

Научная статья

УДК 004.942

URL: <https://trudymai.ru/published.php?ID=186894>

EDN: <https://www.elibrary.ru/BFSPMT>

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ БОЛЬШИХ ЯЗЫКОВЫХ МОДЕЛЕЙ ДЛЯ ИМИТАЦИИ ЧЕЛОВЕЧЕСКОГО ПОВЕДЕНИЯ В АЭРОПОРТУ

Д.Г. МЧЕДЛИШВИЛИ[✉]

Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Московский авиационный институт (национальный исследовательский университет)», г. Москва, Россия 
d.g.mchedlishvili@yandex.ru

Цитирование: Мчедлишвили Д.Г Использование больших языковых моделей для имитации человеческого поведения в аэропорту // Труды МАИ. 2025. № 145.

URL: <https://trudymai.ru/published.php?ID=186894>

Аннотация. Работа посвящена вопросам использования больших языковых моделей в агентном моделировании. Стандартные модели и подходы в моделировании позволяют создать системы, позволяющие имитировать с высокой точностью человеческое поведение, однако возникают сложности, если агенту необходимо производить нестандартные действия. Использование больших языковых моделей позволяет обойти эту проблему и создать систему принятия решений агента, которая способна реагировать на окружающую среду и изменения своего состояния без необходимости описывать все возможные исходы. Для реализации была создана абстрактная среда, основанная на структуре аэропорта, в которой LLM агенты должны пройти все процедуры от

захода на территорию до посадки на самолёт и в обратном порядке. В результате эксперимента агентам удалось пройти успешно пройти все процедуры, основываясь только на предоставленной информации о необходимом порядке действий и изменении собственного статуса, однако в процессе был выявлен ряд недостатков, требующих дополнительного рассмотрения.

Ключевые слова: математическое моделирование, большие языковые модели (LLM), агентное моделирование, аэропорты .

.....

APPLICATIONS OF LARGE LANGUAGE MODELS FOR IMITATING HUMAN BEHAVIOR IN AN AIRPORT

D.G. Mcchedlishvili[✉]

Moscow Aviation Institute (National Research University), Moscow, Russia ✉

d.g.mchedlishvili@yandex.ru

Citation: Mchedlishvili D.G. Applications of large language models for imitating human behavior in an airport // Trudy MAI. 2025. No. 145. (In Russ.).

URL: <https://trudymai.ru/published.php?ID=186894>

Abstract. The proposed work is dedicated to the issues of large language models applications in agent modelling. Classic models and approaches allow to create systems, capable of imitating human behavior with high precision, however some difficulties manifest if agent is requested to perform unconventional actions. Applying large language models to this problem allows to circumvent this issue and create decision making system capable of reacting to its environment and current status without having to prepare for every single possible outcome. This approach allows the system to become much more flexible, than its previous counterparts, even if it isn't capable to completely solve the problem of unreliable reproducibility. For this purpose, an abstract environment of an airport had been created, where LLM agents are tasked to pass every procedure starting from entering the airport all the way until boarding the plane and vice versa. Such environment, being similar enough to an actual airport, is also simple enough

for turning complex tasks into a sequence of strings, describing places to which agents have to proceed. Those strings are connected into a single long sentence and then are compared to actual human behavior, collected via a series of polls and written in a similar fashion using Levenstein distance. As a result of the experiments, the agents successfully completed every required task, only relying on basic information about airport and its current state, however they also showed several issues, such as attempting to re-visit places agents have already visited and occasional omitting of non-crucial tasks.

Keywords: mathematical modelling, large language models (LLM), agent modelling, airports.

Введение

С развитием технологий искусственного интеллекта и машинного обучения вопрос о моделировании систем с большим количеством действующих элементов – агентов – принял новый оборот развития. Появилось большое количество агентных систем, основанных на больших языковых моделях (LLM), призванных выполнять различные прикладные задачи в разработке и проектировании, в том числе направленных на симулирование человеческого поведения [1][2][3].

