# HPSS: Эвристическая стратегия поиска подсказок для оценщиков LLME.

Дата: 2025-02-18 00:00:00

Ссылка на исследование: https://arxiv.org/pdf/2502.13031

Рейтинг: 73

Адаптивность: 85

# Ключевые выводы:

Исследование направлено на оптимизацию стратегий промптов для LLM-оценщиков с целью улучшения их соответствия человеческим суждениям. Авторы предложили метод HPSS (Heuristic Prompting Strategy Search), который комплексно оптимизирует 8 ключевых факторов промптов для LLM-оценщиков и значительно превосходит как промпты, разработанные вручную, так и существующие методы автоматической оптимизации промптов.

## Объяснение метода:

Исследование представляет высокую ценность, предлагая структурированный подход к оптимизации промптов через 8 ключевых факторов. Пользователи могут непосредственно применять выявленные принципы (шкала 1-10, структура промпта, критерии оценки) для улучшения взаимодействия с LLM. Несмотря на технический характер полной реализации, основные концепции доступны для адаптации широкой аудиторией.

## Ключевые аспекты исследования: 1. **Концепция HPSS** (Heuristic Prompting Strategy Search) - метод для автоматической оптимизации стратегий промптинга для LLM-оценщиков, который комплексно интегрирует 8 ключевых факторов промптов для улучшения оценочных способностей LLM.

**Комплексная интеграция факторов промптинга** - исследование идентифицирует 8 ключевых факторов для создания эффективных промптов оценки: шкала оценки, примеры в контексте, критерии оценки, справочные ответы, цепочка мыслей, автоматически сгенерированные шаги оценки, метрики и порядок компонентов.

**Эвристический поиск стратегий** - алгоритм HPSS проводит итеративный поиск наиболее эффективных комбинаций факторов промптинга, используя эвристическую функцию для направления процесса поиска и повышения эффективности мутации.

Экспериментальное подтверждение эффективности - исследование

демонстрирует, что HPSS значительно улучшает соответствие оценок LLM человеческим суждениям по сравнению с ручными и существующими автоматизированными методами оптимизации промптов.

**Анализ влияния различных факторов промптинга** - исследование выявляет, что определенные значения факторов (например, шкала оценки 1-10, человеческие критерии оценки) систематически улучшают производительность LLM-оценщиков.

#### ## Дополнение:

Исследование HPSS (Heuristic Prompting Strategy Search) не требует дообучения моделей или доступа к API для применения основных концепций. Хотя авторы использовали API для экспериментов, ключевые принципы и подходы могут быть адаптированы для работы в стандартном чате.

### Концепции, применимые в стандартном чате:

Структурированные факторы промптинга: Исследование выделяет 8 ключевых факторов, которые можно учитывать при составлении промптов: Шкала оценки (умеренная шкала 1-10 работает лучше чем грубая 1-3) Включение примеров в контекст Добавление критериев оценки Структура цепочки мыслей (СоТ) Порядок компонентов в промпте

Оптимальные комбинации факторов: Пользователи могут экспериментировать с различными комбинациями этих факторов для улучшения своих промптов.

**Итеративное улучшение**: Принцип постепенного улучшения промптов через изменение отдельных факторов и оценку результатов.

### Ожидаемые результаты от применения:

Более структурированные и информативные ответы от моделей Лучшее соответствие ответов ожиданиям пользователя Повышение качества аналитических и оценочных задач Более последовательные результаты при повторных запросах Пользователи могут создавать более эффективные промпты, следуя выявленным принципам, без необходимости реализации полного алгоритма HPSS.

## Анализ практической применимости: 1. **Концепция HPSS** - Прямая применимость: Высокая. Пользователи могут адаптировать принцип HPSS для создания более эффективных промптов в повседневном взаимодействии с LLM, даже без использования полного алгоритма. - Концептуальная ценность: Очень высокая. Исследование демонстрирует, что комбинирование нескольких факторов промптинга значительно влияет на качество ответов LLM. - Потенциал для адаптации: Высокий. Подход может быть упрощен для ручного применения, где пользователи могут экспериментировать с разными комбинациями элементов промптов.

