

От подсказывания к партнерству: функции персонализации для взаимодействия человека с языковыми моделями

Дата: 2025-03-01 00:00:00

Ссылка на исследование: <https://arxiv.org/pdf/2503.00681>

Рейтинг: 75

Адаптивность: 80

Ключевые выводы:

Исследование направлено на изучение проблем взаимодействия обычных пользователей с большими языковыми моделями (LLM) и разработку интерфейсных решений для улучшения этого взаимодействия. Основные результаты показали, что пользователи сталкиваются с трудностями в формулировании эффективных запросов, итеративном улучшении ответов ИИ и оценке надежности ответов, особенно в областях за пределами их компетенции. Разработанный прототип с пятью ключевыми функциями (рефлексивные подсказки, регенерация разделов, отображение ввода-вывода, индикаторы уверенности и панель настройки) показал потенциал для снижения когнитивной нагрузки, повышения прозрачности и создания более интуитивного взаимодействия человека с ИИ.

Объяснение метода:

Исследование предлагает пять ценных функций персонализации для LLM, которые решают реальные проблемы пользователей. Хотя полная реализация требует специального интерфейса, концептуальные принципы легко адаптируются для обычных чатов. Предложенные подходы снижают когнитивную нагрузку, повышают прозрачность и способствуют более интуитивному взаимодействию с AI.

Ключевые аспекты исследования: 1. **Двухфазовый подход к улучшению взаимодействия с LLM:** Исследование выявило проблемы пользователей при взаимодействии с ChatGPT и разработало прототип интерфейса с пятью ключевыми функциями для их решения.

Пять функций персонализации интерфейса: Разработанные функции включают Рефлексивные подсказки (Reflective Prompting), Регенерацию секций (Section Regeneration), Отображение связи ввода-вывода (Input-Output Mapping), Индикаторы уверенности (Confidence Indicators) и Панель настройки (Customization Panel).

Фокус на улучшении прозрачности и совместной работы: Исследование

предлагает переход от простого "запрашивания" к "партнерству" с LLM через функции, которые снижают когнитивную нагрузку, увеличивают прозрачность и способствуют более интуитивному взаимодействию.

Эмпирическая оценка через тестирование прототипа: Разработанные функции были оценены пользователями в реальных сценариях использования, что позволило собрать практические отзывы о полезности каждой функции.

Дизайн-рекомендации для будущих LLM-интерфейсов: Исследование предлагает конкретные рекомендации по созданию более персонализированных, прозрачных и совместных интерфейсов для взаимодействия с LLM.

Дополнение: Для работы методов этого исследования **не требуется** дообучение или специальный API. Хотя авторы представили их в виде прототипа интерфейса для удобства тестирования, основные концепции и подходы можно применять в стандартном чате с LLM.

Концепции и подходы, применимые в стандартном чате:

Рефлексивные подсказки (Reflective Prompting) Пользователь может запросить LLM помочь структурировать запрос: "Помоги мне сформулировать запрос для решения [проблемы]" Можно попросить LLM задать уточняющие вопросы: "Какую дополнительную информацию тебе нужно, чтобы дать более точный ответ?" Результат: более структурированные запросы и лучшее понимание, какую информацию нужно предоставить

Регенерация секций (Section Regeneration)

Вместо регенерации всего ответа можно указать конкретную часть: "Пересмотри только раздел о [X], остальное оставь как есть" Можно запросить улучшение конкретного аспекта: "Сделай часть о [Y] более подробной, сохранив остальной ответ" Результат: более эффективное итеративное улучшение ответов без повторения всего процесса

Отображение связи ввода-вывода (Input-Output Mapping)

Пользователь может запросить объяснение: "Объясни, как каждая часть моего запроса повлияла на твой ответ" Можно уточнить: "Какие ключевые слова из моего запроса определили структуру твоего ответа?" Результат: лучшее понимание влияния формулировок на ответы LLM

Индикаторы уверенности (Confidence Indicators)

Можно попросить модель оценить уверенность: "Укажи, в каких частях ответа ты наиболее/наименее уверен" Запросить альтернативные точки зрения: "Какие другие подходы могли бы быть уместны в этом контексте?" Результат: повышение критического мышления и более взвешенная оценка ответов LLM

Панель настройки (Customization Panel)

Настройки можно включать непосредственно в запрос: "Ответь в профессиональном тоне, кратко" Можно задавать специфические параметры: "Дай развернутый ответ с примерами, используя разговорный стиль" Результат: получение ответов, соответствующих предпочтениям пользователя по стилю, длине и формату Эти подходы не требуют специальных технических знаний и могут использоваться широкой аудиторией для значительного улучшения взаимодействия с LLM в стандартном чате.

