Цепочка рассуждений: к унифицированному математическому рассуждению в больших языковых моделях через многопарадигмальную перспективу

Дата: 2025-01-19 00:00:00

Ссылка на исследование: https://arxiv.org/pdf/2501.11110

Рейтинг: 78

Адаптивность: 85

Ключевые выводы:

Исследование представляет новую унифицированную структуру рассуждений Chain of Reasoning (CoR), которая интегрирует несколько парадигм рассуждений (естественно-языковые, алгоритмические и символические) для улучшения способностей LLM в решении математических задач. Основной результат - модель CoR-Math-7B, которая значительно превосходит современные модели, достигая улучшения до 41.0% по сравнению с GPT-4 в задачах доказательства теорем и 7.9% улучшения по сравнению с методами на основе обучения с подкреплением в арифметических задачах.

Объяснение метода:

Исследование предлагает многопарадигмальный подход к решению задач, комбинирующий естественный язык, код и формальные доказательства. Пользователи могут применять эти принципы для получения более точных ответов, запрашивая модель рассуждать поэтапно разными методами. Адаптивная глубина рассуждения и последовательное семплирование легко переносятся в обычные чаты. Ограничения включают математический фокус и необходимость специальных знаний для некоторых техник.

Ключевые аспекты исследования: 1. **Интеграция множественных парадигм** рассуждения: Исследование представляет Chain-of-Reasoning (CoR) — фреймворк, объединяющий три парадигмы рассуждения: естественно-языковую (NLR), алгоритмическую (AR) и символическую (SR) для решения математических задач.

Прогрессивная стратегия обучения (РРТ): Авторы предлагают поэтапное обучение модели различным парадигмам рассуждения, начиная с естественно-языковой, затем добавляя алгоритмическую и символическую.

Многопарадигмальное последовательное семплирование (SMPS): Техника

генерации нескольких решений через разные парадигмы рассуждения и их последующий синтез, что позволяет достичь более высокой точности.

Адаптивная глубина рассуждения: CoR позволяет настраивать глубину рассуждения в зависимости от типа задачи, что повышает универсальность модели.

Значительное превосходство над современными методами: CoR-Math-7B превосходит GPT-4 на 41% в задачах доказательства теорем и на 7.9% улучшает результаты методов на основе RL в арифметических задачах.

Дополнение:

Применимость методов исследования без дообучения или АРІ

Большинство методов, представленных в исследовании Chain-of-Reasoning, можно применить в стандартном чате без дообучения модели или использования специального API. Хотя авторы использовали дообучение для создания CoR-Math-7B, основные концепции многопарадигмального рассуждения применимы в любом контексте взаимодействия с LLM.

Ключевые концепции, применимые в стандартном чате:

Последовательное использование разных парадигм рассуждения Пользователь может попросить модель сначала рассуждать естественным языком, затем использовать код для расчетов, и наконец формализовать решение Пример запроса: "Решите эту математическую задачу, сначала объяснив ход рассуждения словами, затем напишите код для расчетов, и в конце формально обобщите решение"

Адаптивная глубина рассуждения

Пользователь может запросить более или менее детальное объяснение в зависимости от сложности задачи Пример запроса: "Для этой сложной задачи, пожалуйста, предоставьте очень детальное пошаговое решение с использованием разных подходов"

Многопарадигмальное последовательное семплирование

Пользователь может запросить несколько решений одной задачи разными методами Пример запроса: "Решите эту задачу тремя разными способами: алгебраически, геометрически и с использованием программирования, затем выберите лучший подход"

Синергия между парадигмами

Пользователь может запросить модель проверить решение, полученное одним методом, с помощью другого Пример запроса: "После того как вы решили задачу алгебраически, проверьте результат с помощью Python-кода" ### Ожидаемые

результаты применения:

Повышенная точность решений - использование нескольких подходов позволяет перепроверить результат и избежать ошибок, характерных для одного метода

Лучшее понимание решения - разные парадигмы рассуждения предоставляют разные перспективы на одну и ту же проблему

Возможность решать более сложные задачи - комбинирование естественного языка, кода и формальной логики позволяет справляться с задачами, которые сложно решить одним методом

Адаптивность к разным типам задач - различные задачи могут требовать разных подходов, и многопарадигмальное рассуждение позволяет выбрать оптимальный метод

Анализ практической применимости: 1. Интеграция множественных парадигм рассуждения - Прямая применимость: Высокая. Пользователи могут применять этот подход в чатах, запрашивая модель решить задачу через несколько этапов рассуждения, используя разные подходы (естественный язык, код, формальное доказательство). - Концептуальная ценность: Очень высокая. Понимание того, что комбинирование различных подходов к решению задач может дать более точный результат, чем использование только одного метода. - Потенциал для адаптации: Высокий. Пользователи могут адаптировать этот принцип для решения сложных задач, запрашивая модель сначала рассуждать естественным языком, затем использовать код для расчетов, и наконец формализовать решение.