В широком понимании, интеллектуальные агенты – это программы, способные взаимодействовать со внешней средой и изменять свое поведение в зависимости от полученных результатов и своего собственного состояния [4]. Как следствие, агенты требуют для себя комплексное окружение, в котором они могут выполнять различные действия и принимать решения для выполнения поставленной задачи, основываясь на имеющейся информации. Чтобы выполнять необходимые действия, агент обязан получать обратную связь от среды, а та в свою очередь должна отвечать на действия агента и должным образом реагировать на его действия. С развитием и усложнением больших языковых моделей, те в свою очередь стали показывать свою высокую эффективность в качестве движущей силы агентов наравне с другими альтернативными подходами [5]. Подобные агенты и будут рассматриваться далее в этой работе как LLMагенты.

Одним из таких подходов в подобных системах моделирования также является использование подхода Reinforcement Learning (RL) в одно- и мультиагентных системах. Данного подхода, хоть часто и демонстрирует поразительные и многообещающие результаты в игровых системах, довольно часто встречается с проблемами при работе с реальными системами [6]. Так, для эффективной работы RL системы требуют очень тщательное проектированные среды с тонко настроенными гиперпараметрами, которые требуют значительное время на обучение без гарантии на успех выполнения, без гарантии воспроизводимости при необходимости выделения значительных ресурсов на обучение модели.

Подход с использованием преобученной LLM, хоть и не является идеальным решением, позволяет обойти значительную часть указанных проблем моделирования.

Модель аэропорта

Для применения агентов в первую очередь необходимо создать подходящую под них среду, в которой они будут воспроизводить свои действия. В качестве такой среды было решено использовать аэропорт. Аэропорт представляет из себя относительно прямолинейную, но от того не менее сложную систему, которая хорошо ложится для проверки возможностей агентной модели к выполнению различных действий, что показали исследования аэропортов в начале 2020-х годов [7]. Конкретно для данной реализации среды в качестве объекта референса был выбран терминал С международного аэропорта Хабаровск (Новый) имени Г. И. Невельского. Данный терминал имеет простую для воспроизведения, практически прямоугольную форму, а также имеет небольшую площадь. Это позволяет основанной на его форме упрощенной модели быстро и эффективно проводить моделирование системы и производить поиск пути для агентов. Схема аэропорта реализована в масштабе 1:1 и представлена на рисунке 1.

На рисунке зеленым цветом обозначена пешеходная зона, по которой могут передвигаться агенты, чёрным цветом – границы различных комнат, серым цветом – навигационная сетка агентов. Как можно заметить, сетка разбита на

отдельные комнаты, соединенные друг с другом переходами. Данное решение было принято для ускорения процесса поиска пути, о чем более подробно будет рассказано в следующем разделе. Стоит также заметить, что сетка на иллюстрации построена с шагом 1 метр для наглядности, в то время как для навигации использовалась сетка с шагом 0.25 метров, что позволяет производить более точные маневры. Также для упрощения абстракции сетка имеет исключительно вертикальные и горизонтальные линии, не связанные по диагонали. Такой выбор был сделан в связи с тем, что точность навигации в текущем исследовании имеет второстепенное значение. Также на сетке красным цветом обозначены т.н. точки взаимодействия – это различные объекты или зоны, с которыми могут взаимодействовать агенты, такие как точки входа и выхода, пункты личного досмотра, стоики регистрации, гейты и т.д. на рисунке 1 данные точки не отображены. Агенты могут взаимодействовать с этими точками, после чего они получают обновление своего статуса, на основе того, с какой точкой было произведено взаимодействие. Каждые точки взаимодействия имеют уникальные названия, которые хранятся в векторной базе данных, которая также используется для навигации агентов.

