

19. Baygutlina I.A. Realizatsiya novykh servisov s ispol'zovaniem robototekhnicheskikh kompleksov [Implementation of new services using robotic systems], *Slavyanskiy forum* [Slavic Forum], 2021, No. 4 (34), pp. 162-170.
20. Lebedev B.K., Lebedev O.B., Beskhmel'nov M.I. Detsentralizovannoe upravlenie gruppoy avtonomnykh podvizhnykh ob"ektov pri formirovanii traektorii dvizheniya [Decentralized control of a group of autonomous moving objects in the formation of a motion trajectory], *Izvestiya YuFU. Tekhnicheskie nauki* [Izvestiya SFedU. Engineering Sciences], 2024, No. 6, pp. 177-190.
21. Uspanova R.A. Aktual'nye problemy upravleniya gruppoy BPLA [Current problems of managing a group of UAVs], *Tr. trinadtsatoy obshcherossiyskoy molodezhnoy nauchno-tekhnicheskoy konferentsii: v 2kh t. Ser. Biblioteka zhurnala «Voenmekh. Vestnik BGTU»* [Proceedings of the thirteenth all-Russian youth scientific and technical conference: in 2 vol. Ser. Library of the magazine «Voenmekh. Bulletin of BSTU»]. St. Petersburg, 2021, No. 76, pp. 128-130.
22. Beskhmel'nov Maksim I., Vyatkin Artem A., Dobrikov Yuriy S., Lebedev Oleg B. Hybrid algorithm for route configuration formation taking into account uncertainty in terrain information, *Lecture Notes in Networks and Systems: Proceedings of the IX International Scientific Conference «Intelligent Information Technologies for Industry»*. Springer, Czech Republic, 2025, Vol. 2, pp. 248-265.
23. Chekalina E.A., Dmitrenko M.E., Popov A.I. Upravlenie roem беспилотnykh letatel'nykh apparatov v takticheskoy zvene upravleniya [Controlling a swarm of unmanned aerial vehicles at the tactical control level], *Tekhnologii. Innovatsii. Svyaz': Sb. materialov nauchno-prakticheskoy konferentsii* [Technologies. Innovation. Communication: Collection of materials of the scientific and practical conference]. St. Petersburg, 2022, pp. 181-185.

**Лебедев Борис Константинович** – Южный федеральный университет; e-mail: lebedev.b.k@gmail.com; г. Таганрог, Россия; тел.: 89282897933; кафедра систем автоматизированного проектирования им. В.М. Курейчика; д.т.н.; профессор.

**Лебедев Олег Борисович** – МИРЭА – Российский технологический университет; e-mail: lebedev.ob@mail.ru; г. Москва, Россия; тел.: 8908-5135512; кафедра информатики Института компьютерной безопасности и цифровых технологий РТУ МИРЭА; д.т.н.; профессор.

**Lebedev Boris Konstantinovich** – Southern Federal University; e-mail: lebedev.b.k@gmail.com; Taganrog, Russia; phone: +79282897933; V.M. Kureichik Computer-Aided Design Systems Department; dr. of eng. sc.; professor.

**Lebedev Oleg Borisovich** – MIREA – Russian University of Technology; e-mail: lebedev.ob@mail.ru; Moscow, Russia; phone: +79085135512; the Department of Computer Science, Institute of Computer Security and Digital Technologies RTU MIREA; dr. of eng. sc.; professor.

УДК 004.853

DOI 10.18522/2311-3103-2026-2-173-185

**В.Д. Матвеев, Д.С. Кобзарь, Я.Д. Лапкин, Р.Р. Богданов, А.С. Изюмов**

## **МЕТОД УПРАВЛЕНИЯ МОБИЛЬНЫМ РОБОТОМ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ СЕМАНТИКИ ЕСТЕСТВЕННОГО ЯЗЫКА**

*Реализовать управление роботами можно большим количеством различных интерфейсов – от традиционных пультов до технологий дополненной реальности. Однако у всех подобных интерфейсов существует ряд ограничений, особенно остро возникающих в сервисной робототехнике. Они связаны с длительным обучением человека-оператора, не интуитивным для человека управлением и необходимостью полного вовлечения человека. С другой стороны, сегодня появилась новое направление, связанное с большими языковыми моделями, которые способны обрабатывать естественный язык с последующим его переводом в команды управления роботом. Существует ряд работ, демонстрирующих возможность использования языковых моделей в задачах планирования действий робота. На основе анализа существующих работ предложен новый метод управления мобильным роботом, объединяющий преимущества других методов. Метод позволяет планировать сценарии для робота, получая на вход миссию от человека на естественном языке, ТОП робота и информацию с его датчиков. В статье также описана последовательность настройки системы с использованием большой языковой модели для решения данной задачи – представлено три варианта инструкции для нейронной сети, поэтапно улучшающих достижимость формируе-*

мых сценариев. После этого описаны различные миссии, которые задаются в рамках экспериментальных исследований настоящей работы – всего проверялось 100 миссий, разделенных на 4 уровня сложности в равном соотношении. Сложность миссий варьировалась от описания объектов в поле зрения робота до взаимодействия со сложно заданными миссиями, включающими синонимы объектов и неявно заданные цели. В завершении работы представлены результаты оценки алгоритма и трех вариантов инструкции. Выводом можно считать, что использование языковых моделей для задания сценариев роботам возможно, в том числе с достаточно высокой достижимостью. Модель с наиболее продвинутой инструкцией достигла 91 % правильно сформированных сценариев, что позволяет говорить о применимости разработанного метода для управления мобильным роботом на естественном языке.

