

Носков Сергей Иванович – Иркутский государственный университет путей и сообщения; e-mail: sergey.noskov.57@mail.ru; г. Иркутск, Россия; кафедра информационных систем и защиты информации; д.т.н.; профессор.

Медведев Александр Петрович – Иркутский государственный университет путей и сообщения; e-mail: medvedeff.a.p@yandex.ru; г. Иркутск, Россия; кафедра информационных систем и защиты информации; ассистент.

Кириллов Илья Денисович – Иркутский государственный университет путей и сообщения; e-mail: iliakirillov07@gmail.com; г. Иркутск, Россия; тел.: +79247192344; студент.

Noskov Sergey Ivanovich – Irkutsk State Transport University; e-mail: sergey.noskov.57@mail.ru; Irkutsk, Russia; the Department of Information Systems and Information Security; dr. of eng. sc.; professor.

Medvedev Alexander Petrovich – Irkutsk State Transport University; e-mail: medvedeff.a.p@yandex.ru; Irkutsk, Russia; the Department of Information Systems and Informations Security; assistant.

Kirillov Ilya Denisovich – Irkutsk State Transport University; e-mail: iliakirillov07@gmail.com; Irkutsk, Russia; phone: +79247192344; student.

УДК 001.891.57, 519.876.5

DOI 10.18522/2311-3103-2026-4-109-119

Т.Р. Гамберов, Р.Н. Сафин, Э.В. Чеботарева, Т.Г. Цой, Е.А. Магид

ОЦЕНКА АЛГОРИТМА СЛЕДОВАНИЯ МОБИЛЬНОГО РОБОТА TIAGO BASE ЗА ПОЛЬЗОВАТЕЛЕМ С ПРИМЕНЕНИЕМ ФУНКЦИОНАЛЬНЫХ ЦИФРОВЫХ МОДЕЛЕЙ ЧЕЛОВЕКА В СИМУЛЯТОРЕ GAZEBO

Цифровые модели человека (ЦМЧ) становятся важным инструментом в области робототехники, позволяя осуществлять воспроизводимую и контролируемую проверку алгоритмов компьютерного зрения. К числу таких алгоритмов относятся обнаружение, отслеживание и следование за человеком, которые играют ключевую роль в задачах автономной навигации, планирования траектории и безопасного взаимодействия робота с людьми в общих пространствах. При этом стандартные симуляторы, как правило, ограничены по степени реалистичности виртуальных акторов, разнообразию их внешнего вида и вариативности поведения. Такие ограничения снижают достоверность получаемых результатов и затрудняют перенос алгоритмов на реальных роботов. В данной работе представлен набор настраиваемых ЦМЧ для симулятора Gazebo. Разработанные модели человека отличаются вариативностью одежды, антропометрическими параметрами и внешним обликом, а также включают библиотеку анимаций ходьбы, имитирующих различные сценарии движения человека, включая изменение скорости и направления. Для проверки эффективности предложенного подхода были проведены вычислительные эксперименты в Gazebo в реалистичной офисной среде с использованием мобильного робота TIAGo Base с дифференциальным приводом, оснащённого двухмерным лазерным сканером и монокулярной камерой. Эффективность работы алгоритма следования за пользователем с применением новых ЦМЧ оценивалась по средней пройденной дистанции и количеству случаев потери цели (количеству ложных срабатываний). Результаты показали, что предложенные ЦМЧ позволяют воспроизводить сложные условия восприятия, включая окклюзии и динамические препятствия, а также обеспечивают масштабируемую и систематическую проверку алгоритмов. Данные, полученные в результате вычислительных экспериментов, подтверждают значимость разработанных ЦМЧ для тестирования робототехнических систем, ориентированных на взаимодействие с человеком в условиях, приближённых к реальным.

Цифровые модели человека; компьютерное моделирование; компьютерное зрение; ROS; Gazebo.

T.R. Gamberov, R.N. Safin, E.V. Chebotareva, T.G. Tsoy, E.A. Magid

EVALUATING THE TIAGO BASE MOBILE ROBOT'S PERSON-FOLLOWING ALGORITHM USING REALISTIC DIGITAL HUMAN MODELS IN THE GAZEBO SIMULATOR

Digital Human Models (DHMs) are becoming an important tool in robotics, enabling reproducible and controlled validation of computer vision algorithms. Such algorithms include human detection, tracking, and following, which play a key role in autonomous navigation, trajectory planning, and safe robot-

human interaction in shared spaces. However, standard simulators are typically limited in the realism of virtual actors, the diversity of their appearance, and the variability of their behavior. These limitations reduce the reliability of the results and make it harder to transfer algorithms to real-world robots. This paper presents a set of customizable DHMs for the Gazebo simulator. The developed models feature variability in clothing, anthropometric parameters, and appearance, and include a library of walking animations simulating various human movement scenarios, including changes in speed and direction. To evaluate the effectiveness of the proposed approach, virtual experiments were conducted in a realistic office environment using the TIAGo Base mobile robot with differential drive, equipped with a 2D lidar and a monocular camera. The efficiency of the user-following algorithm was evaluated in terms of average distance traveled and the number of target loss events (the number of false positives). The results showed that the proposed DHMs make it possible to reproduce complex perception conditions, including occlusions and dynamic obstacles, while providing scalable and systematic validation of algorithms. The obtained data confirm the significance of the developed DHMs for testing robotic systems oriented toward human interaction in conditions close to real-world settings.

Digital human models; computer modeling; computer vision; ROS; Gazebo.