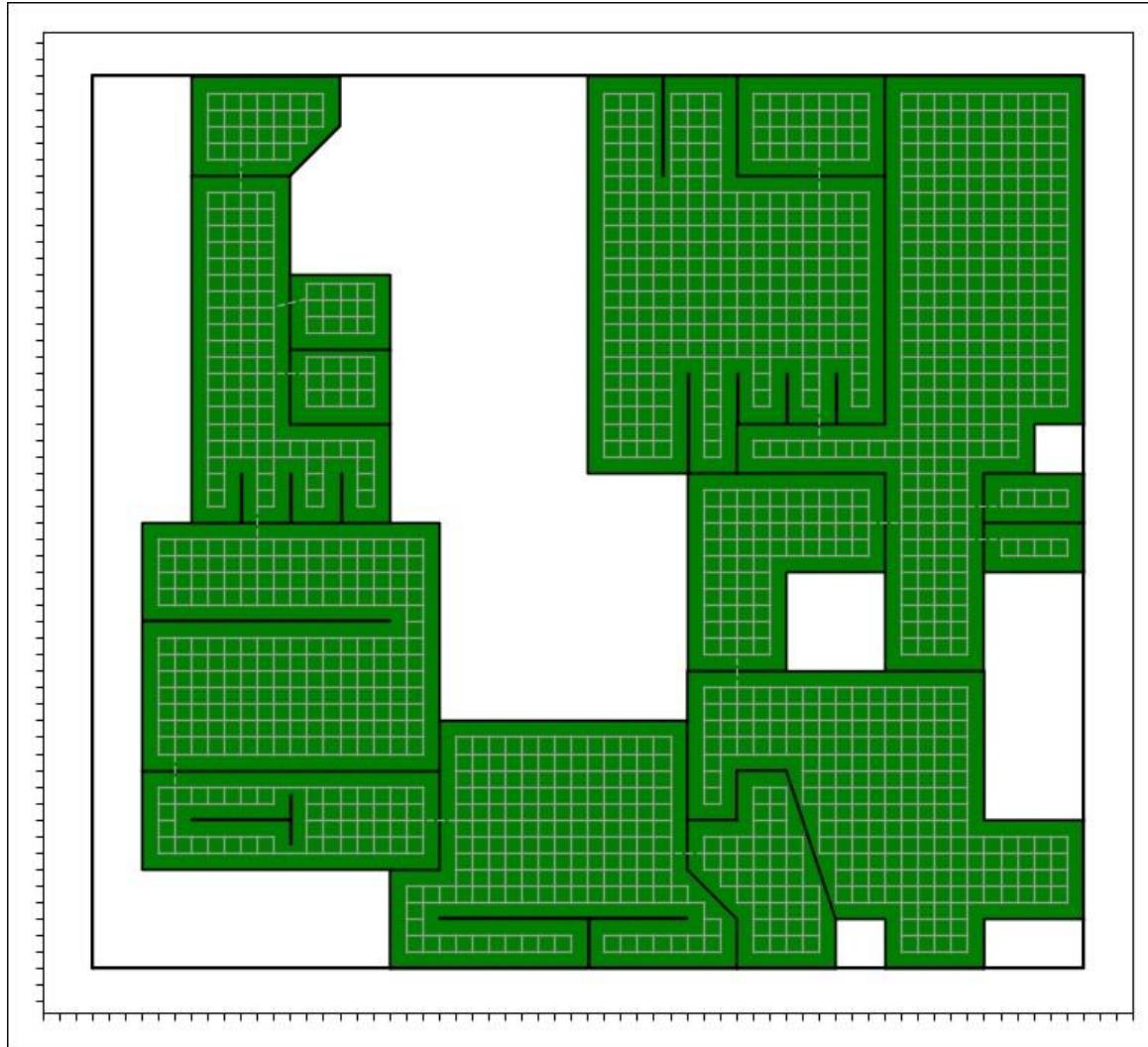


Рисунок 1 – Схема аэропорта в модели.

Данная система, будучи довольно абстрактной, предоставляет достаточные условия, необходимые для возможности симулирования поведения на ней независимых агентов.

