

ЭФФЕКТИВНОСТЬ ПРИМЕНЕНИЯ LLM В КОЛЛАБОРАТИВНЫХ РОБОТОТЕХНИЧЕСКИХ СИСТЕМАХ

С.Б. Галина

Институт проблем управления им. В.А. Трапезникова РАН
Россия, 117997, Москва, Профсоюзная ул., 65
E-mail: kameshevasaniya@gmail.com

Р.Р. Галин

Институт проблем управления им. В.А. Трапезникова РАН
Россия, 117997, Москва, Профсоюзная ул., 65
E-mail: grr@ipu.ru

Ключевые слова: коллаборативная робототехническая система, LLM, эффективность, метрики, большая языковая модель.

Аннотация: Большие языковые модели могут обрабатывать огромное количество семантических знаний об окружающей среде. Полученные знания полезны применительно к разработке систем управления коллаборативных робототехнических системам за счет минимизации когнитивной нагрузки на человека-оператора. Применение LLM с тонкой настройкой обеспечивает возможность разработки интерактивных, коммуникативных и надежных подходов взаимодействия человека и робота. В работе представлен подход оценки эффективности функционирования коллаборативной робототехнической системы, основанный на плановых и фактических показателях успешности исполнения команд. Представлена функциональная структура системы управления с LLM.

1. Введение

Коллаборативные робототехнические системы привлекают внимание своими перспективами повышения производительности задач на различных производствах. Взаимодействие человека и робота в едином рабочем пространстве (HRC) становится все более важным по мере того, как роботы все активнее применяются в различных аспектах человеческой жизни, особенно с учетом стремительного развития искусственного интеллекта [1, 2]. Такой режим совместной работы человека и робота может привести к повышению эффективности, точности и производительности.

Чтобы роботы могли эффективно разделять и распределять работу, требуется понимание задачи на высоком уровне и учет возможностей каждого робота в системе. К таким возможностям могут относиться: дальность действия или полезная нагрузка. Другая немаловажная проблема заключается в низкоуровневом планировании движения. Это связано с тем, что конфигурация единого рабочего пространства увеличивается с количеством роботов и тем самым оказывает влияние на планирование и координацию движения роботов. Следует отметить, что в процессе автоматизации технологических задач, большая часть из которых предопределена, робототехнические системы адаптивны к имеющимся сценариям и неспособны адаптироваться к новым. Решением вышеуказанных проблем может являться применение в системе управления больших языковых моделей (LLM) [3-5].

Эффективность применения больших языковых моделей обусловлена следующими взаимосвязанными аспектами [6]:

- производительность LLM зависит от размера обучающей выборки;
- масштабирование модели способствует качественному росту возможностей;
- множество задач, требующих участие человека-оператора, может быть сведено к прогнозированию следующего шага с помощью достаточно производительной модели.

Можно сделать два важных вывода: во-первых, основная функция LLM – генерировать статистически вероятные последовательности действий – универсальное свойство. Во-вторых, несмотря на эту универсальность, в основе каждой модели системы заложено выполнение одной задачи – генерация статистически вероятного продолжения последовательности действий. Получается, что LLM раскрывается, как инструмент, который применим для повышения эффективности выполнения задач до тех пор, пока это остается возможным [7-10].

2. Функциональная структура системы управления

Интенсивное развитие больших языковых моделей, таких как ChatGPT, предоставляет HRC новые возможности, связанные с взаимодополнением функционального набора по выполнению задач. Благодаря интеграции больших обучающих моделей, LLM обладают способностью «понимать» контекст и естественным образом взаимодействовать с операторами-людьми [11]. Учитывая, что большие языковые модели могут опираться на обширные знания, полученные из большого объема данных, они не обязательно будут разбивать высокоуровневые команды на низкоуровневые инструкции, подходящие для роботизированного исполнения. На рис. 1 представлена функциональная структура системы управления коллаборативной робототехнической системы.