Введение. Компьютерное зрение играет ключевую роль в робототехнике и автоматизации, поскольку именно оно позволяет системам обнаруживать, отслеживать и интерпретировать присутствие и поведение человека [1, 2]. Сфера применения охватывает широкий круг задач: от автономной навигации в пространствах с высокой плотностью людей [3, 4] до взаимодействия человека и робота в условиях промышленного производства [5, 6]. Так, в задачах одновременной локализации и построения карты (SLAM) [7, 8] отслеживание человека помогает роботам различать динамические и статические объекты [9, 10], что повышает точность построения карт и снижает вероятность ошибок локализации. В медицине мобильные сервисные роботы с системами компьютерного зрения применяются для доставки лекарств и расходных материалов [11], сопровождения пациентов [12] и внутрибольничных транспортных операций, снижая нагрузку на персонал [13, 14]. Стандартизированные сценарии для коридоров, дверных проёмов и зон ожидания позволяют сравнивать алгоритмы в типичных клинических условиях [15]. В складской логистике алгоритмы обнаружения и прогнозирования траекторий движения сотрудников применяются для организации безопасного передвижения роботов [16, 17], что не только минимизирует риск столкновений, но и повышает эффективность рабочих процессов [18, 19]. В сфере услуг роботизированные ассистенты применяют аналогичные методы при навигации в гостиницах, аэропортах и торговых центрах [20]. При этом возникает ряд проблем [21]: необходимо учитывать высокую плотность потока людей [22, 23] и их непредсказуемое поведение [24]. В сфере сельского хозяйства применение машинного обучения и компьютерного зрения позволяет автоматизировать задачи контроля численности грызунов [25] и сбора урожая [26].

Тем не менее получение реальных данных для обучения и тестирования алгоритмов компьютерного зрения требует значительных временных и финансовых ресурсов и нередко сопряжено с этическими ограничениями [27]. Испытания в реальных условиях осложняются целым рядом факторов. Прежде всего, это риски для безопасности человека и оборудования [28], особенно когда робот работает в узких помещениях или рядом с персоналом. Существенную роль играет сложность самой среды: динамические препятствия, изменения освещённости, помехи датчикам и другие факторы создают дополнительные трудности для систем восприятия [29]. Все перечисленные обстоятельства подчёркивают необходимость создания контролируемой и воспроизводимой экспериментальной среды [30], которая позволит моделировать реальные сценарии без угрозы для безопасности и обеспечит возможность масштабирования исследований.

Цифровые модели человека (ЦМЧ) являются одним из наиболее перспективных способов решения обозначенной проблемы [31, 32]. Они позволяют создавать реалистичные виртуальные среды для проверки алгоритмов [33, 34], а симуляторы, такие как Gazebo, обеспечивают удобные и доступные платформы для их интеграции. Применение ЦМЧ даёт возможность систематически оценивать работу алгоритмов компьютерного зрения в различных условиях: от анализа позы [35, 36] и распознавания действий [2, 37] до обработки ситуаций с окклюзиями [9] и реализации задач отслеживания и следования

за человеком [38]. Вместе с тем существующие модели нередко ограничены по разнообразию и степени реалистичности, что не позволяет в полной мере проверить надёжность алгоритмов.

Перед исследованием была поставлена следующая задача: в связи с низкой эффективностью (единственной) стандартной ЦМЧ симулятора Gazebo для оценивания алгоритмов компьютерного зрения необходимо разработать новый набор ЦМЧ. Новые ЦМЧ должны иметь широкую вариативность внешнего облика и поведения. Практическую применимость новых ЦМЧ для задач компьютерного зрения необходимо проверить в вычислительных экспериментах. В качестве бенчмарка для тестирования используется алгоритм отслеживания и следования за человеком в виртуальной офисной среде [39]. Эффективность работы алгоритма с применением новых ЦМЧ оценивалась по двум критериям: способность устойчиво удерживать цель на протяжении всего маршрута (измерялась как средняя пройденная дистанция) и отсутствие ошибок распознавания (измерялось как количество случаев потери цели или количество ложных срабатываний). Более подробно критерии описаны в разделе «Методика экспериментов».

В данной работе представлен набор детализированных функциональных настраиваемых ЦМЧ, созданных для тестирования алгоритмов отслеживания и следования за человеком-пользователем в симуляторе Gazebo. Разработанные модели отличаются вариативностью: предусмотрены разные типы одежды (в том числе брюки, юбка, длинное платье) и несколько характерных сценариев движения (прямолинейное перемещение, зигзагообразные траектории, повороты на 90°). Это позволяет более полно оценивать работу алгоритмов в разнообразных условиях.

Для проверки предложенного подхода использовался алгоритм отслеживания и следования за человеком мобильной платформой TIAGo Base с дифференциальным приводом, оснащённой лидаром и камерой. Проведённые эксперименты показали, что применение ЦМЧ позволяет воспроизводить характерные для реальных сценариев сложности, включая окклюзии и появление динамических препятствий, и тем самым обеспечивая более надёжную валидацию алгоритмов.

Моделирование цифровых моделей человека. В разделе представлена разработка и интеграция ЦМЧ в Gazebo для последующей оценки алгоритмов компьютерного зрения. При проектировании основное внимание уделялось созданию моделей, которые не только визуально напоминают реальных людей, но и обладают характеристиками, необходимыми для корректной работы алгоритмов восприятия. Разработанные ЦМЧ включают: 1) визуальные текстуры и материалы, позволяющие оценивать алгоритмы, работающие с визуальными данными; 2) коллизионную геометрию, обеспечивающую корректное моделирование столкновений и окклюзий; 3) вариативность поведения, реализованную через библиотеку анимаций движения.

Для интеграции моделей использовался формат SDF. Для приближения условий эксперимента к реальной среде был создан набор ЦМЧ с реалистичными пропорциями тела, вариациями одежды и анимациями движения, ориентированными на задачи отслеживания. При построении моделей применялись программные пакеты Blender [40] и MakeHuman [41] (рис. 1). Для повышения реалистичности поведения человека в виртуальной среде была разработана библиотека анимаций, включающая как базовые, так и более сложные движения. Использование скелетной анимации в среде Blender и заимствование отдельных движений из открытых библиотек позволили сформировать набор сценариев, которые имитируют естественное поведение человека. Библиотека включает следующие компоненты:

1. Статические позы: стояние, сидение, жестикуляция.
2. Локомоция: ходьба с различными скоростями, повороты на месте и движение по зигзагообразным траекториям.
3. Взаимодействие с объектами: движения, связанные с достижением определённых целей в окружающей среде: открывание дверей, взаимодействие с мебелью, наклоны за предметами.