Описанная выше схема, как и прочие элементы модели, были написаны на языке Python версии 3.13. Визуализация производилась с использованием библиотеки matplotlib внутри приложения, написанного на фреймворке Qt6. Для отрисовки зон в виде полигонов а также для генерации навигационной сетки также применялась библиотека shapely, уже сгенерированная модель с сеткой сохраняется при помощи модуля pickle для ускорения работы модели.

Модель LLM-агентов

LLM-агенты были созданы после того, как была описано окружение, в котором они будут взаимодействовать. Каждый агент представляет из себя абстракцию пассажира, который прибыл в аэропорт. Пассажиры могут иметь два возможных стандартных сценария действий :

- 1) Пассажир только что прибыл в аэропорт и должен сесть на нужный ему рейс.
- 2) Пассажир только что сошел с самолета и должен покинуть аэропорт со своим багажом (если он есть)

В соответствие с этим для каждой ситуации был подготовлен соответствующий базовый запрос в LLM, отражающий требования агента:

Ты - посетитель аэропорта. Тебе нужно сесть на самолёт. {Твой самолёт находится у Gate_1} {} Нужно пройти все пункты, перечисленные в базе данных прежде, чем покинуть аэропорт. Куда ты отправишься далее? Напиши ответ кратко, указав название точки, куда тебе нужно идти, на английском языке.

В указанном выше примере фигурные скобки означают места, куда добавляется дополнительная информация о состоянии конкретного агента, уже проиденных взаимодействиях и прочем. Данные запросы передаются в LLM для определения следующей точки назначения.

Очевидно, что не знающие об аэропорте LLM будет совершать ошибки в процессе моделирования. Однако стоит заметить, что дообучение LLM в подобных условиях не является рациональным решением, так как для дообучения агентов требуется значительно большее количество данных, чем возможно предоставить для дообучения. В качестве альтернативы было решено использовать подход генерации, дополненной поиском (Retrieval Augmented Generation, далее RAG).

LLM агенты используют информацию из векторной базы данных, которая содержит в себе подобный список правил прохождения аэропорта, а также список точек взаимодействия, которые объявлены в окружении аэропорта, для определения своего поведения. Помимо прочего, используется система “прерывания”, когда агентам сообщается дополнительная информация, и он переосмысливает свои действия, основываясь на ней .

Навигация агентов не является ключевой темой данной статьи, так что для поиска пути в демонстрации использовался стандартный алгоритм A*, использующий в качестве своей эвристики Манхэттенское расстояние. Эвристика была выбрана в связи с прямоугольной формой сетки, не имеющей диагональных ребер между узлами, а также высокой скоростью работы по сравнению с Евклидовым расстоянием. Тем не менее, оба варианта возможно применить, чтобы отследить продвижение агентов. Для ускорения вычислений, агенты используют двойной поиск пути – сначала они находят путь на "простом" графе, каждый из узлов которого представляет взаимосвязанные точки перехода между комнатами, а также начальная и конечная точка пути. Получив таким образом простой путь, агент затем считает полноценные пути на каждом промежутке между переходами, а не весь путь сразу.

Таким образом, последовательность действий, выполняемых агентами, будет представлять из себя следующий список:

- 1) Агент создает запрос в LLM, добавляя в указанный выше запрос детали, уточняющие его состояние
- 2) Запрос отправляется в LLM
- 3) Модель обращается к векторной базе данных чтобы определить, что можно сделать в этом случае, после чего выносит вердикт в виде места, куда агент должен направиться
- 4) Агент прокладывает путь до полученной точки и начинает движение, пока не достигнет указанной точки или не получит сообщение прерывания
- 5) Повторить цикл до выполнения целевой задачи.

Для проведения моделирования в качестве большой языковой модели для агентов была выбрана отечественная модель GigaChat. Запуски проводились на Lite версии с 7 млрд. параметров для повышенной скорости принятия решений. В качестве векторной базы данных была выбрана ChromaDB как удобный и эффективный способ хранения информации для RAG.

