

УДК 004.932

DOI: [10.26102/2310-6018/2025.49.2.045](https://doi.org/10.26102/2310-6018/2025.49.2.045)

Обзор и анализ технологий систем технического зрения, основанных на оптических датчиках для автоматического движения по грунтовым дорогам

А.М. Бычков✉, А.А. Буланов

Институт искусственного интеллекта, МИРЭА – Российский технологический университет, Москва, Российская Федерация

Резюме. Обзор посвящен технологиям технического зрения для автономного движения мобильного робота по грунтовым дорогам и анализу степени их технологической готовности. Выборка работ проводилась согласно методике «PRISMA» при помощи агрегатора научных статей «Google Scholar». На основе анализа работ из полученной выборки были выделены ключевые технологии, включающие в себя: наборы данных, технологии построения карты местности и технологии обнаружения дороги и препятствий. Они, в свою очередь, были поделены на подтехнологии, для каждой из которых был оценен уровень технологической готовности по представленной в работе шкале по новой предложенной интерпретации для шкалы TRL с учетом работы с грунтовыми дорогами, в частности, и со средами, сложно поддающимися исследованию в лабораторных условиях в общем случае. В результате исследования составлена статистика с выделением наиболее актуальных работ в области автономного движения по грунтовым дорогам. Также выведено, что основная тенденция развития навигации – получение и обработка комплексных данных; при анализе проходимости сосредотачиваются на извлечении и обработке геометрических признаков; существует острая необходимость в качественных наборах данных.

Ключевые слова: бездорожье, грунтовые дороги, определение препятствий, датчики глубины, классификация бездорожья, наборы данных.

Для цитирования: Бычков А.М., Буланов А.А. Обзор и анализ технологий систем технического зрения, основанных на оптических датчиках для автоматического движения по грунтовым дорогам. *Моделирование, оптимизация и информационные технологии*. 2025;13(2). URL: <https://moitvvt.ru/ru/journal/pdf?id=1892> DOI: 10.26102/2310-6018/2025.49.2.045

Review and analysis of optical sensor-based technical vision systems technologies for autonomous navigation on dirt roads

A.M. Bychkov✉, A.A. Bulanov

Institute of Artificial Intelligence, MIREA – Russian Technological University, Moscow, the Russian Federation

Abstract. This review is devoted to computer vision technologies for the autonomous navigation of a mobile robot on dirt roads, and to analyzing their degree of technological readiness. The selection of studies was conducted according to the PRISMA methodology using the academic article aggregator Google Scholar. Based on the analysis of the works from the selected sample, key technologies were identified, including datasets, terrain mapping techniques, and methods for road and obstacle detection. These were further divided into sub-technologies, each of which was evaluated for its level of technological readiness using the scale presented in the study – a newly proposed interpretation of the TRL scale – taking into account the particular challenges of working on dirt roads and in environments that are generally difficult to replicate under laboratory conditions. As a result of the study, statistics were compiled that highlight the most significant works in the field of autonomous navigation on dirt

roads. It was also concluded that the main trend in navigation development involves the acquisition and processing of comprehensive data, that traversability analysis focuses on the extraction and processing of geometric features, and that there is an urgent need for high-quality datasets.

Keywords: off-road, dirt roads, obstacle detection, depth sensors, off-road classification, datasets.

For citation: Bychkov A.A., Bulanov A.A. Review and analysis of optical sensor-based technical vision systems technologies for autonomous navigation on dirt roads. *Modeling, Optimization and Information Technology*. 2025;13(2). (In Russ.). URL: <https://moitvvt.ru/ru/journal/pdf?id=1892> DOI: 10.26102/2310-6018/2025.49.2.045

Введение

В области автономного вождения в городской среде в последнее десятилетие достигнут существенный прогресс [1, 2], позволяющий предположить, что использование автономных транспортных средств и городских мобильных роботов вскоре найдет широкое применение на практике [3, 4]. Это предположение обусловлено, в том числе, тем, что системы технического зрения [5, 6], навигации [7, 8] и машинного обучения [9, 10] для автономного транспорта в городской среде находятся на высокой степени готовности [11]. Однако, при переносе технологий автономного вождения на условия грунтовых дорог или дорог средней и трудной проходимости, выявляется ряд проблем, которые еще предстоит решить.