Рис. 1. Примеры ЦМЧ с вариациями одежды: брюки (А), юбка (Б) и длинное платье (В)

Методика экспериментов. Цель экспериментов состояла в том, чтобы проверить устойчивость и точность работы алгоритма в различных условиях, включая разные траектории движения человека и варианты одежды. В качестве основы экспериментов был использован алгоритм, предложенный Чеботаревой и соавторами [39]. Он объединяет данные лидара и камеры, что позволяет сгладить ограничения каждого из датчиков и повысить надёжность восприятия в динамических условиях. В предыдущих исследованиях данный алгоритм показал высокую эффективность при работе с базовыми моделями акторов в симуляторе Gazebo. DL-подходы к сопровождению человека в помещениях подтверждают применимость подобных схем [42].

Эксперименты выполнялись с использованием виртуальной модели мобильного робота TIAgo Base компании PAL Robotics в среде Robot Operating System (ROS) и симуляторе Gazebo. Платформа оснащена дифференциальным приводом, что делает её подходящей для задач навигации и отслеживания целей в помещениях, двухмерным лазерным сканером (лидаром) с углом обзора 270° (установлен на высоте 10 см от основания платформы) и монокулярной камерой с углом обзора 58° и разрешением 640×480 пикселей (закреплена на высоте 40 см). Виртуальная сцена воспроизводит типичное офисное пространство. Сцена включает центральный коридор длиной около 72 м и шириной 4 м, который использовался в качестве основной экспериментальной зоны. Коридор соединяется с помещением, где размещены офисные объекты (рис. 2).

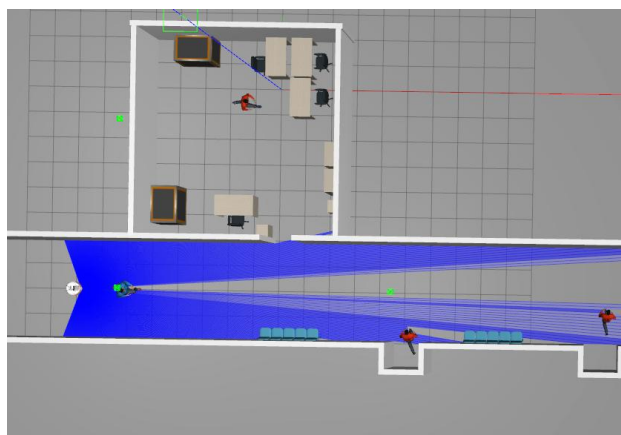


Рис. 2. Структура виртуальной офисной среды: центральный коридор и помещение с офисной мебелью

Целевая модель человека была одета в зеленую одежду и двигалась по заранее заданным траекториям. Средняя скорость движения составляла 0,6 м/с, что соответствует типичному шагу человека. Для проверки алгоритма использовались три варианта одежды: брюки, юбка и длинное платье (см. рис. 1). Помимо целевой модели в сцену добавлялись и другие модели, выполнявшие роль динамических препятствий [43] (см. рис. 2).

Процедура эксперимента состояла из четырех этапов:

1. Инициализация. Робот и целевая модель размещались в заданных начальных позициях виртуальной сцены. Модель устанавливали перед роботом, чтобы датчики могли корректно зафиксировать её положение.
2. Исполнение. После запуска сценария модель начинала движение по заранее определенной траектории, а робот выполнял задачу отслеживания и следования.
3. Сбор данных. В ходе каждой попытки фиксировались координаты робота, траектория движения цели и случаи ложных срабатываний алгоритма.
4. Завершение. Эксперимент завершался, когда модель достигала конечной точки маршрута либо при ошибке отслеживания (ложном срабатывании).

Вычислительные эксперименты были направлены на проверку алгоритма отслеживания и следования за человеком в различных условиях: тип одежды целевой модели (брюки, юбка и длинное платье), тип траектории движения (прямолинейный, зигзагообразный и повороты на 90°). Для каждой комбинации факторов выполнялось 50 повторов. В сумме было проведено 450 испытаний.

Для оценки работы алгоритма были выбраны два показателя: средняя пройденная дистанция и ложные срабатывания. Средняя пройденная дистанция определяется как среднее расстояние, которое робот проходит за целевой моделью до завершения эксперимента. Показатель отражает способность алгоритма устойчиво удерживать цель на протяжении всего маршрута. Ложные срабатывания подсчитываются как количество случаев, когда робот ошибочно принимает другой объект за целевую модель. При возникновении такой ошибки эксперимент прерывался, а результатом считалась дистанция, пройденная до момента сбоя.

Для интегральной оценки использовался показатель точности следования, определяемый по формуле:

$$M = \frac{1}{2} (1 + (\sum_i d_i / \sum_i D_i) - K_f / K), \quad (1)$$

где K – общее количество экспериментов, d_i – дистанция, пройденная роботом в i -ой попытке, D_i – длина заданного маршрута, K_f – число потерь цели (ложных срабатываний) за все попытки. При идеальном следовании без ошибок $M = 1$, а при систематических сбоях и отсутствии продвижения $M = 0$. Таким образом, чем ближе значение показателя к единице, тем устойчивее и надежнее работа алгоритма.

Результаты экспериментов. Результаты работы алгоритма отслеживания и следования за пользователем представлены в табл. 1. В ней приведены данные для различных комбинаций траекторий движения и вариантов одежды целевой модели:

1. Тип одежды: брюки (Б), юбка (Ю), длинное платье (ДП).
2. Тип траектории: прямолинейная (ПЛ), зигзагообразная (ЗЗ), поворот на 90° (П90).
3. Средняя пройденная дистанция (в метрах), отражающая, какое расстояние в среднем преодолевал робот, двигаясь за целью.
4. Количество сбоев отслеживания (из 50 попыток), где значение 50 означает полную неспособность алгоритма пройти данный сценарий.
5. Показатель точности M – показатель качества работы алгоритма, учитывающий долю пройденного пути и число сбоев.

Прямолинейные траектории. Во всех сценариях робот проходил в среднем от 58% до 62% маршрута (29-31 м из 50 м). Это демонстрирует, что алгоритм сохраняет относительную устойчивость при простых сценариях движения без резких изменений направления движения пользователя.

Зигзагообразные траектории. Этот сценарий оказался наиболее сложным для алгоритма: во всех экспериментах фиксировались сбои отслеживания, а средняя дистанция составляла лишь 22-35% маршрута (11-17 м из 50 м). Такие результаты подчеркивают ограниченную способность алгоритма адаптироваться к нелинейным траекториям движения.