Сама модель разрабатывалась на языке Python с использованием фреймворка FastAPI. Для ее работы было создано 3 сущности: пользовательское приложение на фреймворке Qt6, где и происходит описанная выше логика и

перемещение агентов, модуль связи с векторной базой данных и модуль связи с облачной LLM. Модули связи и базы данных были контейнеризованы, используя Docker. Общение между контейнерами производилось при помощи библиотеки requests, связь с LLM производилась с использованием библиотеки langchain в связи ее удобством при использовании векторных эмбеддингов.

Обновление системы для перемещения агентов и/или обновления их состояния происходит каждые $\Delta t \approx 1\text{с}$. по времени в симуляции. Время может отличаться от реального на величину, равную времени отклика LLM.

В процессе моделирования было необходимо провести тесты двух основных ситуаций, описанных ранее. Валидация результатов несмотря на то, что является довольно сложной проблемой в данном типе моделирования [8], проводится созданием “двойника” реальной личности, после чего действия агентов в тех же начальных условиях сравнивается с действиями, воспроизведенными тем же персоной.

В качестве метрики используется расстояние Левенштейна, где сравниваемые объекты – последовательности выполненных шагов агентов, и шаги, выполненные оригиналом, в виде строк.

Данные для создания двойников были собраны при помощи социологического опроса, проведенного автором статьи в социальных сетях и мессенджерах, в частности ВК и Telegram. В опросе требовалось указать возраст, пол, цель поездки в аэропорт, внутренний или международный рейс, а также в свободной форме описать порядок действий, которые были произведены в аэропорту. В результате опроса было получено 36 ответов. Возраст опрошенных варьировался от 18 до 47 лет и составил в среднем 28 лет, цель поездки в 61.3% случаев можно интерпретировать как туризм, в 71.4% случаев опрошенные летали через внутренние рейсы.

Результаты моделирования

В качестве демонстрации работы одного из агентов из опроса была выбрана следующая запись, описывающая поведение молодой девушки возрастом ~20 лет, отправляющейся к родственникам в другой город внутренним рейсом.

Используемая цитата приведена с сохранением орфографии и цензури име н, названий и недопустимой лексики:

“Мы поехали <...> и прибыли примерно в 19:25 туда (вылет в 22:00), досмотр был крупноват и мы прошли его за минут 10. Потом пошли посмотрели табло, нашли стойки <...> Занимает это немного времени все, только стоять в очереди на сдачу багажа заняло чуть больше 20 минут <...>. Потом пошли в <...> поесть и купить гостинцев, затем уже направились до очереди на досмотр. Минут 10~ вроде стояли, потом осмотр довольно быстрый (<...> на входе скан билетика и показывать тете паспорт). Прошли, (телефоны) почти разрядились так что когда дошли до гейта (стали использовать) аэропортские зарядные станции. уже была в то время посадка! Мы зашли в автобус за минут 10 до конца посадки (примерно в 21:30), <...>”

Из данного сообщения можно выявить следующую последовательность действий , которая и будет использоваться для сравнения с поведением этого агента, временные промежутки в данном случае не учитываются:

[Заход в аэропорт → Досмотр багажа → Регистрация → Еда и покупки → Личный досмотр → Экстремно: разряжен телефон → Зарядка у стойки→ Посадка на рейс]

При аналогичных начальных условиях, переданных в запрос агента, был получен следующий маршрут:

[Заход в аэропорт → Досмотр багажа → Регистрация → Личный досмотр → Еда → Экстремно: разряжен телефон → Зарядка в кафе→ Посадка на рейс]

Расстояние Левенштейна в этом случае составило **30**, также можно сделать интересное наблюдение, что агент проигнорировал необходимость производить дополнительные покупки и решил провести отдых уже после личного досмотра, а также самостоятельно выбрал место, где можно зарядить телефон, отличное от оригинала, но контекстуально подходящее по смыслу.