Главными требованиями для реализации систем автономного управления мобильным роботом или транспортным средством в черте города являются наличие большого количества дорогостоящих датчиков на борту платформы, таких как 3D-LiDAR [1, 12], чья суммарная стоимость сравнима с ценой отдельной мобильной платформы, на которой проводятся исследования, а также наличие на борту вычислителя [2], обладающего достаточными мощностями для обработки информации и систем распознавания, основанных на нейронных сетях [13, 14]. Подобные особенности присущи любым автономным транспортным средствам при решении задач автономной или полуавтоматической навигации, в том числе, работающим в условиях низкой проходимости. Основной задачей, связанной с развитием автономного транспорта, является проблема определения дороги и возможности движения по ней. При движении по грунтовому покрытию, помимо прочего, присутствует ряд специфических проблем, таких как определение типа грунта, его параметров, препятствий и их классификации.

На текущий момент область исследования автономного транспорта остается одной из самых актуальных областей, что подтверждается публикационной активностью за последние 6 лет. Каждый год за указанный период было опубликовано около 30 000 работ, связанных с технологиями, применяемыми в сфере автономного движения, что усложняет понимание общего прогресса исследований, в особенности, в области движения по грунтовым дорогам. На момент исследования количество только обзорных исследований превысило 900 публикаций.

Данное исследование является обзором существующих решений и попыткой консолидации знаний в области беспилотного наземного транспорта и, в частности, технологий, используемых при движении по грунтовым дорогам и бездорожью. Необходимость в этом обзоре обусловлена быстрым темпом развития технологий автономного вождения. С экспоненциальным ростом в этой области возникает острая необходимость в консолидации знаний, синтезе последних результатов и выявлении пробелов в литературе. Этот обзор дает основу для исследователей, инженеров и разработчиков, предоставляя обновленный анализ технологий, проблем и возможностей, тем самым направляя будущие исследования и разработки. Более того, в этой области не проводилось ни одного всестороннего исследования. Изучение недавней литературы

подчеркивает заметный пробел в комплексных исследованиях, которые специально нацелены на область обнаружения и сегментации местности для автономного вождения.

Целью данного обзора является приведение перечня наиболее полных обзорных статей по проблематике использования технического зрения для поиска пути в условиях низкой проходимости и грунтовых дорог, а также определение ключевых технологий и их готовности. В работе рассматриваются исследования, опубликованные за последние шесть лет (2019–2024 гг.), с упором на рецензируемые журналы, материалы конференций и авторитетные главы книг.

Задачами обзора являются: отражение эволюции технологий обнаружения и сегментации местности и их применения в автономном вождении, выделение канонических, а также наиболее свежих работ, создание шкалы уровней готовности технологии, применимой к автономному вождению, разработанной на основе TRL (technology readiness level) [15], присвоение уровня готовности технологии технического зрения в условиях грунтовых дорог, опираясь на данную шкалу. Устанавливая эти границы, обзор обеспечивает релевантность и полноту, одновременно предоставляя представление о траектории исследований и разработок в этой области.

Отбор источников

Для определения наиболее подходящих способов проведения данной части исследования использовались критерии PRISMA 2020 [16]. Для создания выборки статей для данного обзора использовался агрегатор «Google Scholar». Выборка осуществлялась по трем наборам ключевых слов, за период 2019–2024 гг. Отбирались статьи, отвечающие следующим критериям: на момент составления выборки количество цитирований составляет более пяти, исключение составляют публикации за 2023 и 2024 годы, для них критерий цитируемости не применялся; публикация должна носить обзорный характер, так как обзоров и обзорных работ выпускается достаточно большое количество. Так, суммарное количество публикаций по теме исследования в «Google Scholar», на момент исследования равно 106 (сто шесть) работ, а общее количество, представляемых агрегатором превышает 962 (девятьсот шестьдесят две) публикации, данный критерий отслеживался только при помощи соответствующего инструмента, непосредственно в агрегаторе «Google Scholar»; статьи обзорного характера, а также, непосредственно обзоры должны относиться к категориям: движение по грунтовым дорогам с низкой степенью проходимости, методы определения грунтовой дороги алгоритмически, методы определения грунтовой дороги при помощи датчиков.

Статистика публикационной активности и результаты выборки представлены в Таблице 1, для создания выборки использовались статьи, приведенные в Таблице 3. Всего было проанализировано около девяноста обзорных публикаций. В Таблице 1 представлено общее количество публикаций по наборам ключевых слов для поиска (общее количество публикаций) и количество публикаций, в действительности затрагивающих тему езды по грунтовым дорогам. Первый набор тегов был выбран как самый широкий, поэтому количество повторений статей для него не оценивалось. Затем, в последующих наборах тегов отдельно выделено количество найденных уникальных публикаций, а также количество публикаций, найденных при предыдущих запросах (количество пересекающихся публикаций).

