовательность взаимодействия Снижение количества ошибок - регулярная проверка и исправление Более эффективное решение сложных задач - через декомпозицию и поэтапное решение Лучшее понимание возможностей и ограничений модели - через структурированное взаимодействие Хотя эти адаптации не достигнут полной функциональности исследуемого метода, они могут значительно повысить эффективность взаимодействия с LLM в стандартном чате без необходимости технической модификации или доступа к API.

Анализ практической применимости: 1. **Metog AskToAct**: - Прямая применимость: Высокая для разработчиков, интегрирующих LLM с внешними инструментами. Ограниченная для обычных пользователей, так как требует доступа к API и возможности настройки модели. - Концептуальная ценность: Очень высокая. Демонстрирует, как модели могут эффективно запрашивать недостающую информацию, вместо того чтобы делать произвольные предположения. - Потенциал для адаптации: Значительный. Принципы структурированного уточнения информации могут быть адаптированы для любых диалоговых систем.

Автоматизированное создание обучающих данных: Прямая применимость: Низкая для обычных пользователей, высокая для разработчиков. Концептуальная ценность: Высокая. Показывает, как можно использовать существующие данные для создания новых обучающих примеров. Потенциал для адаптации: Средний. Метод требует специализированных инструментов и навыков для реализации.

Механизм самокоррекции:

Прямая применимость: Низкая для обычных пользователей, но концепция может быть применена в формулировании запросов. Концептуальная ценность: Высокая. Показывает, как LLM могут обнаруживать и исправлять свои ошибки в реальном времени. Потенциал для адаптации: Высокий. Пользователи могут адаптировать принципы самокоррекции для более эффективного взаимодействия с LLM.

Многоуровневая система диалогов:

Прямая применимость: Средняя. Пользователи могут структурировать свои запросы по аналогичной схеме. Концептуальная ценность: Высокая. Демонстрирует важность декомпозиции сложных задач. Потенциал для адаптации: Высокий. Принципы структурированного диалога применимы в широком спектре взаимодействий.

Генерализация на новые АРІ:

Прямая применимость: Низкая для обычных пользователей, высокая для разработчиков. Концептуальная ценность: Высокая. Демонстрирует способность моделей к обобщению. Потенциал для адаптации: Средний. Требует технических знаний для реализации.

Prompt:

Применение принципов AskToAct в промптах для GPT ## Ключевое понимание исследования

Исследование AskToAct показывает, что LLM значительно улучшают работу с инструментами и API, когда используют: 1. Систематическое выявление недостающих параметров 2. Механизм самокоррекции при взаимодействии 3. Декомпозицию сложных запросов

Пример промпта с применением принципов AskToAct

[=====] # Инструкция для работы с календарным АРІ

Ты ассистент, который помогает планировать встречи через АРІ календаря. Следуй этому процессу:

АНАЛИЗ ЗАПРОСА: Определи, какие параметры необходимы для создания события (дата, время, участники, тема, локация) Отметь, какие параметры отсутствуют в исходном запросе пользователя

УТОЧНЕНИЕ НАМЕРЕНИЙ:

Задавай конкретные вопросы для каждого отсутствующего параметра Если пользователь дает неоднозначный ответ, продолжай уточнение Проверяй корректность данных (формат даты, существование email и т.д.)

ДЕКОМПОЗИЦИЯ И САМОКОРРЕКЦИЯ:

Если запрос сложный (например, серия встреч), разбей его на отдельные подзадачи После получения всех данных, повтори полное понимание задачи Исправь любые ошибки или неточности до выполнения API-вызова

выполнение:

Только когда все параметры определены, сформируй корректный вызов API Подтверди успешное создание события Помни, что твоя главная цель - получить ВСЕ необходимые параметры перед действием. [=====]

Как работают принципы из исследования в этом промпте

Выявление недостающих параметров: Промпт инструктирует модель систематически проверять наличие всех необходимых параметров для API-вызова, как это делает AskToAct.

Механизм самокоррекции: Включен этап проверки и исправления ошибок перед выполнением действия, что соответствует самокорректирующему механизму AskToAct.

Декомпозиция задачи: Сложные запросы разбиваются на подзадачи, как предлагается в исследовании.

Систематическое уточнение: Модель направляется на последовательное уточнение каждого отсутствующего параметра, что повышает точность выполнения.

Используя этот подход, вы получаете более надежное взаимодействие с АРІ через

GPT, с меньшим количеством ошибок и более высокой точностью выполнения задач, особенно при неполных исходных запросах.