Визуальное отображение части пути агента между двумя точками указанного маршрута (регистрация – личный досмотр) представлено на рисунке 2:

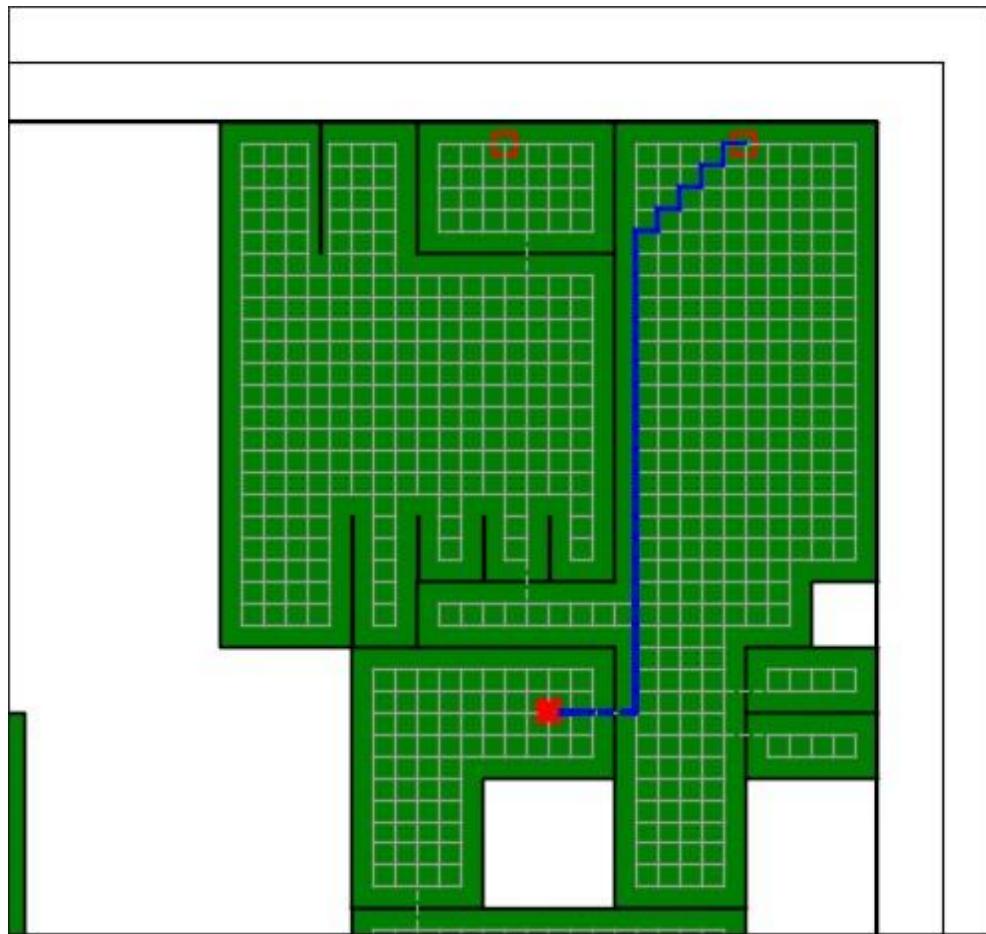


Рисунок 2 – Отображение пути агента (представлен красной точкой) от точки А (наверху) до точки В (внизу, занято агентом).

В рамках данной модели было произведено 4 симуляции. В каждой симуляции одновременно функционировали все 36 агентов, созданных на основе данных опроса, по схеме, аналогично описанной ранее. Для простоты моделирования на текущем уровне разработки агенты не взаимодействуют друг с другом, но только с окружающей средой .

Для агентов медианное расстояние Левенштейна для 4 симуляции между ожидаемыми и итоговыми путями лежат в пределах 25-50, но стоит заметить, что в некоторых случаях ряд агентов предпринимали попытки дважды пройти точки, в которых они уже выполнили необходимые активности, в том числе необязательные. Однако в большинстве случаев агенты воспроизводили стандартный путь от входа до посадки и наоборот без сильных отклонений , за исключением описанных выше ошибок. Отклонения от реальных людей лежали в нетиповых ситуациях, где агентам позволялась определенная свобода действий .