Повороты на 90°. Результаты носили смешанный характер. В отдельных случаях (например, при использовании ЦМЧ в брюках) робот успешно преодолевал до 84% маршрута (12,5 м из 15 м), что говорит об относительной устойчивости алгоритма. Однако в других условиях (например, для пользователя в длинном платье) частота сбоев оставалась высокой, а эффективность снижалась. Это свидетельствует о том, что алгоритм способен справляться с резкими изменениями направления, но его надёжность в значительной степени зависит от внешнего вида целевой ЦМЧ.

Брюки. На прямолинейной траектории робот проходил в среднем 29,51 м при 42 сбоях, что соответствовало точности 0,375. При зигзагообразном движении средняя дистанция снизилась до 11,83 м, и все 50 попыток завершились сбоем (точность 0,118). На повороте на 90° робот преодолевал в среднем 12,55 м при 38 сбоях, а метрика точности достигала 0,538 благодаря тому, что значительная часть короткого маршрута проходила успешно.

Таблица 1

Результаты работы алгоритма отслеживания и следования за пользователем для различных комбинаций траекторий и вариантов одежды

Тип одежды	Тип траектории	Средняя пройденная дистанция (м)	Количество сбоев (из 50)	Метрика точности
Брюки	ПЛ	29,51	42	0,375
	ЗЗ	11,83	50	0,118
	П90	12,55	38	0,538
Юбка	ПЛ	30,8	38	0,428
	ЗЗ	17,29	50	0,173
	П90	6,22	40	0,307
Длинное платье	ПЛ	29,09	45	0,341
	ЗЗ	11,12	50	0,111
	П90	11,54	50	0,385

Юбка. На прямолинейной траектории алгоритм обрабатывал более успешно, достигнув средней длины пути 30,8 м при 38 сбоях (точность 0,428). При зигзагообразном движении средняя дистанция выросла по сравнению со сценарием с брюками (17,29 м), но все попытки завершились сбоем (точность 0,173). На повороте на 90° средняя дистанция составила 6,22 м при 40 сбоях, а метрика точности равнялась 0,307.

Длинное платье. Прямолинейная траектория также показала наилучший результат: средняя длина пути 29,09 м при 45 сбоях (точность 0,341). При зигзагообразном движении средняя дистанция составила 11,12 м, и все 50 попыток закончились сбоем (точность 0,111). На повороте на 90° робот проходил в среднем 11,54 м, также со 100% сбоев, но метрика достигала 0,385 за счет небольшой длины маршрута.

В целом алгоритм демонстрирует умеренную устойчивость при простых условиях, но его эффективность существенно снижается в ситуациях с нелинейным движением и вариативностью внешнего вида пользователя. Наиболее стабильные результаты достигнуты при использовании модели в брюках. В сценариях с юбкой и длинным платьем алгоритм показывал меньшее качество отслеживания, особенно на сложных траекториях. Это объясняется тем, что свободная одежда изменяет силуэт человека и может снижать надёжность детекции. Эти результаты подчеркивают необходимость дальнейшего совершенствования алгоритмов, особенно в направлении повышения их надёжности к изменениям траектории и визуального представления цели.

Несмотря на полученные положительные результаты, использование разработанных функциональных ЦМЧ имеет ряд ограничений, которые следует учитывать. Во-первых, уровень графической реалистичности цифровых моделей в симуляторе Gazebo остается ограниченным по сравнению с натурными объектами [44]. Система визуализации не полностью воспроизводит реальные условия освещения, что может снижать точность алгоритмов компьютерного зрения, особенно тех, которые чувствительны к изменению яркости, динамике теней и цветовых характеристик.

Во-вторых, используемое окружение представляет собой упрощенную модель офисного пространства. Хотя в нем присутствуют препятствия и динамические объекты, уровень сложности ниже, чем в реальных условиях, где возможны непредсказуемые сценарии и широкий спектр визуальных помех. В то же время стоит отметить, что новые версии симулятора Gazebo интегрируют современные движки визуализации (например, OGRE следующего поколения) и расширенные плагины освещения [45], что открывает возможности для повышения реалистичности последующих экспериментов с разработанными ЦМЧ.

Заключение. В работе проведена оценка алгоритма отслеживания и следования за человеком с использованием ЦМЧ в симуляторе Gazebo. В исследовании сделан акцент на практическом применении новых детализированных функциональных настраиваемых ЦМЧ, которые заменили использованные ранее стандартные модели человека в симуляторе Gazebo. Вычислительные эксперименты охватывали разные варианты одежды пользователя и траектории его/её движения, что позволило выявить влияние внешнего вида и характера движения на устойчивость работы алгоритма. Результаты показали, что наилучшие показатели достигаются при прямолинейных траекториях, тогда как зигзагообразные маршруты приводят к частым сбоям. В сценариях с поворотами на 90° эффективность алгоритма зависит как от траектории, так и от одежды ЦМЧ. Наиболее устойчивое отслеживание обеспечивали модели в брюках, в то время как юбка и длинное платье снижали надёжность алгоритма. Использование новых ЦМЧ подтвердило свою ценность как инструмента для воспроизводимой оценки алгоритмов компьютерного зрения. Разработанный подход может служить основой для дальнейших исследований, направленных на повышение надежности и безопасности робототехнических систем, работающих в человеко-ориентированных средах.