Комплексная интеграция факторов промптинга Прямая применимость: Высокая.

Пользователи могут немедленно применить выявленные факторы для улучшения своих промптов. Концептуальная ценность: Очень высокая. Понимание влияния различных элементов промпта помогает пользователям структурировать более эффективные запросы. Потенциал для адаптации: Высокий. Факторы могут быть адаптированы для различных задач и контекстов использования.

## Эвристический поиск стратегий

Прямая применимость: Средняя. Полная реализация алгоритма требует технических знаний, но принципы можно применять вручную. Концептуальная ценность: Высокая. Понимание того, как итеративно улучшать промпты, полезно для всех пользователей. Потенциал для адаптации: Средний. Упрощенные версии эвристического поиска могут быть реализованы пользователями.

### Экспериментальное подтверждение эффективности

Прямая применимость: Средняя. Результаты экспериментов предоставляют готовые стратегии промптинга, которые пользователи могут применять. Концептуальная ценность: Высокая. Данные о том, какие комбинации факторов работают лучше, информируют пользователей о лучших практиках. Потенциал для адаптации: Высокий. Выявленные паттерны могут быть перенесены на другие задачи.

#### Анализ влияния различных факторов промптинга

Прямая применимость: Очень высокая. Конкретные рекомендации (например, шкала 1-10, структура промпта) могут быть непосредственно применены. Концептуальная ценность: Высокая. Понимание того, какие элементы промпта наиболее важны, помогает пользователям приоритизировать свои усилия. Потенциал для адаптации: Очень высокий. Выводы о влиянии факторов могут быть применены к различным типам взаимодействия с LLM.

# **Prompt:**

Применение исследования HPSS в промптах для GPT ## Ключевые выводы для использования

Исследование HPSS предоставляет ценные рекомендации по оптимизации промптов для LLM-оценщиков, которые можно применить при работе с GPT:

Оптимальная шкала оценки: Использовать шкалу 1-10 вместо слишком простой или слишком подробной Структура промпта: Размещать описание задачи в начале для создания логической структуры Критерии оценки: Применять четкие человеческие критерии Избегать излишней сложности: Не перегружать промпт автоматически генерируемыми шагами оценки ## Пример оптимизированного промпта

[=====] # Оценка качества аргументации в эссе

## Задача Оцени качество аргументации в предоставленном эссе по шкале от 1 до 10, где: - 1-3: слабая аргументация - 4-6: средняя аргументация - 7-10: сильная аргументация

## Критерии оценки - Логическая связность аргументов - Использование доказательств и примеров - Рассмотрение контраргументов - Убедительность общей позиции

## Примеры для сравнения Пример сильной аргументации (оценка 9/10): [пример текста] Пример средней аргументации (оценка 5/10): [пример текста]

## Инструкции 1. Внимательно прочитай эссе 2. Проанализируй аргументы по указанным критериям 3. Объясни свою оценку, используя цепочку рассуждений 4. Присвой финальную оценку по шкале 1-10

## Эссе для оценки: [Текст эссе] [=====]

## Объяснение применения исследования

Этот промпт использует ключевые рекомендации HPSS:

Умеренная шкала оценки (1-10) с четкими диапазонами для разных уровней качества Логическая структура с описанием задачи в начале человеческие критерии оценки без излишне сложных метрик Примеры для сравнения, помогающие калибровать оценку Поощрение цепочки рассуждений ДЛЯ более обоснованной оценки Последовательность компонентов. обеспечивающая логический поток от задачи к инструкциям Такой подход позволяет получать более последовательные, обоснованные соответствующие человеческим оценкам результаты от GPT при задачах, связанных с оценкой текста.