

Персонализированные головоломки Парсона в качестве опоры повышают вовлеченность в практику по сравнению с простым демонстрированием решений на основе LLM.

Дата: 2025-01-15 00:00:00

Ссылка на исследование: <https://arxiv.org/pdf/2501.09210>

Рейтинг: 75

Адаптивность: 85

Ключевые выводы:

Исследование изучало эффективность персонализированных головоломок Парсона как метода поддержки при обучении программированию по сравнению с предоставлением полных решений от LLM. Основной результат показал, что студенты, получавшие головоломки Парсона, значительно дольше занимались практикой программирования, чем те, кто получал готовые решения.

Объяснение метода:

Исследование предлагает практический метод использования LLM для улучшения обучения через персонализированные пазлы Парсона вместо готовых решений. Подход доказал значительное увеличение вовлеченности студентов и может быть адаптирован для различных образовательных контекстов. Метод решает реальную проблему пассивного потребления контента LLM, хотя для полной реализации требуются некоторые технические навыки.

Ключевые аспекты исследования: 1. Исследование сравнивает два подхода к поддержке студентов при обучении программированию: предоставление полного готового решения (CC) и использование персонализированных пазлов Парсона (PC), где студенты собирают код из готовых блоков.

Персонализированные пазлы Парсона адаптируются к существующему коду студента и являются активной формой обучения, требующей взаимодействия, в отличие от пассивного получения готового решения.

Результаты показали, что студенты, получившие персонализированные пазлы Парсона, проводили значительно больше времени за практикой (в среднем на 7 минут больше), чем те, кто получал полные решения.

Исследование выявило, что некоторые студенты в группе с полными решениями практически не занимались самостоятельным программированием, а сразу копировали предоставленные ответы.

Использовалась GPT-4 для создания персонализированных пазлов и решений, что демонстрирует практическое применение LLM для образовательных целей.

Дополнение:

Применимость методов исследования в стандартном чате без дообучения или API

Хотя исследователи использовали GPT-4 через API для создания персонализированных пазлов Парсонса, основные концепции и подходы можно адаптировать для использования в стандартном чате без необходимости в специальном API или дообучении.

Концепции и подходы для стандартного чата:

Запрос на создание пазла вместо полного решения Пользователь может попросить LLM: "Вместо полного решения, разбей код на логические блоки, которые мне нужно будет собрать в правильном порядке" Результат: более активное взаимодействие с материалом и лучшее понимание

Пошаговая помощь с персонализацией

Пользователь может показать свой текущий код и попросить: "Вот мой код. Не давай полное решение, а предложи следующий логический блок или исправление" Результат: сохранение вовлеченности в процесс решения задачи

Структурированные подсказки разного уровня

Пользователь может запросить: "Дай мне три уровня подсказок для решения этой задачи: легкую, среднюю и подробную" Результат: самостоятельный выбор уровня поддержки в зависимости от потребностей

Интерактивное обучение через диалог

Вместо получения готового ответа, пользователь может попросить LLM задавать наводящие вопросы: "Задавай мне вопросы, которые помогут мне самостоятельно прийти к решению" Результат: более глубокое понимание материала через самостоятельные размышления Эти подходы позволяют достичь схожих результатов с исследованием - повышения вовлеченности и более глубокого понимания - без необходимости в специальных технических инструментах или API.

Анализ практической применимости: 1. **Персонализированные пазлы**

Парсонса как обучающий инструмент - Прямая применимость: Высокая. Пользователи могут использовать LLM для создания пазлов Парсонса вместо получения полного решения, что способствует лучшему обучению. - Концептуальная ценность: Значительная. Исследование демонстрирует, что активное взаимодействие с решениями LLM более эффективно для обучения, чем пассивное потребление. - Потенциал для адаптации: Очень высокий. Подход можно применять для различных областей обучения, не только программирования.

Использование LLM для персонализации обучающего контента Прямая применимость: Средняя. Требуется некоторая техническая подготовка для реализации персонализации, но концепцию можно применять в упрощенном виде. Концептуальная ценность: Высокая. Исследование показывает, как LLM могут адаптировать контент под конкретного пользователя. Потенциал для адаптации: Высокий. Принцип персонализации на основе существующих попыток пользователя применим во многих контекстах.

Влияние формата взаимодействия на вовлеченность

Прямая применимость: Высокая. Пользователи могут применять выводы о том, что интерактивные форматы более эффективны для обучения. Концептуальная ценность: Значительная. Исследование демонстрирует важность структурирования взаимодействия с LLM для достижения образовательных целей. Потенциал для адаптации: Высокий. Принципы активного взаимодействия с контентом LLM можно применять в различных областях.

Разные уровни поддержки для разных пользователей

Прямая применимость: Средняя. Исследование выявило, что разные студенты предпочитают разные уровни поддержки. Концептуальная ценность: Высокая. Понимание того, что универсального подхода нет, и LLM должны адаптироваться к разным предпочтениям. Потенциал для адаптации: Высокий. Можно применять для создания систем, предлагающих разные уровни помощи.

Использование LLM для борьбы с "искусственным прогрессом" в обучении

Прямая применимость: Высокая. Подход решает реальную проблему простого копирования готовых решений. Концептуальная ценность: Значительная. Исследование предлагает способ использования LLM для улучшения, а не подмены обучения. Потенциал для адаптации: Высокий. Концепция применима к любой области, где есть риск получения готовых ответов без понимания.

Prompt:

Применение исследования о головоломках Парсонса в промптах для GPT ##
Ключевые выводы исследования для промптов

Исследование показало, что интерактивные задания (головоломки Парсонса) эффективнее повышают вовлеченность в обучение программированию, чем готовые

решения. Студенты, получавшие головоломки, практиковались на ~7 минут дольше.

Пример промпта для GPT

[=====] Я изучаю Python и хочу научиться работать с вложенными словарями. Вместо того, чтобы давать мне готовое решение, создай для меня персонализированную головоломку Парсонса по следующей задаче:

[описание задачи]

Правила для создания головоломки: 1. Разбей решение на логические блоки кода 2. Перемешай эти блоки 3. Добавь 1-2 лишних блока, которые выглядят правдоподобно, но содержат ошибки 4. Предложи мне собрать правильное решение из этих блоков 5. После моей попытки дай обратную связь и подсказки, но не полное решение сразу

Это поможет мне глубже разобраться в материале через активное участие. [=====]

Почему это работает

Данный промпт использует ключевой вывод исследования: **активное участие** в решении задачи значительно эффективнее пассивного получения готовых ответов. Головоломки Парсонса заставляют:

Анализировать каждый блок кода Понимать логику программы Принимать осознанные решения при сборке решения Избегать поверхностного копирования готовых ответов Такой подход к промптам превращает GPT из простого генератора решений в интерактивного наставника, что соответствует рекомендациям исследования по созданию систем, требующих активного участия студентов.