Исследование выполнено за счет гранта Российского научного Фонда и Академии наук Республики Татарстан по проекту № 26-11-20030.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Bonci A., Cen Cheng P.D., Indri M., Nabissi G., Sibona F. Human-Robot Perception in Industrial Environments: A Survey // *Sensors*. – 2021. – Vol. 21, No. 5. – P. 1571.
2. Chen K., Zhang D., Yao L., Guo B., Yu Z., Liu Y. Deep learning for sensor-based human activity recognition: Overview, challenges, and opportunities // *ACM Computing Surveys*. – 2021. – Vol. 54, No. 4. – P. 1-40.
3. Chen C., Liu Y., Kreiss S., Alahi A. Crowd-Robot Interaction: Crowd-Aware Robot Navigation with Attention-Based Deep Reinforcement Learning // *Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA 2019)*. – 2019. – P. 6015-6022.
4. Liu L., Dugas D., Cesari G., Siegwart R., Dub R. Robot navigation in crowded environments using deep reinforcement learning // *2020 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*. – 2020. – P. 5671-5677.
5. Martinetti A., Chemweno P.K., Nizamis K., Fosch-Villaronga E. Redefining safety in light of human-robot interaction: A critical review of current standards and regulations // *Frontiers in Chemical Engineering*. – 2021. – Vol. 3. – P. 666237.
6. Sanchez J.A.S., Lopez-Gonzalez E., Magid E., Martinez-Garcia E.A. Double spiraliform path planning and tracking for agricultural mobile robotics: A modeling and simulation study // *Computers and Electronics in Agriculture*. – 2025. – Vol. 237. – P. 110715.
7. Bavle H., Sanchez-Lopez J.L., Cimarelli C., Tourani A., Voos H. From SLAM to situational awareness: Challenges and survey // *Sensors*. – 2023. – Vol. 23, No. 10. – P. 4849.
8. Campos C., Elvira R., Gomez-Rodriguez J.J., Montiel J.M.M., Tardos J.D. ORB-SLAM3: An Accurate Open-Source Library for Visual, Visual-Inertial and Multi-Map SLAM // *IEEE Transactions on Robotics*. – 2021. – Vol. 37, No. 6. – P. 1874-1890.
9. Bescos B., Facil J.M., Civera J., Neira J. DynaSLAM: Tracking, Mapping and Inpainting in Dynamic Scenes // *IEEE Robotics and Automation Letters*. – 2018. – Vol. 3, No. 4. – P. 4076-4083.
10. Mingachev E., Lavrenov R., Tsoy T., Matsuno F., Svinin M., Suthacorn J., Magid E. Comparison of ROS-based monocular visual SLAM methods: DSO, LDSO, ORB-SLAM2 & DynaSLAM // *Lecture Notes in Computer Science*. – 2020. – Vol. 12336. – P. 222-233.
11. Zachariae A., Plahl F., Tang Y., Mamaev I., Hein B., Wurll C. Human-robot interactions in autonomous hospital transports // *Robotics and Autonomous Systems*. – 2024. – Vol. 179. – P. 104755.

12. Yoshimitsu K., Shiigi Y., Kobayashi E., Kuwana K., Kusuda K., Hoshide K., Masamune K. Exploring the potential of service robots in guiding patients and assisting mobility in medical facilities // *Advanced Robotics*. – 2024. – Vol. 38, No. 24. – P. 1758-1769.
13. Valner R., Masnavi H., Rybalskii I., Poluaar R., Koiv E., Aabloo A., Kruusamae K., Singh A.K. Scalable and heterogenous mobile robot fleet-based task automation in crowded hospital environments – a field test // *Frontiers in Robotics and AI*. – 2022. – Vol. 9. – P. 922835.
14. Yoo H.J., Kim E.H., Lee H. Mobile robots for isolation-room hospital settings: A scenario-based preliminary study // *Computational and Structural Biotechnology Journal*. – 2024. – Vol. 24. – P. 237-246.
15. Rondoni C., Scotto Di Luizo F., Tamantini C., Tagliamonte N.L., Chiurazzi M., Ciuti G., Zollo L. Navigation benchmarking for autonomous mobile robots in hospital environment // *Scientific Reports*. – 2024. – Vol. 14. – P. 18334.
16. Chebotareva E., Mustafin M., Safin R., Tsoy T., Martinez-Garcia E.A., Magid E. Camera-based safety system for collaborative assembly // *Journal of Intelligent Manufacturing*. – 2024.
17. Custodio L., Machado R. Flexible automated warehouse: A literature review and an innovative framework // *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*. – 2020. – Vol. 106. – P. 533-558.
18. Lackner T., Hermann J., Kuhn C., Palm D. Review of autonomous mobile robots in intralogistics: state-of-the-art, limitations and research gaps // *Procedia CIRP*. – 2024. – Vol. 130. – P. 930-935.
19. Pasparakis A., De Vries J., De Koster R. Assessing the Impact of Human–Robot Collaborative Order Picking Systems on Warehouse Workers // *International Journal of Production Research*. – 2023. – Vol. 61, No. 22. – P. 7776-7790.
20. Gao Y., Huang C.M. Evaluation of Socially-Aware Robot Navigation // *Frontiers in Robotics and AI*. – 2022. – Vol. 8. – P. 721317.
21. Mavrogiannis C., Baldini F., Wang A., Zhao D., Trautman P., Steinfeld A., Oh J. Core Challenges of Social Robot Navigation: A Survey // *ACM Transactions on Human-Robot Interaction*. – 2023. – Vol. 12, No. 3. – P. 1-39.
22. Chen C., Liu Y., Kreiss S., Alahi A. Crowd-Robot Interaction: Crowd-Aware Robot Navigation with Attention-Based Deep Reinforcement Learning // *Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA 2019)*. – 2019. – P. 6015-6022.
23. Singamaneni P.T., Bachiller-Burgos P., Manso L.J., Garrell A., Sanfeliu A., Spalanzani A., Alami R. A Survey on Socially Aware Robot Navigation: Taxonomy and Future Challenges // *The International Journal of Robotics Research*. – 2024. – Vol. 43, No. 10. – P. 1523-1572.
24. Guillen-RUIZ S., Bandera J.P., Hidalgo-Paniagua A., Bandera A. Evolution of Socially-Aware Robot Navigation // *Electronics*. – 2023. – Vol. 12, No. 7. – P. 1570.
25. Астапова М.А. Интеллектуальное управление робототехническими средствами в задаче сегментации нор грызунов с использованием глубоких сверточных архитектур // *Известия ЮФУ. Технические науки*. – 2025. – № 2. – С. 19-30.
26. Филиппов Р.А. Робототехнические средства для сбора ягод земляники // *Мехатроника, автоматика и робототехника*. – 2017. – № 1. – С. 26-27.
27. Paullada A., Raji I.D., Bender E.M., Denton E., Hanna A. Data and its (dis)contents: A survey of dataset development and use in machine learning research // *Patterns*. – 2021. – Vol. 2, No. 11. – P. 100336.
28. Martinetti A., Chemweno P.K., Nizamis K., Fosch-Villaronga E. Redefining safety in light of human-robot interaction: A critical review of current standards and regulations // *Frontiers in Chemical Engineering*. – 2021. – Vol. 3. – P. 666237.
29. Shi X., Li D., Zhao P., Tian Q., Tian Y., Long Q., Zhu C., Song J., Qiao F., Song L., Guo Y., Wang Z., Zhang Y., Qin B., Yang W., Wang F., Chan R.H.M., She Q. Are We Ready for Service Robots? The OpenLORIS-Scene Datasets for Lifelong SLAM // *2020 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA 2020)*. – 2020. – P. 3139-3145.
30. Линн Х.Х., Лупин С.А., Линн Ч.Н.З. и др. Натурное и имитационное моделирование централизованной системы управления транспортными роботами // *International Journal of Open Information Technologies*. – 2020. – Т. 8, № 4. – С. 17-24.
31. Demirel H.O., Ahmed S., Duffy V.G. Digital human modeling: A review and reappraisal of origins, present, and expected future methods for representing humans computationally // *International Journal of Human-Computer Interaction*. – 2021. – Vol. 38, No. 10. – P. 897-937.
32. Yin M.Y., Li J.G. A systematic review on digital human models in assembly process planning // *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*. – 2023. – Vol. 125. – P. 1037-1059.
33. Abbyasov B., Gamberov T., Zhukova V., Tsoy T., Martinez-Garcia E.A., Magid E. A tutorial on modeling a real office environment in Gazebo simulator // *Journal of Robotics, Networking and Artificial Life*. – 2023. – Vol. 10, No. 2. – P. 166-169.
34. Tukhtamanov N., Lavrenov R., Chebotareva E., Svinin., Tsoy T., Magid E. Open-source library of human models for Gazebo simulator // *2022 International Siberian Conference on Control and Communications (SIBCON)*. – 2022. – P. 1-5.