*Большая языковая модель; естественный язык; планирование; управление роботом; миссия робота; сценарий.*

**V.D. Matveev, D.S. Kobzar, Ya.D. Lapkin, R.R. Bogdanov A.S. Izyumov**

### **A METHOD OF CONTROLLING A MOBILE ROBOT USING NATURAL LANGUAGE SEMANTICS**

*A large number of different interfaces can be used to control robots, from traditional remotes to augmented reality technologies. However, all such interfaces have a number of limitations, which are particularly acute in service robotics. They are associated with long-term training of a human operator, non-intuitive control for humans, and the need for full human involvement. On the other hand, a new direction has emerged today, related to large language models that are capable of processing natural language and then translating it into robot control commands. There are a number of works demonstrating the possibility of using language models in tasks of planning robot actions. Based on the analysis of existing work, a new method of controlling a mobile robot is proposed, combining the advantages of other methods. The method allows you to plan scenarios for the robot, receiving a natural language mission, the robot's TOP, and information from its sensors. The article also describes the sequence of configuring the system using a large language model to solve this problem. Three variants of instructions for the neural network are presented, which gradually improve the achievability of the generated scenarios. After that, various missions are described, which are set as part of experimental studies - a total of 100 missions were tested, divided into 4 levels of difficulty in equal proportions. The complexity of the missions ranged from describing objects in the robot's field of view to interacting with complex missions involving synonyms of objects and implicitly defined goals. At the end of the work, the results of the evaluation of the algorithm and three variants of the instruction are presented. The conclusion can be considered that the use of language models to assign scenarios to robots is possible, including with a sufficiently high achievement. The model with the most advanced instruction reached 91% of correctly formed scenarios, which suggests the applicability of the developed method for controlling a mobile robot in natural language.*

*Large language model; natural language; planning; robot control; robot mission; scenario.*

**Введение.** Одной из важных проблем робототехники является разработка интуитивных и простых для обучения человека интерфейсов управления различных комплексами. Практически все современные интерфейсы обладают своими особенностями, которые не позволяют целиком переносить опыт управления одного комплекса на другой. И даже если управление осуществляется при помощи одинаковых интерфейсов – например, при помощи пульта или технологий дополненной реальности [1] – это сохраняет проблему привыкания к новому виду устройства управления. Кроме того, все эти интерфейсы требуют значительное время для обучения новых операторов.

При этом появление в последнее время больших языковых моделей [2], обладающих возможностью обрабатывать естественный язык, и вместе с тем взаимодействовать с различными техническими системами, может помочь решить данную проблему. Это стало возможным благодаря трансформерной архитектуре [3], которая может хорошо справляться с достаточно большими последовательностями текста, и которая позже легла в основу языковых моделей.

Построением же агентных систем [4] на основе больших языковых моделей занимается множество различных научных коллективов по всему миру. Однако применение такого подхода к управлению роботами весьма ограничено. Некоторые из наиболее ин-

интересных публикаций будут показаны ниже. При этом существующие положительные примеры применения больших языковых моделей для принятия решений или моделирования рассуждений [5, 6] показывают, что такие модели потенциально могут справляться не только с управлением системы из одного робототехнического агента, но и с группами.

Однако, в рамках данной работы внимание сконцентрировано на разработке алгоритма управления мобильным наземным роботом, сценарии для которого формирует языковая модель. Сначала в работе описан сам алгоритм, последовательность действий, которая происходит при управлении таким роботом. Затем описано, как настраивалась система с использованием большой языковой модели (БЯМ), через какие этапы улучшения проходили инструкции для нее, прежде чем был достигнут достаточно высокий результат выполнения задач от человека. Далее следует описание того, какие миссии ставились роботу – такие миссии были разделены на четыре вида, разделенные по своей сложности. Завершают работу результаты экспериментальных исследований, в которых показано, что последовательное улучшение инструкций принесло значительные улучшения в системе, позволив добиться от языковой модели верных сценариев в 91% случаев.

**Практика управления роботами с использованием языковых моделей.** Внедрение БЯМ для управления роботизированными системами в последнее время является широко исследуемой темой благодаря тому, что большие языковые модели способны оперировать огромным объемом знаний, а также понимать контекст и связи между различными концепциями. Другим важным преимуществом языковых моделей является умение вести диалог на естественном языке, что позволяет значительно снизить порог требуемых от оператора робота компетенций для взаимодействия с системой [8]. В качестве основных задач, для решения которых в настоящий момент применяются, БЯМ можно выделить следующие: рассуждение [9], планирование действий [10], навигация [11] и манипуляция [12]. В настоящей работе основной упор делается на планирование действий и рассуждение БЯМ, в связи с чем далее будет рассмотрено несколько работ на эту тематику.

Важным аспектом использования БЯМ в качестве интеллектуального агента для планирования действий является понимание моделью окружения, извлечение информации о пространстве и предметной области. Иначе ее сценарии будут слишком противоречивы и абстрактны. Для решения этой проблемы, авторами работы SayCan [10] был предложен следующий подход: вместо того, чтобы напрямую генерировать сценарий работы, языковая модель оценивает какое из доступных на данный момент действий робота сможет внести больший вклад для достижения поставленной цели. Кроме этого, учитываются значения «функции возможностей», которая оценивает вероятность успешного выполнения команды. Сами эти функции формируются в процессе обучения с подкреплением.

Развитием данного подхода является работа SayCanPay [13]. Аналогично оригинальной работе, часть системы «Say» выбирает наиболее вероятные действия на каждом шаге, «Can» – проверяет осуществимость действий, а новый элемент «Pay» – оценивает выигрыш от выполнения каждого действия в контексте решения задачи. То есть, учитывается не только вероятность выбора действия и его осуществимость, но и то, насколько это действие приблизит робота к выполнению цели.

