

# Улучшение понимания естественного языка для крупных языковых моделей с помощью синтеза инструкций в крупном масштабе

Дата: 2025-02-06 00:00:00

Ссылка на исследование: <https://arxiv.org/pdf/2502.03843>

Рейтинг: 68

Адаптивность: 75

## Ключевые выводы:

Основная цель исследования - улучшить способности больших языковых моделей (LLM) к пониманию естественного языка (NLU) путем создания высококачественного синтетического корпуса инструкций. Главные результаты: разработан фреймворк HUM для синтеза разнообразных инструкций, который улучшил производительность LLM в задачах NLU в среднем на 3,1% без значительного снижения других общих возможностей моделей.

## Объяснение метода:

Исследование предлагает ценные принципы улучшения взаимодействия с LLM через разнообразие форматов, включение примеров и руководств. Хотя масштабные методы синтеза недоступны обычным пользователям, основные концепции могут быть адаптированы для повседневного использования, включая структурирование запросов, добавление примеров и указание предпочтительных форматов вывода. Результаты показывают значительное улучшение понимания при применении этих принципов.

## Ключевые аспекты исследования: 1. **Создание разнообразного корпуса инструкций для NLU** - Исследование представляет фреймворк для синтеза высококачественных инструкций для задач понимания естественного языка (NLU), включая извлечение информации, машинное чтение, классификацию текста и другие задачи, что расширяет диапазон возможностей LLM.

**Методы синтеза инструкций** - Предложены три инновационных метода синтеза: синтез на основе руководств (guidelines synthesis), синтез на основе правил предпочтения (preference rules synthesis) и синтез на основе вариантов форматов (format variants synthesis) для создания разнообразных инструкций.

**Решение проблемы переобучения** - Исследование направлено на решение

проблемы, когда LLM, обученные только на инструкциях по извлечению информации, теряют способность выполнять другие задачи NLU и общие способности.

**Экспериментальное подтверждение** - Авторы продемонстрировали, что модели, обученные на созданном датасете HUM, показывают улучшение на 3.1% в задачах NLU без значительного снижения производительности в других общих задачах.

**Структурированный подход к синтезу инструкций** - Предложена архитектура, состоящая из базового синтеза инструкций (basic instruction synthesis) и составного синтеза инструкций (compound instruction synthesis), что позволяет создать более 2.8 миллиона разнообразных инструкций.

## Дополнение: Действительно ли для работы методов этого исследования требуется дообучение или API? Или методы и подходы можно применить в стандартном чате, а ученые лишь для своего удобства использовали расширенные техники?

В данном исследовании ученые использовали дообучение и API для масштабного создания и проверки своей методологии, но многие ключевые концепции и подходы можно адаптировать для использования в стандартном чате без дополнительного дообучения. Вот основные концепции, которые пользователи могут применять:

**Включение примеров и описаний** - Исследование показывает (таблица 2), что добавление примеров и описаний значительно улучшает понимание задачи моделью. В стандартном чате пользователь может включать в свои запросы примеры желаемого результата и подробные описания требуемой информации.

**Разнообразие форматов** - Метод "format variants synthesis" можно адаптировать, указывая предпочтительный формат ответа (JSON, таблица, маркированный список) в своих запросах.

**Структурирование инструкций** - Подход с базовыми и составными инструкциями можно применять, структурируя запросы с четким разделением на контекст, задачу и желаемый формат вывода.

**Правила предпочтения** - Можно указывать конкретные правила обработки информации, например, "извлекай только полные имена с титулами" или "включай денежные символы вместе с числами".

**Использование руководств** - Метод "guidelines synthesis" можно адаптировать, предоставляя модели руководства по выполнению задачи и критерии оценки качества ответа.

Результаты при применении этих подходов в стандартном чате: - Улучшенное понимание сложных запросов - Более структурированные и предсказуемые ответы - Возможность получать результаты в различных форматах - Снижение необходимости уточнять и переформулировать запросы

Примечательно, что даже простое добавление примеров и описаний (как показано в исследовании) дает значительное улучшение результатов без необходимости дообучения модели.

**## Анализ практической применимости: 1. Создание разнообразного корпуса инструкций для NLU** - Прямая применимость: Средняя. Обычный пользователь не может напрямую создать такой корпус, но может использовать принципы для улучшения своих запросов. - Концептуальная ценность: Высокая. Понимание важности разнообразия форматов и типов инструкций помогает пользователям формулировать более эффективные запросы. - Потенциал для адаптации: Высокий. Пользователи могут адаптировать принципы разнообразия в своих промптах.