Прогрессивная стратегия обучения (РРТ) Прямая применимость: Низкая для обычных пользователей, так как требует обучения модели. Концептуальная ценность: Средняя. Понимание того, что модели могут быть обучены поэтапно для освоения сложных навыков. Потенциал для адаптации: Средний. Принцип поэтапного обучения может быть адаптирован для других задач, но требует специализированных навыков.

Многопарадигмальное последовательное семплирование (SMPS)

Прямая применимость: Средняя. Пользователи могут запрашивать несколько решений одной задачи разными методами и выбирать лучшее. Концептуальная ценность: Высокая. Понимание того, что генерация нескольких решений повышает шансы получить правильный ответ. Потенциал для адаптации: Высокий. Метод может быть применен к различным задачам, не только математическим.

Адаптивная глубина рассуждения

Прямая применимость: Высокая. Пользователи могут запрашивать более или менее детальные рассуждения в зависимости от сложности задачи. Концептуальная ценность: Высокая. Понимание того, что разные задачи требуют разной глубины рассуждения. Потенциал для адаптации: Высокий. Принцип применим к широкому

спектру задач.

Значительное превосходство над современными методами

Прямая применимость: Высокая. Пользователи могут ожидать более точных результатов при решении математических задач. Концептуальная ценность: Средняя. Демонстрирует превосходство многопарадигмального подхода, но не предоставляет непосредственно применимых концепций. Потенциал для адаптации: Средний. Результаты исследования могут мотивировать пользователей применять многопарадигмальный подход к другим задачам.

Prompt:

Применение Chain of Reasoning в промтах для GPT ## Ключевые принципы исследования

Исследование Chain of Reasoning (CoR) демонстрирует, что комбинирование различных парадигм рассуждений существенно улучшает способность языковых моделей решать сложные математические задачи. Основные парадигмы:

- NLR (Natural Language Reasoning) рассуждение на естественном языке
- SR (Symbolic Reasoning) символическое рассуждение
- AR (Algorithmic Reasoning) алгоритмическое рассуждение

Пример промта для решения сложной математической задачи

[=====] Реши следующую математическую задачу, используя подход Chain of Reasoning (CoR). Пожалуйста, проведи рассуждение в три этапа:

Сначала используй естественно-языковое рассуждение (NLR): опиши своими словами, как ты понимаешь задачу, какие концепции здесь применимы, и наметь общий план решения.

Затем перейди к символическому рассуждению (SR): запиши задачу в математической нотации, введи переменные, сформулируй уравнения или выражения.

Наконец, примени алгоритмическое рассуждение (AR): пошагово реши задачу, используя конкретные вычисления и алгоритмы.

В завершение, обобщи все три подхода и сформулируй окончательный ответ.

Задача: Найди все значения x, при которых функция $f(x) = 2x^3 - 3x^2 - 12x + 5$ имеет локальные экстремумы, и определи тип каждого экстремума. [======]

Почему этот подход работает

Комплексное понимание проблемы: Начиная с NLR, модель формирует общее понимание задачи на интуитивном уровне.

Формализация: Переход к SR позволяет перевести задачу в точные математические термины и структуры.

Точное решение: AR обеспечивает конкретный алгоритм решения с пошаговыми вычислениями.

Синергия подходов: Исследование показало, что последовательное применение разных парадигм (NLR→SR→AR) даёт лучшие результаты, чем использование только одной парадигмы.

Адаптивность: Для разных типов задач можно менять последовательность и глубину каждой парадигмы (например, для доказательств теорем достаточно NLR—SR, а для арифметических задач эффективнее полная цепочка).

Такой подход к составлению промтов позволяет получить от GPT более структурированные, точные и обоснованные решения сложных математических задач, имитируя методологию, показавшую высокую эффективность в исследовании CoR-Math.