Кроме составления последовательного сценария из заранее доступных низкоуровневых действий, ТОП, языковые модели также могут составлять высокоуровневые планы действий, на основе общего описания доступных роботу действий, как, например, в работе LLM-Planner [14]. Такие планы затем идут на следующий уровень, который превращает их в действия робота, а сам подход позволяет добиться большей гибкости и эффективности, поскольку для планирования больше не требуется предварительное знание о всей предметной области функционирования робота, а количество обращений к модели уменьшается. В запрос модели попадают только те объекты, которые находятся в области видимости сенсоров робота в настоящий момент. Это позволяет достаточно хорошо адаптировать действия к окружающей действительности. Кроме того, для повышения эффективности планирования авторы также предлагают добавлять в инструкцию к моде-

ли примеры выполнения некоторых задач. Нет необходимости добавлять в нее все множество возможных решений – для успешной демонстрации достаточно пары наиболее подходящих к текущей задаче. Далее составляемые последовательности действий сравниваются с примерами при помощи модели на основе BERT [15], в результате чего выбирается наиболее подходящий из них.

В работе PaLM-E [16] авторы предлагают идею преобразования всех данных от робота – изображений, показания сенсоров – в векторное пространство языковой модели. В основе такого решения лежит предварительно обученная языковая модель PaLM [17]. Результатом работы данной системы являются верхне-уровневые решения, которые опираются на данные сенсоров, поскольку их использование из векторного пространства для модели является наиболее удобным способом взаимодействия с окружающей средой.

Еще одним важным подходом к планированию действий является метод ReAct [9]. Он рассматривает тесную интеграцию действия и размышления об эффективности действия – как способ значительно повысить качество составляемых сценариев. Это позволяет осуществлять действия во время размышления и получать дополнительную информацию об окружающей среде за счет информации о результате – то есть о действии и его оценке для достижения цели, что в свою очередь повышает точность планирования действий. При этом робот не затрачивает время на простои, поскольку размышление может проводиться прямо во время выполнения операций. В результате система не только позволяет эффективно обрабатывать различные нештатные ситуации в реальном времени, но и самостоятельно извлекать недостающую информацию для формирования решения.

Таким образом, существует множество подходов к реализации планирования действий с использованием больших языковых моделей. В следующем разделе будет представлен алгоритм, который составляет сценарии из низкоуровневых ТОП робота, при этом оценивая на каждом шаге, насколько конкретный ТОП подходит для достижения цели.

**Постановка задачи.** Использование больших языковых моделей дает возможность описывать миссию робота на естественном языке, силами оператора, который не имеет опыта работы с данным роботом и не знаком с интерфейсами его системы управления. При этом возникает проблема отработки сформированной миссии со стороны системы управления роботом. Для решения указанной проблемы авторами сформулирована задача разработки комплексного метода управления, интегрирующего обработку следующих компонентов:

- ◆ описание миссии на естественном языке;
- ◆ описание функциональных возможностей робота в виде перечня технологических операций (ТОП);
- ◆ описание окружающей обстановки.

Под «миссией на естественном языке» в данном случае подразумевается потенциально выполнимая для конкретного робота задача, сформулированная с использованием языковых конструкций русского языка. Миссия является входной информацией для алгоритма формирования сценариев.

Сценарий робота является выходом алгоритма планирования выполнения миссии и передается в машинно-интерпретируемом формате на робота для отработки в виде последовательности технологических операций (ТОП). Под «ТОП робота» [7] подразумевается типовая операция, элементарное действие, выполняемое роботом.

Описание окружающей обстановки формируется сенсорной системой робота. Описание окружающего пространства относится к входным данным алгоритма планирования выполнения миссии. В отличие от статичного набора ТОП это описание формируется и изменяется в процессе исполнения сценария.

Для обеспечения безопасности необходима процедура оценки или проверки формируемых сценариев, поскольку существующие языковые модели допускают неоднозначность и ошибочность выводов. Процедура проверки позволит на раннем этапе отсеять принципиально неверные сценарии работы.

На базе такого комплексного метода может быть сформирован алгоритм управления роботом силами оператора, формулирующего миссию на естественном языке.

**Алгоритм управления роботом с использованием большой языковой модели.** Алгоритм управления роботом представлен на рис. 1. На данном рисунке желтыми прямоугольными фигурами обозначены информационные сообщения, которые передаются между различными частями системы. Зеленые блоки означают шаги, ответственные за планирование и исполнение действий на роботе, а синие – части информационного пространства системы.

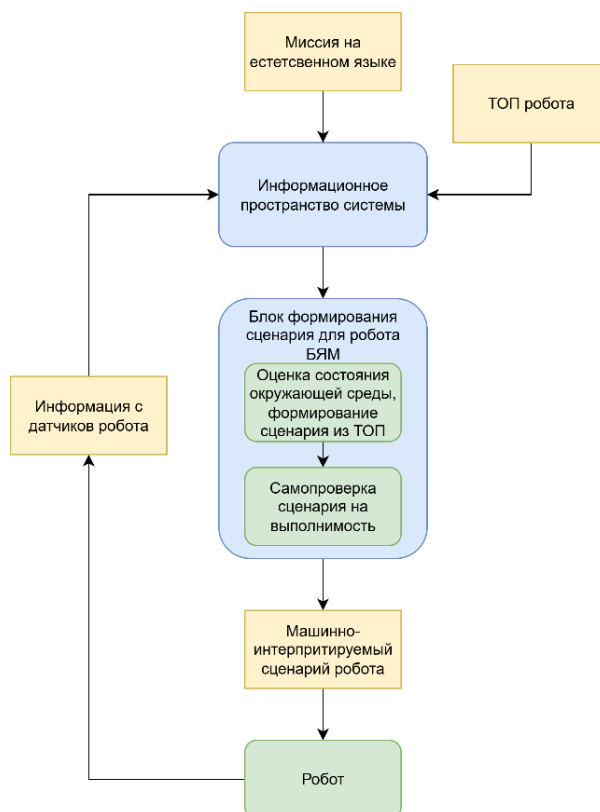


Рис. 1. Метод управления роботом с использованием БЯМ

Таким образом, пользователь задает некоторый запрос на естественном языке – миссию для робота. Эта миссия попадает на вход большой языковой модели вместе с информацией о том, какие ТОП есть у робота, что он может делать и как функционировать. Кроме того, в языковую модель поступают данные об объектах вокруг робота, которые он смог обнаружить при помощи своих датчиков.