Анализ практической применимости: **1. Рефлексивные подсказки (Reflective Prompting)** - **Прямая применимость**: Высокая. Пользователи могут использовать принцип рефлексивных вопросов при формулировании запросов, делая их более структурированными и точными. - **Концептуальная ценность**: Значительная. Помогает пользователям понять, что LLM может помочь в уточнении самого запроса, а не только в генерации ответа. - **Потенциал для адаптации**: Высокий. Даже без специального интерфейса пользователи могут применять этот принцип, спрашивая LLM о том, какую дополнительную информацию им стоит предоставить.

2. Регенерация секций (Section Regeneration) - **Прямая применимость**: Средняя. Функция требует специального интерфейса, но принцип избирательной регенерации частей ответа применим через уточняющие запросы. - **Концептуальная ценность**: Высокая. Пользователи осознают возможность точечной доработки отдельных частей ответа вместо полной регенерации. - **Потенциал для адаптации**: Средний. Пользователи могут явно указывать, какую часть ответа они хотят улучшить, хотя без специального интерфейса это менее удобно.

3. Отображение связи ввода-вывода (Input-Output Mapping) - **Прямая применимость**: Низкая в стандартном интерфейсе, требует специальной реализации. - **Концептуальная ценность**: Очень высокая. Помогает пользователям понять, как конкретные части запроса влияют на ответ. - **Потенциал для адаптации**: Средний. Пользователи могут явно запрашивать LLM объяснить, как части их запроса повлияли на ответ.

4. Индикаторы уверенности (Confidence Indicators) - **Прямая применимость**: Низкая без специального интерфейса. - **Концептуальная ценность**: Высокая. Повышает осведомленность пользователей о том, что LLM может иметь разную степень уверенности в разных частях ответа. - **Потенциал для адаптации**: Средний. Пользователи могут запрашивать LLM указать, в каких частях ответа модель менее уверена.

5. Панель настройки (Customization Panel) - **Прямая применимость**: Низкая без специального интерфейса. - **Концептуальная ценность**: Высокая. Пользователи осознают возможность настройки тона, стиля и длины ответов. - **Потенциал для адаптации**: Высокий. Пользователи могут включать эти параметры напрямую в свои запросы (например, "ответь коротко и профессиональным тоном").

Prompt:

Применение исследования в промптах для GPT ## Ключевые инсайты из исследования

Исследование о персонализации взаимодействия с языковыми моделями выявило несколько важных проблем обычных пользователей: - Трудности с формулировкой эффективных запросов - Сложности с итеративным улучшением ответов - Проблемы с оценкой надежности информации - Потребность в персонализации без постоянного повторения контекста

Пример промпта с применением знаний из исследования

[=====] # Запрос: Анализ маркетинговой стратегии для нового продукта

Мой контекст: - Я маркетолог среднего уровня с 3-летним опытом - Работаю в B2B SaaS-компании - Целевая аудитория: малый и средний бизнес в сфере логистики

Параметры ответа: - Уровень детализации: средний (понятный для специалиста без MBA) - Формат: структурированный с подзаголовками - Длина: примерно 500 слов - Тон: профессиональный, но не академический

Что мне нужно: Анализ эффективных маркетинговых каналов для нового программного обеспечения по управлению складскими запасами. Особенно интересуют digital-каналы с высоким ROI.

Дополнительно: - Отметь части ответа, где твоя уверенность ниже 80% - Укажи, какие дополнительные данные могли бы улучшить анализ [=====]

Объяснение эффективности такого промпта

Данный промпт применяет ключевые находки исследования:

Структурированность запроса - снижает когнитивную нагрузку при формулировке, разбивая запрос на логические блоки

Явное указание контекста пользователя - реализует функцию "Панели настройки", позволяя модели адаптировать ответ под уровень знаний и опыт пользователя

Параметры ответа - задают четкие ожидания от формата, тона и объема, что снижает необходимость в последующих итерациях

Запрос на маркировку неуверенных утверждений - имитирует функцию "Индикаторов уверенности" из исследования

Просьба указать недостающие данные - создает эффект "Рефлексивных

подсказок", помогая пользователю понять, как улучшить запрос в будущем

Такой подход значительно повышает эффективность взаимодействия, делая его более направленным и персонализированным, что соответствует выявленным в исследовании потребностям пользователей.