35. Fortini L., Leonori M., Gandarias J.M., De Momi E., Ajoudani A. Open-VICO: An open-source Gazebo toolkit for vision-based skeleton tracking in human-robot collaboration // *Proceedings of the 31st IEEE International Conference on Robot and Human Interactive Communication (RO-MAN)*. – 2022. – P. 511-517.
36. Wang J., Li X., Gao L., Liu J., Xu C., Wang Y. Deep 3D human pose estimation: A review // *Computer Vision and Image Understanding*. – 2021. – Vol. 210. – P. 103225.
37. Diamantis D.E., Kalozoumis P.G., Iakovidis D.K. Digital twin for simulation and evaluation of assistive navigation systems // *Digital Twins for Digital Transformation: Innovation in Industry*. – Cham: Springer, 2022. – Vol. 423. – P. 147-170.
38. Eirale A., Martini M., Chiaberge M. Human-Centered Navigation and Person-Following with Omnidirectional Robot for Indoor Assistance and Monitoring // *Robotics*. – 2022. – Vol. 11, No. 5. – P. 108.
39. Chebotareva E., Hsia K.H., Yakovlev K., Magid E. Laser rangefinder and monocular camera data fusion for human-following algorithm by PMB-2 mobile robot in simulated Gazebo environment // *Smart Innovation, Systems and Technologies*. – Singapore: Springer, 2021. – 2021. – Vol. 187. – P. 357-369.
40. Paul G., Scataglini S. Open-source software to create a kinematic model in digital human modeling // *DHM and Posturography*. – Cambridge, MA: Academic Press, 2019. – 2019. – P. 201-213.
41. Briceno L., Paul G. MakeHuman: A review of the modelling framework // *Proceedings of the 20th Congress of the International Ergonomics Association (IEA 2018)*. – Cham: Springer, 2019. – 2019. – Vol. 822. – P. 224-232.
42. Algabri R., Choi M.-T. Deep-Learning-Based Indoor Human Following of Mobile Robot Using Color Feature // *Sensors*. – 2020. – Vol. 20, No. 9. – P. 2699.
43. Xie Z., Xin P., Dames P. Towards safe navigation through crowded dynamic environments // *2021 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*. – 2021. – P. 4934-4940.
44. Nguyen D.M., Nazeri M., Payandeh A., Datar A., Xiao X. Toward Human-Like Social Robot Navigation: A Large-Scale, Multi-Modal, Social Human Navigation Dataset // *Proceedings of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS 2023)*. – 2023. – P. 7442-7447.
45. Sultanov R., Safin R., Martinez-Garcia E.A., Magid E. Modeling sunlight in Gazebo for vision-based applications under varying light conditions // *Proceedings of the 21st International Conference on Informatics in Control, Automation and Robotics (ICINCO)*. – 2024. – Vol. 1. – P. 519-526.

REFERENCES

1. Bonci A., Cen Cheng P.D., Indri M., Nabissi G., Sibona F. Human-Robot Perception in Industrial Environments: A Survey, *Sensors*, 2021, Vol. 21, No. 5, pp. 1571.
2. Chen K., Zhang D., Yao L., Guo B., Yu Z., Liu Y. Deep learning for sensor-based human activity recognition: Overview, challenges, and opportunities, *ACM Computing Surveys*, 2021, Vol. 54, No. 4, pp. 1-40.
3. Chen C., Liu Y., Kreiss S., Alahi A. Crowd-Robot Interaction: Crowd-Aware Robot Navigation with Attention-Based Deep Reinforcement Learning, *Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA 2019)*, 2019, pp. 6015-6022.
4. Liu L., Dugas D., Cesari G., Siegwart R., Dub R. Robot navigation in crowded environments using deep reinforcement learning, *2020 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, 2020, pp. 5671-5677.
5. Martinetti A., Chemweno P.K., Nizamis K., Fosch-Villaronga E. Redefining safety in light of human-robot interaction: A critical review of current standards and regulations, *Frontiers in Chemical Engineering*, 2021, Vol. 3, pp. 666237.
6. Sanchez J.A.S., Lopez-Gonzalez E., Magid E., Martinez-Garcia E.A. Double spiraliform path planning and tracking for agricultural mobile robotics: A modeling and simulation study, *Computers and Electronics in Agriculture*, 2025, Vol. 237, pp. 110715.
7. Bavle H., Sanchez-Lopez J.L., Cimarelli C., Tourani A., Voos H. From SLAM to situational awareness: Challenges and survey, *Sensors*, 2023, Vol. 23, No. 10, pp. 4849.
8. Campos C., Elvira R., Gomez-Rodriguez J.J., Montiel J.M.M., Tardos J.D. ORB-SLAM3: An Accurate Open-Source Library for Visual, Visual-Inertial and Multi-Map SLAM, *IEEE Transactions on Robotics*, 2021, Vol. 37, No. 6, pp. 1874-1890.
9. Bescos B., Facil J.M., Civera J., Neira J. DynaSLAM: Tracking, Mapping and Inpainting in Dynamic Scenes, *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2018, Vol. 3, No. 4, pp. 4076-4083.
10. Mingachev E., Lavrenov R., Tsoy T., Matsuno F., Svinin M., Suthacorn J., Magid E. Comparison of ROS-based monocular visual SLAM methods: DSO, LDSO, ORB-SLAM2 & DynaSLAM, *Lecture Notes in Computer Science*, 2020, Vol. 12336, pp. 222-233.
11. Zachariae A., Plahl F., Tang Y., Mamaev I., Hein B., Wurll C. Human-robot interactions in autonomous hospital transports, *Robotics and Autonomous Systems*, 2024, Vol. 179, pp. 104755.