Таблица 1 – Наборы ключевых слов для поиска в «Google Scholar» и градация соответствия
Table 1 – Google Scholar search keyword sets and relevance grading

Набор тегов для запроса	Год	Общее количество публикаций	Количество уникальных публикаций	Количество пересекающихся публикаций
Review, off-road environment, drivable ground, detection	2024	163	14	—
	2023	134	11	—
	2022	118	19	—
	2021	92	7	—
	2020	89	10	—
	2019	58	6	—
Review, off-road, laser scanner, LiDAR, tracking, detection	2024	50	2	13
	2023	41	9	10
	2022	52	7	13
	2021	30	5	6
	2020	33	4	6
	2019	23	2	2
Review, off-road, laser scanner, LiDAR, tracking, detection, off-road environment, deep camera	2024	46	—	21
	2023	38	4	11
	2022	46	3	22
	2021	29	—	11
	2020	29	1	10
	2019	19	2	3

Также результаты поиска работ, относящихся к теме движения по грунтовым дорогам, представлены на Рисунке 1. Представленная гистограмма отражает количество уникальных публикаций за каждый год от 2019 по 2024 по каждому из наборов ключевых слов, а также суммарное количество публикаций, участвующих в дальнейшем анализе области.

Гистограмма обзорной публикационной активности по наборам ключевых слов

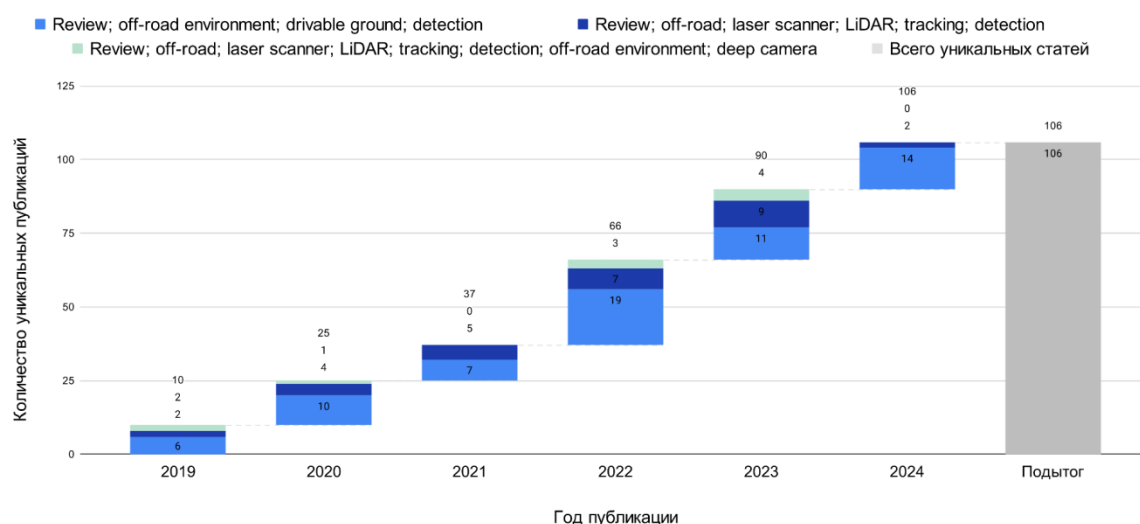


Рисунок 1 – Гистограмма публикационной активности
Figure 1 – Histogram of publication activity

Исходя из полученной статистики, можно сделать вывод, что технологии технического зрения для автономного движения мобильных роботов по грунтовым

дорогам сохраняют актуальность [2], что может быть связано с высокой степенью готовности технологии автономного управления мобильными платформами в городских условиях [3, 4]. Количество публикуемых работ в указанный период показало серьезный рост. Так в 2022 году было опубликовано 29 работ, что превысило количество публикаций за предыдущий год почти в два с половиной раза.

Были выявлены шесть наиболее часто цитируемых первоисточника, это:

- A survey on multi-sensor fusion-based obstacle detection for intelligent ground vehicles in off-road environments [17];
- Are we ready for autonomous driving? The KITTI vision benchmark suite [18];
- Deep learning sensor fusion for autonomous vehicle perception and localization: A review [19];
- Mask R-CNN [20];
- Sensor and sensor fusion technology in autonomous vehicles: A review [21];
- Vision meets robotics: The KITTI dataset [22].