Далее, на основе этой информации происходит разработка сценария для робота при помощи большой языковой модели. Формирование сценария носит двухэтапный характер – на первом этапе языковая модель обрабатывает информацию с датчиков и проводит поиск объектов, с которыми пользователь попросил взаимодействовать. Также, в этот момент строится предварительный сценарий из ТОП робота – в формате естественного языка с указанием того, какие действия необходимо выполнить для достижения целей миссии.

На втором этапе происходит проверка достижимости построенного сценария. Языковая модель переключается в режим оценки и начинает сравнивать возможности робота и его ТОП с построенным сценарием – нет ли противоречий в последовательности действий, в их характере, а также числовых характеристиках данных действий (например, в дистанции прямолинейного движения). Если все проверки проходят успешно, сформированный ранее сценарий превращается в свою машинно-интерпретируемую версию и отправляется роботу для исполнения.

После полного исполнения конкретного сценария алгоритм повторяется снова – происходит сбор данных об изменившейся окружающей среде, получается новая миссия от человека-оператора и производится планирование с проверкой возможности исполнения сценария. Таким образом, предлагаемый алгоритм осуществляет средне-уровневое планирование действий при помощи заданных ТОП роботов с осуществлением проверки разработанного сценария.

**Настройка системы с использованием большой языковой модели для анализа естественного языка.** Для проведения экспериментальных исследований по построению управления роботом при помощи больших языковых моделей необходимо, в первую очередь, выбрать используемую БЯМ. Оценка качества различных БЯМ и выбор наиболее подходящей для задач робототехники была проведена в одной из предыдущих работ [18]. Наилучший результат показала модель Gemma-3-27b-it [19], выбранная по результатам сравнения на основе BertScore [20] метрики, а также скорости ответа.

Вторым важным аспектом настройки системы с использованием БЯМ является правильное составление инструкции (промта) к модели. Данная инструкция должна кратко описывать все части предметной области, которые модель затрагивает при построении своего ответа – в данном случае, сценария для роботов. Всего было подготовлено три инструкции, которые содержали различные изменения и улучшения по отношению к предыдущим.

Первая инструкция содержала, в основном, описание различных составляющих системы. Например, в ней описывалось устройство робота и описание его системы координат – «У робота 4 движителя. Моторы есть на каждом из них...». Далее в инструкции содержалось описание задачи, которую получает БЯМ и которую необходимо превратить в действие робота: «...Тебе будут поступать команды с задачами перемещения к какому-либо объекту в комнате – объекты будут названы своими названиями на естественном языке. Также в качестве входных данных будет поступать JSON с координатами этих объектов в системе координат робота, а также дистанцией и углом до него. Проводи свои размышления на основе этих данных. Тебе необходимо подумать над тем, как достичь указанной точки, используя атомарные ТОП из своего перечня...».

Затем в инструкции описан ожидаемый результат в формате JSON, задающий выходные поля, которые БЯМ должна заполнить при составлении сценария. В качестве параметров были выбраны – тип движения, направление, скорость, дистанция и угол. Пример такого JSON, отражающего ТОП робота, представлен в таблице табл. 1.

Таблица 1

Пример выводимого ТОП языковой моделью

| Параметр             | «type»                    | «direction»                                     | «speed»                                                    | «distance»                                | «angle»                                |
|----------------------|---------------------------|-------------------------------------------------|------------------------------------------------------------|-------------------------------------------|----------------------------------------|
| Принимаемые значения | «linear»<br><br>«angular» | «forward»,<br>«backward»<br><br>«left», «right» | int 0...1                                                  | int                                       | int 0...180                            |
| Характер параметра   | Задаёт тип движения       | Задаёт направление движения                     | Задаёт скорость движения в доле от возможностей двигателей | Задаёт расстояние прямолинейного движения | Задаёт угол поворота углового движения |

Следующая часть инструкции посвящена описанию среды и правил формирования команд: «...Формируй команды, состоящие из одного ТОП (ТОР) всегда ... Если цель не находится в пределах достижения одной команды, построй последовательность атомарных команд».

И в качестве завершающей части инструкции приводятся рекомендации по процессу формирования решения: «Думай по шагам ... В первую очередь сформируй последовательность шагов решения на естественном языке, затем явно выступи json для ТОП... Если пользователь даёт замечания или комментарии – нужно исправить их...».

После подготовки и практической апробации данной инструкции было замечено, что БЯМ плохо справляется с математическими расчетами. Это происходит из-за того, что при составлении формальных математических операций модель зачастую слишком вольно подставляет значения в расчеты. В связи с этим, вторая версия инструкции была дополнена в данной части.

Кроме того, в ней был описан явный алгоритм, который должен применяться при выполнении сложных поэтапных сценариев. Данный алгоритм достаточно обширный и не приведен в настоящей работе. Также было добавлено несколько практических примеров – описание окружающих объектов и их координат, а затем ожидаемый вывод модели. В результате улучшенная инструкция позволила добиться значительных успехов, например, при объезде препятствий – как одном из видов длительных поэтапных сценариев.

В третьей версии инструкция была значительно пересмотрена. Во-первых, было замечено, что предыдущие версии инструкции слишком обширные и обобщенные – это приводит к ошибкам в выводе сценариев модели. Соответственно, проведено их сокращение и уточнение с примерами для сложных задач и функционала поэтапных сценариев.

Одним из нововведений в данной версии инструкции стало добавление нового уровня рассуждения модели, чтобы она могла работать с синонимами слов. Это помогло повысить точность и корректность движения к сложно-заданным целям, поскольку ранее при столкновении с такими задачами модель генерировала ошибочные сценарии.