12. Yoshimitsu K., Shiigi Y., Kobayashi E., Kuwana K., Kusuda K., Hoshide K., Masamune K. Exploring the potential of service robots in guiding patients and assisting mobility in medical facilities, *Advanced Robotics*, 2024, Vol. 38, No. 24, pp. 1758-1769.
13. Valner R., Masnavi H., Rybalskii I., Poluaar R., Koiv E., Aabloo A., Kruusamae K., Singh A.K. Scalable and heterogenous mobile robot fleet-based task automation in crowded hospital environments – a field test, *Frontiers in Robotics and AI*, 2022, Vol. 9, pp. 922835.
14. Yoo H.J., Kim E.H., Lee H. Mobile robots for isolation-room hospital settings: A scenario-based preliminary study, *Computational and Structural Biotechnology Journal*, 2024, Vol. 24, pp. 237-246.
15. Rondoni C., Scotto Di Luizo F., Tamantini C., Tagliamonte N.L., Chiurazzi M., Ciuti G., Zollo L. Navigation benchmarking for autonomous mobile robots in hospital environment, *Scientific Reports*, 2024, Vol. 14, pp. 18334.
16. Chebotareva E., Mustafin M., Safin R., Tsoy T., Martinez-Garcia E.A., Magid E. Camera-based safety system for collaborative assembly, *Journal of Intelligent Manufacturing*, 2024.
17. Custodio L., Machado R. Flexible automated warehouse: A literature review and an innovative framework, *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2020, Vol. 106, pp. 533-558.
18. Lackner T., Hermann J., Kuhn C., Palm D. Review of autonomous mobile robots in intralogistics: state-of-the-art, limitations and research gaps, *Procedia CIRP*, 2024, Vol. 130, pp. 930-935.
19. Pasparakis A., De Vries J., De Koster R. Assessing the Impact of Human–Robot Collaborative Order Picking Systems on Warehouse Workers, *International Journal of Production Research*, 2023, Vol. 61, No. 22, pp. 7776-7790.
20. Gao Y., Huang C.M. Evaluation of Socially-Aware Robot Navigation, *Frontiers in Robotics and AI*, 2022, Vol. 8, pp. 721317.
21. Mavrogiannis C., Baldini F., Wang A., Zhao D., Trautman P., Steinfeld A., Oh J. Core Challenges of Social Robot Navigation: A Survey, *ACM Transactions on Human-Robot Interaction*, 2023, Vol. 12, No. 3, pp. 1-39.
22. Chen C., Liu Y., Kreiss S., Alahi A. Crowd-Robot Interaction: Crowd-Aware Robot Navigation with Attention-Based Deep Reinforcement Learning, *Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA 2019)*, 2019, pp. 6015-6022.
23. Singamaneni P.T., Bachiller-Burgos P., Manso L.J., Garrell A., Sanfeliu A., Spalanzani A., Alami R. A Survey on Socially Aware Robot Navigation: Taxonomy and Future Challenges, *The International Journal of Robotics Research*, 2024, Vol. 43, No. 10, pp. 1523-1572.
24. Guillen-RUIZ S., Bandera J.P., Hidalgo-Paniagua A., Bandera A. Evolution of Socially-Aware Robot Navigation, *Electronics*, 2023, Vol. 12, No. 7, pp. 1570.
25. Astapova M.A. Intel'ektual'noe upravlenie robototekhnicheskimi sredstvami v zadache segmentatsii nor gryzunov s ispol'zovaniem glubokikh svetochnykh arkhitektur [Intelligent control of robotic means in the problem of segmentation of rodent burrows using deep convolutional architectures], *Izvestiya YuFU. Tekhnicheskie nauki* [Izvestiya SFedU. Engineering Sciences], 2025, No. 2, pp. 19-30.
26. Filippov R.A. Robototekhnicheskie sredstva dlya sbora yagod zemlyaniki [Robotic means for picking strawberries], *Mekhatronika, avtomatika i robototekhnika* [Mechatronics, Automation and Robotics], 2017, No. 1, pp. 26-27.
27. Paullada A., Raji I.D., Bender E.M., Denton E., Hanna A. Data and its (dis)contents: A survey of dataset development and use in machine learning research, *Patterns*, 2021, Vol. 2, No. 11, pp. 100336.
28. Martinetti A., Chemweno P.K., Nizamis K., Fosch-Villaronga E. Redefining safety in light of human-robot interaction: A critical review of current standards and regulations, *Frontiers in Chemical Engineering*, 2021, Vol. 3, pp. 666237.
29. Shi X., Li D., Zhao P., Tian Q., Tian Y., Long Q., Zhu C., Song J., Qiao F., Song L., Guo Y., Wang Z., Zhang Y., Qin B., Yang W., Wang F., Chan R.H.M., She Q. Are We Ready for Service Robots? The OpenLORIS-Scene Datasets for Lifelong SLAM, *2020 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA 2020)*, 2020, pp. 3139-3145.
30. Linn Kh.Kh., Lupin S.A., Linn Ch.N.Z. i dr. Natural'noe i imitatsionnoe modelirovanie tsentralizovannoy sistemy upravleniya transportnymi robotami [Natural and simulation modeling of a centralized control system for transport robots], *International Journal of Open Information Technologies*, 2020, Vol. 8, No. 4, pp. 17-24.
31. Demirel H.O., Ahmed S., Duffy V.G. Digital human modeling: A review and reappraisal of origins, present, and expected future methods for representing humans computationally, *International Journal of Human-Computer Interaction*, 2021, Vol. 38, No. 10, pp. 897-937.
32. Yin M.Y., Li J.G. A systematic review on digital human models in assembly process planning, *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2023, Vol. 125, pp. 1037-1059.
33. Abbyasov B., Gamberov T., Zhukova V., Tsoy T., Martinez-Garcia E.A., Magid E. A tutorial on modeling a real office environment in Gazebo simulator, *Journal of Robotics, Networking and Artificial Life*, 2023, Vol. 10, No. 2, pp. 166-169.