Они посвящены использованию набора данных «KITTI», а также методам машинного обучения, необходимым для решения задач сегментации дороги и детектирования препятствий, в применении к автономному движению мобильного робота по грунтовым дорогам. Помимо этого, были также выявлены шесть статей обзоров с наибольшим суммарным количеством цитирований, это работы:

- Deep Residual Learning for Image Recognition [23];
- Random forests [24];
- Long short-term memory [25];
- Deep learning [26];
- U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation [27];
- A mathematical theory of communication [28].

Данные статьи посвящены методам глубокого обучения, работе с контекстной памятью в рекуррентных нейронных сетях, методам построения дерева случайных решений, а также сегментации изображений и математической теории коммуникаций.

В рамках исследования выделены обзоры с наибольшим количеством пересекающихся исследовательских публикаций, представляющие наиболее полный анализ области исследований. Данные публикации наиболее актуальны для первичного ознакомления с областью автономного движения мобильных платформ по грунтовым дорогам, так как позволяют быстро сориентироваться в современных направлениях исследований. Наиболее полными работами-обзорами можно назвать: [2], как комплексный анализ методов обработки мультимодальных данных, также [29, 30], раскрывающие вопросы автономного вождения в агрикультурной промышленности, [31, 32], посвященные алгоритмам навигации, и помимо перечисленных [33, 34] как публикации, наиболее близко рассматривающие проблемы автономного перемещения по бездорожью, а также имеющие наибольшее процентное соотношение пересекающихся с остальными работами публикаций первоисточников. Сводка по данным публикациям представлена в Таблице 2.

По представленным исследованиям представлено краткое резюмирование:

Автономное перемещение мобильной платформы подразумевает наличие достаточного количества датчиков, различного типа и принципа действия, обеспечивающих получение информации об окружающей среде. Для городских систем, вследствие высокой интенсивности движения, диапазон покрытия датчиков обязательно должен составлять 360 градусов [1, 35], в случае с грунтовыми дорогами, диапазон начинается от 120 градусов во фронтальной арке транспортного средства [35], так как в ряде случаев игнорируется возможность перемещения роботизированной платформы в транспортном потоке [36, 37]. Наличие различных датчиков подразумевает возможность

комплексирования информации, получаемой от них. Для этого используются следующие методы: К-среднего, ассоциации вероятностных данных, объединенная ассоциация вероятностных данных, распределенная проверка множественных гипотез, методы слежения, методы ковариационной согласованности, методы принятия решений, распределенное объединение данных, а также методы искусственного интеллекта [38]. Как правило, использование меньшей области видимости в задачах навигации по грунтовому покрытию связано с отсутствием необходимости мониторинга окружающих элементов, однако присутствует ряд специфических проблем, таких как определение типа грунта, его параметров, препятствий и их классификации. Также одной из проблем, связанных с развитием автономного транспорта, является проблема определения дороги и возможности движения по ней. Существуют обзоры проблем использования колесных роботов, они выделяют как проблемы возможность проскальзывания, переворота и колебаний из-за рельефа ландшафта местности [39], так и предлагают учитывать кинематику автономной платформы [40] в комплексном анализе.

Выделены основные тенденции в рассмотренных исследованиях:

1. Большинство современных исследований сосредоточены на улучшении качества работы систем навигации и позиционирования. Выделяется основная тенденция – необходимость комплексного анализа информации. Таким образом, в работах [2] и [31] подчеркивается важность слияния данных из различных источников, что позволяет использовать их комплементарные свойства для улучшения качества восприятия, а также необходимость создания и использования высоко детализированных карт на основе разнородной информации. Также в исследовании [30] авторы предлагают ввести понятие «осведомленность о ситуации» в качестве следующего шага в развитии алгоритмов автономного функционирования роботов. Основные методы включают использование различных сенсоров, для сбора данных об окружающей среде, а также применение алгоритмов глубокого обучения для улучшения обнаружения и классификации объектов в сложных условиях.

2. При анализе проходимости местности большинство современных методов сосредоточены на внешних и геометрических характеристиках окружающей среды, что приводит к игнорированию характеристик взаимодействия местности и особенностей самого робота. Это может вызвать несоответствия между желаемым и фактическим поведением [34]. В работе [34] отмечается, что в литературе наблюдается растущее внимание к влиянию свойств грунта и взаимодействию между роботами и поверхностью, что приводит к включению соответствующих свойств сенсоров и неопределенностей в методы оценки проходимости. Авторы исследования подчеркивают необходимость объединения информации об окружающей среде и платформе, а также создания стандартизированных систем оценки и эталонов, что позволит облегчить сравнение различных методов и улучшить общую эффективность обучения моделей. Также, в исследовании [32], посвященном навигации в условиях агропромышленности и, в частности, обнаружению рядов культур, отмечается, что несмотря на пригодность существующих методов к применению в сельском хозяйстве, остаются проблемы с устойчивостью систем навигации и распознавания к различным условиям и факторам окружающей среды, таким как освещение и погода.