Кроме проверки сценариев на корректность, в инструкции были внесены требования к проверке параметров ТОП. Также дополнительные проверки коснулись и строения робота – теперь его описание было задано более явно, а любые формируемые сценарии должны перепроверяться в соответствии с возможностями текущего робота – а не просто опираться на них.

Изменилась постановка команды на следующую: *«Твоя основная задача - перемещение в пространстве по заданным командам, а дополнительная – исследование окружающей среды»*. Данное изменение сделано в связи с тем, что некоторые задачи оказались чересчур сложны для прошлой постановки – и необходимо было расширить область рассуждений модели за счет введения исследовательской части работы робота. Введение такого понятия, как исследование пространства позволило приблизиться к более высокому уровню понимания и качества планирования действий большой языковой моделью.

Третий вариант инструкции, описанный выше, показал наиболее высокий результат при тестировании на одних и тех же задачах и запросах. Варианты заданий рассмотрены в следующем разделе.

**Описание используемых в экспериментах миссий мобильного робота.** Основной целью экспериментов, проводимых в рамках данной работы, является исследование влияния различных формулировок одного и того же сценария, и содержания инструкции (промпта) к БЯМ, на качество и эффективность планирования действий мобильного робота.

Всего было подготовлено два вида групп контрольных испытаний, с помощью которых проходило тестирование способностей БЯМ: ответы на вопросы об окружении и команды перемещения для робота, условно разделенные на 3 уровня сложности. Группа испытаний, связанная с ответами на вопросы, в первую очередь позволяет проверить понимание положения и пространственных зависимостей языковой моделью. Примеры таких испытаний следующие: «Что ты видишь?», «Что находится ближе всего к тебе?», «Перечисли предметы слева от тебя».

Вторая группа испытаний представляет собой команды перемещения для робота. Как было сказано выше, данные команды разделены на 3 уровня по сложности. К первому уровню относятся наиболее простые задачи из одного действия, например: «Поверни на угол 30 градусов» или «Двигайся 1 метр назад». Основная цель проведения испытаний перемещения первого уровня сложности заключается в исследовании умения языковой модели оперировать ТОП робота, представленного форматом JSON, для управления мобильным роботом.

В качестве второго уровня сложности использованы команды, которые требуют от БЯМ навыков планирования последовательности действий. Эти навыки включают в себя как планирование движения к определенному объекту (в том числе способность самостоятельно определить угол поворота и расстояние до объекта по приходящему массиву углов и расстояний всех объектов в поле зрения), так и умение изменять сценарий – де-

композируя более сложную задачу на несколько простых ТОП и наоборот, собирая из нескольких ТОП последовательный сценарий. Кроме того, оценивалась и безопасность планируемого движения. Наиболее сложные задачи из данной группы требовали многошагового планирования перемещения – например, осуществление объезда какого-либо объекта. В таком случае модели необходимо было самостоятельно построить такую последовательность действий, в которой робот сначала приближается к объекту, а потом оценив необходимое расстояние – производит его объезд.

К третьему уровню сложности относились команды, требующие от модели не только умений планирования последовательности действий, но и демонстрации понимания естественного языка на достаточно глубоком уровне – то есть понимания передаваемой задачи по неявному описанию, например: использование синонимов, описаний предмета – «двигайся к небольшому предмету в форме шара» или даже по целевому описанию – «переместись туда, куда можно поставить тарелку». Также проверялось умение осознавать цель, постановка которой проводится в неявном виде – например, задание команды «Я хочу пить» – и соответствующее передвижение робота к кружке или бутылке с водой в его поле зрения.

**Результат экспериментальных исследований.** В процессе проведения оценки качества подготовленных ранее инструкций для больших языковых моделей было решено остановиться на 100 экспериментах для каждой версии инструкции. При этом, в это число в равном соотношении попали все рассмотренные выше тестовые сценарии, а именно: ответы на вопросы и задания первого, второго и третьего уровня сложности. При этом общее число тестов было выбрано таким образом, чтобы это позволило наиболее точно отразить эффективность каждой инструкции. В частности, в процессе экспериментов неоднократно наблюдалась ситуация, когда на один и тот же запрос, к примеру: «переместись к полке», модель выдавала принципиально разные рассуждения. Так, в один раз планирование было успешно, а в другой модель могла перепутать направление поворота или вообще забыть про полку и отправить команду двигаться в другом направлении.

В табл. 2 представлены примеры задач ответа на вопрос и первого уровня сложности. Второй и третий уровни не представлены в связи с тем, что их рассуждения слишком большие.

Таким образом, каждый из экспериментов проходил следующим образом: большая языковая модель получала команду и после некоторых рассуждений формировала JSON-команду для робота (рис. 2).

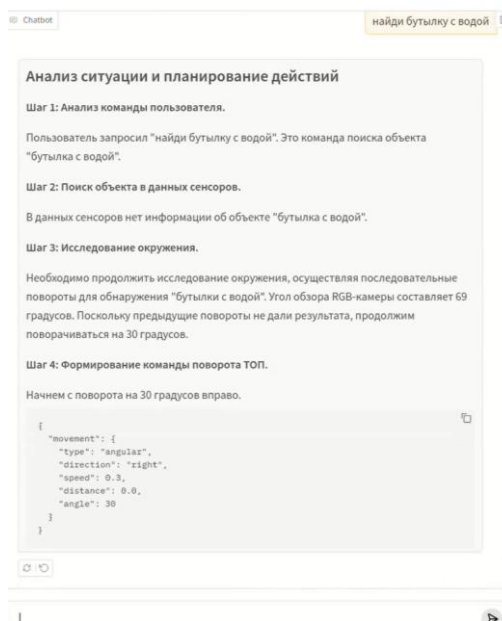


Рис. 2. Пример работы алгоритма

Информацию об изменении положения и перемещения к цели БЯМ получала при помощи камеры и изменения ей расстояния до окружающих объектов. На рис. 3 представлен вид с камеры робота, который отображается в Rviz [21].