Как итог агенты показывают способность успешно выполнять поставленные перед ним задачи с высоким уровнем воспроизводимости результатов, несмотря на периодические ошибки в своих решениях. Данные агенты использовали отечественную LLM с количеством параметров 7 млрд., что является достойным результатом для этой относительно легковесной модели. Подобные основанные на LLM агентные модели можно использовать для адекватного моделирования человеческого поведения в поставленных ситуациях, однако в будущем рекомендуется провести дополнительные исследования модели с использованием альтернативных языковых моделей со схожим или большим количеством параметров с целью минимизации числа описанных ранее ошибок в логике выполнения поставленных задач.

Заключение

По итогам моделирования можно заключить, что системы, использующие большие языковые модели пригодны и достаточно эффективны как средство для принятия решений агентами, что особенно важно на фоне активного развития LLM-агентов в последнее время и расширение сфер и способов их применения в науке и промышленности. Агентам удается воспроизводить ожидаемую последовательность действий и активно реагировать на различные изменения обстановки. Тем не менее не были затронуты более глубинные аспекты моделирования, выходящие за рамки данного исследования, такие как межагентные взаимодействия или одновременно функционирование более значительного количества агентов, что представляют из себя отдельные проблемы агентного моделирования [9-10]. Данные вопросы планируется затронуть в ближайшее время с тем, как будет продолжаться исследование данной темы. Также будет проводиться отдельное исследование с различными LLM для выявления модели, справляющейся с заданием наилучшим способом. В перспективе подобные агентные модели с использованием LLM можно будет использовать для оценки пассажиропотока на территории аэропортов и транспортных терминалов начиная с этапа их проектирования, что позволит заранее выявлять потенциальные проблемы в планировке здания, изучить

последствия изменения внутренней структуры, а также получать полезную для коммерческого сектора информацию, основываясь на вероятных действиях пассажиров.

Конфликт интересов

Автор заявляет об отсутствии конфликта интересов.

Conflict of interest The author declares no conflict of interest.

Список источников

1. Joon Sung Park, Joseph C. O'Brien, Carrie J. Cai, Meredith Ringel Morris, Percy Liang, Michael S. Bernstein, 2023, Generative Agents: Interactive Simulacra of Human Behavior, <https://doi.org/10.48550/arXiv.2304.03442>
2. Se-eun Yoon, Zhankui He, Jessica Echterhoff, and Julian McAuley. 2024. Evaluating Large Language Models as Generative User Simulators for Conversational Recommendation. In _Proceedings of the 2024 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies (Volume 1: Long Papers)_ pages 1490–1504, Mexico City, Mexico. Association for Computational Linguistics. doi:10.18653/v1/2024.naacl-long.83
3. Thirunavukarasu, A.J., Ting, D.S.J., Elangovan, K. _et al._ Large language models in medicine. _Nat Med_ 29, 1930–1940 (2023). <https://doi.org/10.1038/s41591-02302448-8>
4. Taicheng Guo & Xiuying Chen & Yaqi Wang & Ruidi Chang & Shichao Pei & Nitesh V. Chawla & Olaf Wiest & Xiangliang Zhang, 2024, Large Language Model based Multi-Agents: A Survey of Progress and Challenges, <https://doi.org/10.48550/arXiv.2402.01680>

5. Gao, C., Lan, X., Li, N., 2024, Large language models empowered agent-based modeling and simulation: a survey and perspectives. *Humanit Soc Sci Commun* 11, 1259. <https://doi.org/10.1057/s41599-024-03611-3>
6. Pablo Hernandez-Leal, Bilal Kartal, Matthew E. Taylor A survey and critique of multiagent deep reinforcement learning, DOI: 10.1007/s10458-019-09421-1
7. Sanders, Grégory & Mohammadi Ziabari, Seyed Sahand & Mekic, Adin & Sharpanskykh, Alexei., 2021, Agent-Based Modelling and Simulation of Airport Terminal Operations Under COVID-19-Related Restrictions, doi:10.1007/978-3-030-85739-4_18.
8. Collins, Andrew, Koehler, Matthew and Lynch, Christopher, 2024, 'Methods That Support the Validation of Agent-Based Models: An Overview and Discussion' *Journal of Artificial Societies and Social Simulation* 27 (1) 11, doi: 10.18564/jasss.5258
9. Gürcan Ö., 2024, LLM-Augmented Agent-Based Modelling for Social Simulations: Challenges and Opportunities , doi: 10.48550/arXiv.2405.06700
10. Ayush Chopra & Shashank Kumar & Nurullah Giray-Kuru & Ramesh Raskar & Arnau Quera-Bofarull, 2024, On the limits of agency in agent-based models, <https://doi.org/10.48550/arXiv.2409.10568>