**2. Методы синтеза инструкций** - Прямая применимость: Средняя. Обычные пользователи не синтезируют инструкции в таком масштабе, но могут применять принципы. - Концептуальная ценность: Высокая. Понимание важности включения руководств, правил предпочтения и вариативности форматов в запросы. - Потенциал для адаптации: Высокий. Пользователи могут включать в промпты примеры, описания и различные форматы вывода.

**3. Решение проблемы переобучения** - Прямая применимость: Низкая. Обычные пользователи не решают проблемы переобучения моделей. - Концептуальная ценность: Средняя. Понимание ограничений моделей и как они могут "забывать" определенные навыки. - Потенциал для адаптации: Средний. Пользователи могут применять принцип разнообразия в своих запросах.

**4. Экспериментальное подтверждение** - Прямая применимость: Низкая. Результаты экспериментов больше полезны для разработчиков. - Концептуальная ценность: Средняя. Демонстрирует важность правильно составленных инструкций. - Потенциал для адаптации: Средний. Пользователи могут использовать результаты для понимания, какие типы запросов работают лучше.

**5. Структурированный подход к синтезу инструкций** - Прямая применимость: Средняя. Структурированный подход можно применять при составлении сложных запросов. - Концептуальная ценность: Высокая. Понимание структуры эффективных инструкций. - Потенциал для адаптации: Высокий. Принципы структурирования могут быть применены к повседневным запросам.

## **Prompt:**

Использование исследования HUM в промптах для GPT ## Ключевые принципы из исследования

Исследование HUM показывает, что разнообразные синтетические инструкции значительно улучшают способности LLM к пониманию естественного языка (NLU). Основные элементы, которые можно применить в промптах:

**Разнообразие форматов вывода Семантические объяснения и примеры Конкретные правила предпочтений Вариации меток и терминов Четкие инструкции по обработке сложных случаев ## Пример промпта с применением принципов HUM**

[=====] # Задача: Анализ отзывов клиентов ресторана

## Инструкции: Проанализируй следующий отзыв клиента и извлеки ключевую информацию.

### Схема данных и объяснения: - Рейтинг (число от 1 до 5): общая оценка опыта - Упомянутые блюда (список): конкретные блюда, о которых говорится в отзыве - Тональность (положительная/отрицательная/нейтральная): эмоциональный тон отзыва - Ключевые проблемы (список, если есть): основные жалобы или недостатки - Сильные стороны (список, если есть): особо отмеченные положительные моменты

### Правила предпочтений: - Если блюдо упоминается без явной оценки, не включай его в списки сильных сторон или проблем - Извлекай только конкретные блюда, а не общие категории (например, "паста карбонара", а не просто "паста") - При определении тональности учитывай общий контекст, а не только отдельные слова

### Примеры: **Пример 1:** Отзыв: "Ужин был великолепен! Стейк прожарен идеально, но картофельное пюре было слишком соленым. Обслуживание на высоте." Результат: - Рейтинг: 4 - Упомянутые блюда: стейк, картофельное пюре - Тональность: положительная - Ключевые проблемы: картофельное пюре слишком соленое - Сильные стороны: идеально прожаренный стейк, высокое качество обслуживания

**Пример 2:** [еще один контрастный пример]

### Варианты форматов вывода: Ты можешь представить результат в одном из следующих форматов: 1. Структурированный текст с маркерами 2. Таблица Markdown 3. JSON-объект

## Отзыв для анализа: [Текст отзыва клиента] [=====]

## Как работают принципы HUM в этом промпте

**Составной синтез инструкций:** Промпт включает семантические объяснения (что такое рейтинг, как определять тональность), примеры и форматы, что улучшает понимание задачи моделью.

**Правила предпочтений:** Четкие указания о том, что следует и что не следует включать в анализ, помогают модели делать более точные выводы.

**Разнообразие форматов:** Предоставление нескольких вариантов вывода помогает модели избежать переобучения на одном формате.

**Примеры:** Демонстрация правильного анализа помогает модели понять ожидаемый результат и логику решения.

**Структурированная схема:** Четкое определение полей и их значений дает модели ясное представление о том, что нужно извлечь.

Применение этих принципов позволяет получить более точные, последовательные и полезные ответы от GPT при решении задач понимания естественного языка.