Таблица 2

Пример работы алгоритма при различном уровне задач

| Категория команды   | Запрос                  | Рассуждения                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                            | Ответ                                                                                                                                                                                                                        |
|---------------------|-------------------------|--------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| Ответы на вопросы   | Что ты видишь?          | <p>Анализ ситуации и планирование действий</p> <p>Шаг 1: Анализ команды пользователя.</p> <p>Пользователь задал вопрос "Что ты видишь?". Это запрос на описание окружения на основе данных с датчиков.</p> <p>Шаг 2: Формирование текстового ответа.</p> <p>"В поле зрения находятся: мусорный контейнер на расстоянии 1.0 метра под углом 4.4 градуса, шкафы на расстоянии 2.52 метра под углом -22.93 градуса и мебель на расстоянии 2.52 метра под углом -22.93 градуса."</p> <p>Шаг 3: Формирование команды ТОП (отсутствует, так как это вопрос).</p>                                             | <p>Ответ: В поле зрения находятся: мусорный контейнер на расстоянии 1.0 метра под углом 4.4 градуса, шкафы на расстоянии 2.52 метра под углом -22.93 градуса и мебель на расстоянии 2.52 метра под углом -22.93 градуса.</p> |
| 1 уровень сложности | Поворот на -30 градусов | <p>Анализ ситуации и планирование действий</p> <p>Шаг 1: Анализ команды пользователя.</p> <p>Пользователь запросил "поворот на -30 градусов". Это команда поворота. Отрицательный угол означает поворот влево.</p> <p>Шаг 2: Проверка допустимости операции.</p> <p>Операция поворота соответствует доступным ТОПам. Угол -30 градусов находится в допустимом диапазоне (<math>\geq 0</math> и <math>\leq 180</math>). Так как угол отрицательный, направление поворота должно быть "left".</p> <p>Шаг 3: Формирование команды Топ.</p> <p>Создаем JSON команду для поворота на 30 градусов влево.</p> | <pre>{   "movement": {     "type":       "angular",     "direction":       "left",     "speed": 0.3,     "distance": 0.0,     "angle": 30   } }</pre>                                                                        |

В результате были получены следующие результаты, которые для наглядности были сгруппированы по допущенным моделью ошибкам в табл. 3. Следует пояснить смысл данных ошибок:

♦ игнорирование команды – это ситуация, в которой модель игнорирует заданную команду и выполняет что-либо другое;

- ♦ некорректная сторона поворота – ситуация, в которой БЯМ путает право и лево, ошибкой считается, когда это приводит к невыполнению задания;
- ♦ иррациональные рассуждения – ситуация, когда модель выдает кардинально неверные команды для выполнения задачи;
- ♦ некорректный порядок действия – ситуация, в которой модель путает последовательность действий, в результате чего не удастся достигнуть цели;
- ♦ удаление команды из памяти – ситуация, когда модель планирует выполнение миссии в несколько шагов, но на шагах дальше первого забывает прошлые действия и начинает вести себя непредсказуемо;
- ♦ безопасность – робот имеет реализованную систему безопасности, которая отвечает за экстренную остановку перед объектами, находящимися слишком близко к нему – столкновения с такими объектами вызывали данную ошибку (но не полную неудачу выполнения миссии).



Рис. 3. Экспериментальные исследования метода на мобильном роботе

При этом, в целом иногда в одном и том же действии модель могла сформировать решение, допускающее несколько ошибок одновременно, поэтому суммарное количество ошибок может превышать общее число тестов.

Таблица 3

**Количество ошибок и процент успешного выполнения команд пользователя**

| Ошибки                                  | Инструкция 1 | Инструкция 2 | Инструкция 3 |
|-----------------------------------------|--------------|--------------|--------------|
| Игнорирование команды                   | 6            | 2            | 0            |
| Некорректная сторона поворота           | 12           | 8            | 6            |
| Иррациональные рассуждения              | 9            | 8            | 3            |
| Некорректный порядок действий           | 3            | 0            | 1            |
| Удаление команды из памяти              | 6            | 0            | 1            |
| Безопасность                            | 31           | 13           | 0            |
| Доля правильно сформированных сценариев | 64%          | 78%          | 91%          |

В качестве результирующей метрики была рассчитана доля правильно сформированных сценариев, значения которой также приведены в табл. 3. Анализируя количество ошибок по каждой категории, а также итоговый процент выполнения задач можно на-

глядно увидеть, что внесенные на втором и третьем шаге написания инструкции улучшения позволили существенно повысить качество планирования действий робота при помощи большой языковой модели.

**Заключение.** В настоящей работе предложен метод управления роботом при помощи естественных языковых команд оператора. Роль языковой модели в данном алгоритме состоит в планировании действий для робота, обработки миссии, поступающей от человека на естественном языке и составлении машинно-интерпретируемого сценария, в рамках которого должен работать робот. Кроме того, в работе рассказан процесс настройки БЯМ для выполнения данной задачи, а также приведено описание различных миссий, которые проверялись в рамках экспериментальных исследований.

По результатам самих экспериментов можно сделать вывод о достаточно высокой применимости больших языковых моделей для планирования действий. Наиболее поздняя настройка языковой модели продемонстрировала 91% верно предлагаемых сценариев, допустив при этом наибольшее (6) число ошибок в математических расчетах модели.

Также, важным наблюдением по результатам работы стало то, что даже незначительных изменения и уточнения, внесенных в инструкцию к модели, несут большое значение, поскольку позволяют повысить качество рассуждений модели в процессе планирования действий, а в результате – сократить количество допускаемых ошибок и увеличить процент успешного выполнения поставленной задачи.