References

1. Joon Sung Park, Joseph C. O'Brien, Carrie J. Cai, Meredith Ringel Morris, Percy Liang, Michael S. Bernstein, 2023, Generative Agents: Interactive Simulacra of Human Behavior, <https://doi.org/10.48550/arXiv.2304.03442>
2. Se-eun Yoon, Zhankui He, Jessica Echterhoff, and Julian McAuley. 2024. Evaluating Large Language Models as Generative User Simulators for Conversational Recommendation. In *_Proceedings of the 2024 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies (Volume 1: Long Papers)*, pages 1490–1504, Mexico City, Mexico. Association for Computational Linguistics. doi:10.18653/v1/2024.nacl-long.83
3. Thirunavukarasu, A.J., Ting, D.S.J., Elangovan, K. _et al._ Large language models in medicine. *_Nat Med_* 29, 1930–1940 (2023). <https://doi.org/10.1038/s41591-02302448-8>

4. Taicheng Guo & Xiuying Chen & Yaqi Wang & Ruidi Chang & Shichao Pei & Nitesh

V. Chawla & Olaf Wiest & Xiangliang Zhang, 2024, Large Language Model based Multi-Agents: A Survey of Progress and Challenges,

<https://doi.org/10.48550/arXiv.2402.01680>

5. Gao, C., Lan, X., Li, N., 2024, Large language models empowered agent-based modeling and simulation: a survey and perspectives. Humanit Soc Sci Commun 11, 1259.

<https://doi.org/10.1057/s41599-024-03611-3>

6. Pablo Hernandez-Leal, Bilal Kartal, Matthew E. Taylor A survey and critique of multiagent deep reinforcement learning, DOI: 10.1007/s10458-019-09421-1

7. Sanders, Grégory & Mohammadi Ziabari, Seyed Sahand & Mekic, Adin & Sharpanskykh, Alexei., 2021, Agent-Based Modelling and Simulation of Airport Terminal Operations Under COVID-19-Related Restrictions, doi:10.1007/978-3-030-85739-4_18.

8. Collins, Andrew, Koehler, Matthew and Lynch, Christopher, 2024, 'Methods That Support the Validation of Agent-Based Models: An Overview and Discussion' Journal of Artificial Societies and Social Simulation 27 (1) 11, doi: 10.18564/jasss.5258

9. Gürcan Ö., 2024, LLM-Augmented Agent-Based Modelling for Social Simulations: Challenges and Opportunities , doi: 10.48550/arXiv.2405.06700

10. Ayush Chopra & Shashank Kumar & Nurullah Giray-Kuru & Ramesh Raskar & Arnau Quera-Bofarull, 2024, On the limits of agency in agent-based models, <https://doi.org/10.48550/arXiv.2409.10568>

Информация об авторах

Давид Гелович Мchedlishvili, аспирант, Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Московский авиационный институт (национальный исследовательский университет)», г. Москва, Россия; e-mail: d.g.mchedlishvili@yandex.ru

Information about the authors

David G. Mchedlishvili, postgraduate student, Moscow Aviation Institute

Получено 18 сентября 2025 • Принято к публикации 18 декабря 2025 • Опубликовано 30 декабря 2025

Received 18 September 2025 • Accepted 18 December 2025 • Published 30 December 2025