34. Tukhtamanov N., Lavrenov R., Chebotareva E., Svinin., Tsoy T., Magid E. Open-source library of human models for Gazebo simulator, *2022 International Siberian Conference on Control and Communications (SIBCON)*, 2022, pp. 1-5.
35. Fortini L., Leonori M., Gandarias J.M., De Momi E., Ajoudani A. Open-VICO: An open-source Gazebo toolkit for vision-based skeleton tracking in human-robot collaboration, *Proceedings of the 31st IEEE International Conference on Robot and Human Interactive Communication (RO-MAN)*, 2022, pp. 511-517.
36. Wang J., Li X., Gao L., Liu J., Xu C., Wang Y. Deep 3D human pose estimation: A review, *Computer Vision and Image Understanding*, 2021, Vol. 210, pp. 103225.
37. Diamantis D.E., Kalozoumis P.G., Iakovidis D.K. Digital twin for simulation and evaluation of assistive navigation systems, *Digital Twins for Digital Transformation: Innovation in Industry*. Cham: Springer, 2022, Vol. 423, pp. 147-170.
38. Eirale A., Martini M., Chiaberge M. Human-Centered Navigation and Person-Following with Omnidirectional Robot for Indoor Assistance and Monitoring, *Robotics*, 2022, Vol. 11, No. 5, pp. 108.
39. Chebotareva E., Hsia K.H., Yakovlev K., Magid E. Laser rangefinder and monocular camera data fusion for human-following algorithm by PMB-2 mobile robot in simulated Gazebo environment, *Smart Innovation, Systems and Technologies*. Singapore: Springer, 2021, Vol. 187, pp. 357-369.
40. Paul G., Scataglini S. Open-source software to create a kinematic model in digital human modeling, *DHM and Posturography*. Cambridge, MA: Academic Press, 2019, pp. 201-213.
41. Briceño L., Paul G. MakeHuman: A review of the modelling framework, *Proceedings of the 20th Congress of the International Ergonomics Association (IEA 2018)*. Cham: Springer, 2019, Vol. 822, pp. 224-232.
42. Algabri R., Choi M.-T. Deep-Learning-Based Indoor Human Following of Mobile Robot Using Color Feature, *Sensors*, 2020, Vol. 20, No. 9, pp. 2699.
43. Xie Z., Xin P., Dames P. Towards safe navigation through crowded dynamic environments, *2021 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, 2021, pp. 4934-4940.
44. Nguyen D.M., Nazeri M., Payandeh A., Datar A., Xiao X. Toward Human-Like Social Robot Navigation: A Large-Scale, Multi-Modal, Social Human Navigation Dataset, *Proceedings of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS 2023)*, 2023, pp. 7442-7447.
45. Sultanov R., Safin R., Martinez-Garcia E.A., Magid E. Modeling sunlight in Gazebo for vision-based applications under varying light conditions, *Proceedings of the 21st International Conference on Informatics in Control, Automation and Robotics (ICINCO)*, 2024, Vol. 1, pp. 519-526.

Гамберов Тимур Рустамович – Казанский (Приволжский) федеральный университет; e-mail: timycho2@it.kfu.ru; г. Казань, Россия; кафедра интеллектуальной робототехники; лаборант.

Сафин Рамиль Наibuлович – Казанский (Приволжский) федеральный университет; e-mail: safin.ramil@it.kfu.ru; г. Казань, Россия; кафедра интеллектуальной робототехники; старший преподаватель.

Чеботарева Эльвира Валерьевна – Казанский (Приволжский) федеральный университет; e-mail: elvira.chebotareva@it.kfu.ru; г. Казань, Россия; кафедра интеллектуальной робототехники; к.ф.-м.н.; доцент.

Цой Татьяна Григорьевна – Казанский (Приволжский) федеральный университет; e-mail: tt@it.kfu.ru; г. Казань, Россия; кафедра интеллектуальной робототехники; к.т.н.; доцент.

Магид Евгений Аркадьевич – Казанский (Приволжский) федеральный университет; e-mail: magid@it.kfu.ru; г. Казань, Россия; кафедра интеллектуальной робототехники; PhD; зав. кафедрой.

Gamberov Timur Rustamovich – Kazan Federal University; e-mail: timycho2@it.kfu.ru; Kazan, Russia; the Department of Intelligent Robotics; research assistant.

Safin Ramil Naibulovich – Kazan Federal University; e-mail: safin.ramil@it.kfu.ru; Kazan, Russia; the Department of Intelligent Robotics; research associate.

Chebotareva Elvira Valer'evna – Kazan Federal University, e-mail: elvira.chebotareva@it.kfu.ru; Kazan, Russia; the Department of Intelligent Robotics; cand. of phys. and math. sc.; associate professor.

Tsoy Tatyana Grigor'evna – Kazan Federal University; e-mail: tt@it.kfu.ru; Kazan, Russia; the Department of Intelligent Robotics; cand. of eng. sc.; associate professor.

Magid Evgeni Arkad'evich – Kazan Federal University; e-mail: magid@it.kfu.ru; Kazan, Russia; the Department of Intelligent Robotics; PhD; head of department.