*Результаты получены в рамках выполнения государственного задания Минобрнауки России № 075-00558-26-00 от 12.01.2026 «Исследование методов самоорганизации и семантического взаимодействия в гибридных группах робототехнических агентов повышенной автономности» (FNRG-2025-0006).*

#### БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. *Сергеев А.В., Гук М.Ю.* Управление мобильным роботом космического назначения с применением виртуальной реальности и силомоментного оцувствления // Пилотируемые полеты в космос. – 2018. – № 4. – С. 44.
2. *Zhao W.X. et al.* A survey of large language models // arXiv preprint arXiv:2303.18223. – 2023. – Vol. 1, No. 2.
3. *Vaswani A. et al.* Attention is all you need // Advances in neural information processing systems. – 2017. – Vol. 30.
4. *Wang L. et al.* A survey on large language model based autonomous agents // Frontiers of Computer Science. – 2024. – Vol. 18, No. 6. – P. 186345.
5. *Chen Qian, Wei Liu, et al.* Chatdev: Communicative agents for software development // In Proc. of ACL. – 2024.
6. *Nian Li, Chen Gao, Mingyu Li, Yong Li, and Qingmin Liao.* Econagent: large language model-empowered agents for simulating macroeconomic activities // In Proc. of ACL. – 2024.
7. *Смирнова Е.Ю., Спасский Б.А.* Организация супервизорного управления в сценариях экстремальной робототехники // Робототехника и техническая кибернетика. – 2020. – Т. 8, № 4. – С. 245-258.
8. *Ma Y. et al.* A survey on vision-language-action models for embodied ai // arXiv preprint arXiv:2405.14093. – 2024.
9. *Yao S. et al.* React: Synergizing reasoning and acting in language models // The eleventh international conference on learning representations. – 2022.
10. *Ahn M. et al.* Do as i can, not as i say: Grounding language in robotic affordances // arXiv preprint arXiv:2204.01691. – 2022.
11. *Anwar A. et al.* Remembr: Building and reasoning over long-horizon spatio-temporal memory for robot navigation // 2025 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). – IEEE, 2025. – P. 2838-2845.
12. *Huang S. et al.* Instruct2act: Mapping multi-modality instructions to robotic actions with large language model // arXiv preprint arXiv:2305.11176. – 2023.
13. *Hazra R., Dos Martires P. Z., De Raedt L.* Saycanpay: Heuristic planning with large language models using learnable domain knowledge // Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence. – 2024. – Vol. 38, No. 18. – P. 20123-20133.

14. Song C.H. et al. Llm-planner: Few-shot grounded planning for embodied agents with large language models // Proceedings of the IEEE/CVF international conference on computer vision. – 2023. – P. 2998-3009.
15. Devlin J. et al. Bert: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding // Proceedings of the 2019 conference of the North American chapter of the association for computational linguistics: human language technologies, volume 1 (long and short papers). – 2019. – P. 4171-4186.
16. Driess D, et al. Palm-e: An embodied multimodal language model. – 2023.
17. Chowdhery A, et al. Palm: Scaling language modeling with pathways // Journal of Machine Learning Research. – 2023. – Vol. 24, No. 240. – P. 1-113.
18. Лапкин Я.Д., Матвеев В.Д. Сравнительный анализ больших языковых моделей для автономных робототехнических систем // Экстремальная робототехника. – 2025. – № 1 (36). – С. 110-115. – EDN FXTPGG.
19. Gemma Team: Aishwarya Kamath, et al. Google DeepMind. Gemma 3 Technical Report // arXiv:2503.19786. – 2025.
20. Tianyi Zhang, et al. BERTScore: Evaluating Text Generation with BERT // arXiv:1904.09675. – 2019.
21. Rviz User's Guide // RViz 1.9.0 documentation. – URL: [https://docs.ros.org/en/jade/api/rviz/html/user\\_guide/](https://docs.ros.org/en/jade/api/rviz/html/user_guide/) (дата обращения 10.02.2026).

## REFERENCES

1. Sergeev A.V., Guk M.Yu. Upravlenie mobil'nym robotom kosmicheskogo naznacheniya s primeneniem virtual'noy real'nosti i silomomentnogo ochuvstvleniya [Control of a mobile space robot using virtual reality and force-moment sensing], *Pilotiruemye polety v kosmos* [Manned Space Flights], 2018, No. 4, pp. 44.
2. Zhao W.X. et al. A survey of large language models, *arXiv preprint arXiv:2303.18223*, 2023, Vol. 1, No. 2.
3. Vaswani A. et al. Attention is all you need, *Advances in neural information processing systems*, 2017, Vol. 30.
4. Wang L. et al. A survey on large language model based autonomous agents, *Frontiers of Computer Science*, 2024, Vol. 18, No. 6, pp. 186345.
5. Chen Qian, Wei Liu, et al. Chatdev: Communicative agents for software development, *In Proc. of ACL*, 2024.
6. Nian Li, Chen Gao, Mingyu Li, Yong Li, and Qingmin Liao. Econagent: large language model-empowered agents for simulating macroeconomic activities, *In Proc. of ACL*, 2024.
7. Smirnova E.Yu., Spasskiy B.A. Organizatsiya supervizornogo upravleniya v stsenariyakh ekstremal'noy robototekhniki [Organization of supervisory control in scenarios of extreme robotics], *Robototekhnika i tekhnicheskaya kibernetika* [Robotics and Technical Cybernetics], 2020, Vol. 8, No. 4, pp. 245-258.
8. Ma Y. et al. A survey on vision-language-action models for embodied ai, *arXiv preprint arXiv:2405.14093*, 2024.
9. Yao S. et al. React: Synergizing reasoning and acting in language models, *The eleventh international conference on learning representations*, 2022.
10. Ahn M. et al. Do as i can, not as i say: Grounding language in robotic affordances, *arXiv preprint arXiv:2204.01691*, 2022.
11. Anwar A. et al. Remembr: Building and reasoning over long-horizon spatio-temporal memory for robot navigation, *2025 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*. IEEE, 2025, pp. 2838-2845.
12. Huang S. et al. Instruct2act: Mapping multi-modality instructions to robotic actions with large language model, *arXiv preprint arXiv:2305.11176*. – 2023.
13. Hazra R., Dos Martires P. Z., De Raedt L. Saycanpay: Heuristic planning with large language models using learnable domain knowledge, *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, 2024, Vol. 38, No. 18, pp. 20123-20133.
14. Song C.H. et al. Llm-planner: Few-shot grounded planning for embodied agents with large language models, *Proceedings of the IEEE/CVF international conference on computer vision*, 2023, pp. 2998-3009.
15. Devlin J. et al. Bert: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding, *Proceedings of the 2019 conference of the North American chapter of the association for computational linguistics: human language technologies*. Vol. 1 (long and short papers), 2019, pp. 4171-4186.
16. Driess D, et al. Palm-e: An embodied multimodal language model, 2023.

