

# Большие языковые модели как эвристики общего смысла

Дата: 2025-01-30 00:00:00

Ссылка на исследование: <https://arxiv.org/pdf/2501.18816>

Рейтинг: 75

Адаптивность: 85

## Ключевые выводы:

Исследование направлено на использование больших языковых моделей (LLM) в качестве эвристик здравого смысла для решения задач планирования в бытовой среде. Основной результат: предложенный метод, использующий LLM для выбора действий в алгоритме локального поиска, превосходит существующие подходы на 22 процентных пункта при решении бытовых задач, генерируя полностью исполнимые планы без необходимости промежуточного языка.

## Объяснение метода:

Исследование предлагает практичный метод использования LLM как эвристик для планирования, что значительно улучшает надежность и выполнимость генерируемых планов. Подход двухуровневой эвристики и прямой работы с языком представления может быть адаптирован под различные задачи. Пользователи получают концептуальное понимание ограничений LLM и способов их эффективного применения.

**## Ключевые аспекты исследования:** 1. **Использование LLM как эвристик для поиска решений** - Исследование предлагает метод использования LLM в качестве эвристики для алгоритма локального поиска (hill climbing) при планировании действий в виртуальной среде.

**Прямая работа с языком представления** - Авторы показывают, что LLM могут эффективно работать напрямую с низкоуровневым языком представления среды (VirtualHome), без необходимости перевода в промежуточные языки.

**Двухуровневая эвристика** - Метод использует двухэтапный подход: сначала LLM создает предварительную оценку решения (guide), а затем применяет локальный поиск с использованием LLM для выбора действий.

**Отказ от промежуточных языков** - Исследование демонстрирует, что высокая производительность достигается без использования промежуточных языков (высокоуровневых или низкоуровневых), что устраняет потенциальные ошибки перевода.

**Сравнительная эффективность** - Подход показывает на 22 процентных пункта более высокий уровень успеха по сравнению с существующими методами (ProgPrompt) на тестовых задачах в домашней среде.

## Дополнение:

### Применимость методов исследования в стандартном чате без дообучения или API

Методы, представленные в исследовании, **не требуют дообучения или специального API** для применения в стандартном чате. Исследователи использовали GPT-4 (mini) без дополнительного обучения, что делает подход доступным для широкой аудитории.

### Концепции и подходы, применимые в стандартном чате:

**Двухуровневое планирование** - Пользователь может сначала запросить общий план решения задачи, а затем последовательно уточнять каждый шаг, учитывая результаты предыдущих действий.

**Использование LLM как эвристики** - Вместо генерации полного решения сразу, пользователь может запрашивать модель для выбора наилучшего следующего шага из нескольких вариантов.

**Локальный поиск с обратной связью** - Пользователь может предоставлять информацию о результате каждого шага, позволяя LLM адаптировать последующие рекомендации.

**Предварительная оценка решения как ориентир** - Использование первоначального плана как руководства, но с возможностью отклонения от него при необходимости.

### Ожидаемые результаты от применения:

**Повышение надежности планов** - Разбиение сложной задачи на последовательность простых шагов с обратной связью снижает вероятность ошибок.

**Улучшенная выполнимость** - Каждый шаг проверяется на выполнимость в текущем контексте.

**Адаптивность к изменениям** - Возможность корректировать план на основе результатов предыдущих действий.

**Более глубокое понимание процесса** - Пользователь получает пошаговое объяснение логики решения.

Эти концепции можно применять в повседневном взаимодействии с LLM для решения задач планирования, принятия решений и разбиения сложных проблем на управляемые шаги.

**## Анализ практической применимости: 1. Использование LLM как эвристики для поиска решений** - Прямая применимость: Высокая. Пользователи могут применять LLM для выбора следующего действия в последовательности, вместо прямой генерации полного решения. Это повышает надежность и выполнимость планов. - Концептуальная ценность: Очень высокая. Идея использования LLM в качестве эвристики, а не полного решателя задач, помогает понять ограничения LLM и способы их преодоления. - Потенциал для адаптации: Высокий. Подход может быть перенесен на различные задачи, где требуется пошаговое принятие решений с обратной связью.

**Прямая работа с языком представления** Прямая применимость: Средняя. Избавляет от необходимости перевода между различными языками представления, но требует знания низкоуровневого языка конкретной среды. Концептуальная ценность: Высокая. Показывает, что LLM могут эффективно работать с низкоуровневыми представлениями напрямую. Потенциал для адаптации: Средний. Зависит от конкретной среды и языка представления.

### **Двухуровневая эвристика**

Прямая применимость: Высокая. Предварительная оценка решения может использоваться как руководство для более точного пошагового выбора действий. Концептуальная ценность: Высокая. Демонстрирует эффективность комбинирования глобальной стратегии с локальными тактическими решениями. Потенциал для адаптации: Высокий. Подход может быть адаптирован для различных задач планирования и решения проблем.

### **Отказ от промежуточных языков**

Прямая применимость: Высокая. Упрощает процесс взаимодействия с LLM, устраняя потенциальные ошибки перевода. Концептуальная ценность: Средняя. Показывает, что дополнительные слои абстракции не всегда необходимы. Потенциал для адаптации: Высокий. Может быть применен в различных контекстах взаимодействия с LLM.

### **Сравнительная эффективность**

Прямая применимость: Средняя. Результаты показывают эффективность метода, но требуют дополнительной проверки в других контекстах. Концептуальная ценность: Высокая. Демонстрирует преимущества предложенного подхода по сравнению с существующими методами. Потенциал для адаптации: Высокий. Методология сравнения может быть применена для оценки различных подходов.

## Prompt:

Использование знаний из исследования LLM как эвристик здравого смысла ##  
Ключевые принципы для промптов

Исследование демонстрирует, что использование LLM для пошагового принятия решений с локальным поиском гораздо эффективнее, чем генерация полного плана сразу. Вот как можно применить эти знания в промптах.

## Пример промпта для решения бытовой задачи

[=====] # Задача: Приготовить утренний кофе

## Текущая ситуация: - Я нахожусь на кухне - Кофемашина выключена - Кофейные зерна в шкафу - Чашка на полке

## Инструкции: 1. НЕ создавай полный план сразу 2. Предложи ОДНО следующее действие, основываясь на текущем состоянии 3. Объясни, почему это действие логично в данной ситуации 4. После каждого моего обновления состояния, предлагай следующее действие 5. Учитывай физические ограничения (например, нужны свободные руки, чтобы что-то взять) 6. Добавь небольшие подсказки о динамике среды, если это важно

## Какое первое действие мне следует выполнить? [=====]

## Объяснение применения исследования

**Пошаговый подход вместо полного плана** — согласно исследованию, это повышает успешность на ~30% **Включение контекста текущего состояния** — позволяет модели адаптироваться к изменениям среды **Добавление небольших подсказок** — исследование показало, что низкоуровневые подсказки о динамике среды значительно улучшают результаты **Работа напрямую с языком действий** — избегание промежуточных языков представления снижает ошибки **Учет физических ограничений** — явное указание на необходимость учитывать реальные ограничения (свободные руки и т.д.) Такой подход к составлению промптов позволяет использовать LLM как эффективную эвристику здравого смысла, что особенно полезно для планирования последовательных действий в физическом мире.