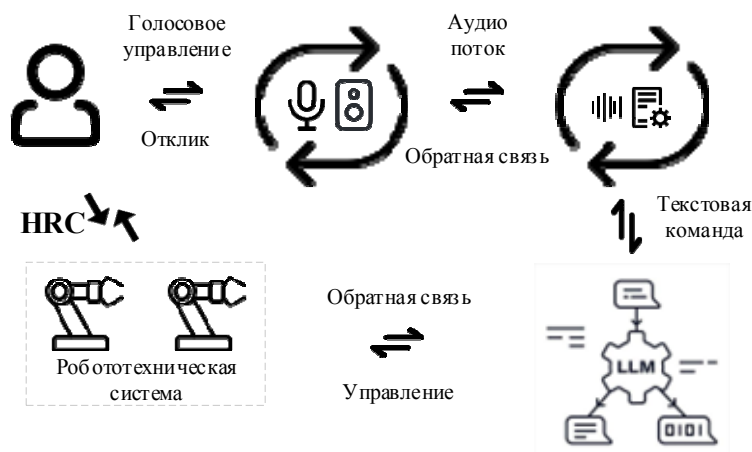


Рис. 1. Функциональная структура системы управления коллаборативной робототехнической системы с применением LLM.

Следовательно, чтобы адаптировать языковые модели к конкретной задаче необходимо сформировать пул сценарных команд, чтобы инструкция высокого уровня была разбита на последовательности доступных действий низкого уровня. Одним из подходов является разработка техники подсказок, метод приведения языковой модели к определенной структуре ответов. Такой подход предоставляет примеры в виде

«подсказок» для модели, которые определяют задачу и структуру обратной связи [3, 12].

Применение LLM для управления коллаборативной робототехнической системой сопряжено с рядом проблем, таких как предоставление полного и точного описания поставленной задачи, определение правильного набора допустимых функций и API-интерфейсов, а также изменение структуры обратной связи. Чтобы эффективно использовать LLM для робототехнических систем, применяется следующая последовательность этапов:

- определение библиотек высокоуровневых функций робота;
- взаимодействие с LLM для описания цели и набора функций;
- осуществление обратной связи и контроля со стороны пользователя;
- реализация сгенерированных решений.

С целью оценки эффективности предлагаемого подхода, проводится измерение двух показателей. Первый показатель отвечает за успешность планирования, критерии которого соответствуют функциональным возможностям выбранной модели, сопоставление сгенерированной инструкции с плановой. В ходе оценки первого показателя применяется метод экспертных оценок. Второй показатель — успешность выполнения, который измеряет выполнение сгенерированной инструкции.

3. Заключение

Предложенный подход повышения эффективности функционирования коллаборативной робототехнической системы с применением LLM с тонкой настройкой повышает производительность за счет минимизации когнитивной нагрузки человека-оператора по сравнению с использованием фиксированных команд управления. Дальнейшая работа будет связана с разработкой мультимодальной LLM, так как текстовые входные и выходные данные сложно адаптировать для динамического сценария взаимодействия человека и робота в коллаборативной робототехнической системе.

Список литературы

1. Mandi Z., Jain S., Song S. Roco: Dialectic multi-robot collaboration with large language models. arXiv preprint arXiv:2307.04738. 2023.
2. Ye Y., You H., Du J. Improved trust in human-robot collaboration with ChatGPT // IEEE Access. 2023.
3. Ahn M., et al. Do as I can, not as I say: Grounding language in robotic affordances. arXiv preprint arXiv:2204.01691. 2022.
4. Radford A., et al. Language models are unsupervised multitask learners. OpenAI blog. 2019. Vol. 1. No. 8. P. 9.
5. Dennett D. Intentional systems theory. 2009.
6. Shanahan M. Talking about large language models. arXiv preprint arXiv:2212.03551. 2022.
7. Devlin J., et al. Bert: “Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding”. arXiv preprint arXiv:1810.04805. 2018.
8. Vaswani A., et al. Attention is all you need // Advances in neural information processing systems. 2017. Vol. 30.
9. Bender E.M., et al. On the dangers of stochastic parrots: Can language models be too big? // Proceedings of the 2021 ACM conference on fairness, accountability, and transparency. 2021. P. 610-623.
10. Chan S., et al. Data distributional properties drive emergent in-context learning in transformers // Advances in Neural Information Processing Systems. 2022. Vol. 35. P. 18878-18891.
11. Marcus G., Davis E. GPT-3, Bloviator: OpenAI’s language generator has no idea what it’s talking about // Technology Review. 2020.
12. Vemprala S., et al. Chatgpt for robotics: Design principles and model abilities // Microsoft Auton. Syst. Robot. Res. 2023. Vol. 2. P. 20.