17. Chowdhery A, et al. Palm: Scaling language modeling with pathways, *Journal of Machine Learning Research*, 2023, Vol. 24, No. 240, pp. 1-113.
18. Lapkin YA.D., Matveev V.D. Sravnitel'nyy analiz bol'shikh yazykovykh modeley dlya avtonomnykh robototekhnicheskikh sistem [Comparative analysis of large language models for autonomous robotic systems], *Ekstremal'naya robototekhnika* [Experimental Robotics], 2025, No. 1 (36), pp. 110-115. EDN FXTGG.
19. Gemma Team: Aishwarya Kamath, et al. Google DeepMind. Gemma 3 Technical Report, *arXiv:2503.19786*, 2025.
20. Tianyi Zhang, et al. BERTScore: Evaluating Text Generation with BERT, *arXiv:1904.09675*, 2019.
21. Rviz User's Guide, *RViz 1.9.0 documentation*. Available at: [https://docs.ros.org/en/jade/api/rviz/html/user\\_guide/](https://docs.ros.org/en/jade/api/rviz/html/user_guide/) (accessed 10 February 2026).

**Кобзарь Дарья Сергеевна** – Центральный научно-исследовательский и опытно-конструкторский институт робототехники и технической кибернетики; e-mail: d.kobzar@rtc.ru; г. Санкт-Петербург, Россия; тел.: +78125520110; математик.

**Матвеев Виктор Дмитриевич** – Центральный научно-исследовательский и опытно-конструкторский институт робототехники и технической кибернетики; e-mail: v.matveev@rtc.ru; г. Санкт-Петербург, Россия; тел.: +78125520110; м.н.с.

**Лапкин Ярослав Дмитриевич** – Центральный научно-исследовательский и опытно-конструкторский институт робототехники и технической кибернетики; e-mail: ya.lapkin@rtc.ru; г. Санкт-Петербург, Россия; тел.: +78125520110; техник.

**Богданов Ростислав Романович** – Центральный научно-исследовательский и опытно-конструкторский институт робототехники и технической кибернетики; e-mail: r.bogdanov@rtc.ru; г. Санкт-Петербург, Россия; тел.: +78125520110; техник.

**Изыумов Антон Сергеевич** – Центральный научно-исследовательский и опытно-конструкторский институт робототехники и технической кибернетики; e-mail: a.izyumov@rtc.ru; г. Санкт-Петербург, Россия; тел.: +78125520110; техник.

**Kobzar Darya Sergeevna** – Russian State Scientific Center for Robotics and Technical Cybernetics; e-mail: d.kobzar@rtc.ru; St Petersburg, Russia; phone: +78125520110; mathematician.

**Matveev Viktor Dmitrievich** – Russian State Scientific Center for Robotics and Technical Cybernetics; e-mail: v.matveev@rtc.ru; St Petersburg, Russia; phone: +78125520110; junior research fellow.

**Lapkin Yaroslav Dmitrievich** – Russian State Scientific Center for Robotics and Technical Cybernetics; e-mail: ya.lapkin@rtc.ru; St Petersburg, Russia; phone: +78125520110; technician.

**Bogdanov Rostislav Romanovich** – Russian State Scientific Center for Robotics and Technical Cybernetics; e-mail: r.bogdanov@rtc.ru; St Petersburg, Russia; phone: +78125520110; technician.

**Izyumov Anton Sergeevich** – Russian State Scientific Center for Robotics and Technical Cybernetics; e-mail: a.izyumov@rtc.ru; St Petersburg, Russia; phone: +78125520110; technician.

УДК 004.896

DOI 10.18522/2311-3103-2026-2-185-201

**М.Ю. Медведев, В.Х. Пшихопов, А.Р. Гайдук, И.М. Медведев, Е.Ю. Косенко**

## **МЕТОДЫ ОБУЧЕНИЯ С ПОДКРЕПЛЕНИЕМ В ЗАДАЧАХ АДАПТИВНОГО УПРАВЛЕНИЯ НЕЛИНЕЙНЫМИ ДИНАМИЧЕСКИМИ ОБЪЕКТАМИ**

*Актуальность проблемы адаптивного управления нелинейными динамическими объектами обеспечивается постоянно возрастающими требованиями к качеству и условиям функционирования технических систем. Автоматизация и роботизация приводят к возрастанию сложности решаемых задач и необходимости адаптироваться к структурной и параметрической неопределенности, внешним возмущениям. В последние несколько лет приобретает популярность применение методов обучения с подкреплением для синтеза адаптивных систем управления. Указанные методы демонстрируют эффективность при управлении неопределенными динамическими объектами. Однако, существует две базовые проблемы применения методов машинного обучения в*