3. Несмотря на бурное развитие систем распознавания, основанных на машинном обучении, существует острая необходимость в качественных наборах для обучения. Таким образом, в работе [2] акцентируется внимание на важности разнообразия данных, временного и пространственного выравнивания, а также эффективности разметки для подготовки мультимодальных данных. Также, подчеркивается возможность и необходимость синтеза более реалистичных виртуальных наборов данных. В работе [33]

обращают особое внимание на значительную нехватку наборов данных, сосредоточенных на условиях низкой инфраструктуры и бездорожья.

4. Для условий бездорожья отдельно выделяются специфичные проблемы: сложность определения негативных препятствий и недостаточность размеченных данных в имеющихся наборах данных для обучения, высокое влияние климатических условий на поверхность предполагаемой дороги [33, 34].

Таблица 2 – Обзоры с наибольшим количеством пересечений исходных публикаций

Table 2 – Reviews with the highest number of overlaps between source publications

Название публикации	Год публикации	Общее количество обзриваемых работ	Количество работ, имеющих повторение в других публикациях, представленных в выборке	Процент пересечения публикаций
Overview of Terrain Traversability Evaluation for Autonomous Robots	2024	148	148	100
Vision-based navigation and guidance for agricultural autonomous vehicles and robots: A review	2023	199	105	52,76
From SLAM to Situational Awareness: Challenges and Survey	2023	255	96	37,65
Simultaneous Localization and Mapping (SLAM) for Autonomous Driving: Concept and Analysis	2023	208	82	39,43
Row Detection BASED Navigation and Guidance for Agricultural Robots and Autonomous Vehicles in Row-Crop Fields: Methods and Applications	2023	204	82	40,20
Deep Multi-Modal Object Detection and Semantic Segmentation for Autonomous Driving: Datasets, Methods, and Challenges	2023	177	79	44,63
Challenges in Low Infrastructure and Off-Road Automated Driving	2023	42	24	57,14

Как видно из представленной статистики, в 2023 году были написаны наиболее полные обзорные работы, относящиеся к теме автономного движения роботизированных систем по грунтовым дорогам. Отдельно необходимо отметить [32, 41], так как данные публикации можно считать наиболее точно описывающими проблемы автономного движения мобильного робота и детектирования препятствий. Также, в рамках представляемого исследования, выделяются публикации с наименьшим количеством пересечений по исходным публикациям с другими обзорами, что может помочь

взглянуть на проблематику с новой стороны. Такой публикацией является [5], которая, в свою очередь, цитируется в иных обзорах как достоверный источник информации.

Определение степени готовности

Для оценки уровня готовности технологии была разработана новая шкала измерений на основе TRL [15]. В случае с TRL имеется ряд недостатков, которые затрудняют оценку технологического уровня для движения в условиях грунтовых дорог или бездорожья, главным из которых является возможность появления неточности в оценке из-за уровня готовности 7 – прототип или модель проверены в производственной среде, что в случае с движением в недетерминированной среде может толковаться как испытание технологии в контролируемых условиях, приближенных к реальности, что скорее эквивалентно уровню 4 или уровню 5 – концепция подтверждена в лаборатории или производственной среде соответственно. Для избежания двоякого толкования оценки была предложена другая шкала готовности, проиллюстрированная на Рисунке 2, обладающая следующими уровнями:

- 1) исследования о существовании технологии;
- 2) подтверждение существования технологии;
- 3) проведение модельных экспериментов, связанных с апробацией технологии;
- 4) проведение исследований в реальных контролируемых условиях (лабораторных);
- 5) проведение исследований в реальных не контролируемых условиях (полевые испытания);
- 6) разработка коммерческих прототипов на основе технологии;
- 7) пилотное внедрение в производство;
- 8) подтверждение коммерческой и технической готовности, сертификация;
- 9) коммерческая эксплуатация и тиражирование.

Данная шкала подразумевает, что объект, на котором производятся какие-либо испытания может дорабатываться и совершенствоваться на каждом шаге исследования технологии. Предполагается, что проведение исследований возможно только при получении максимально достоверных данных, как следствие требуется проведение исследований в максимально близкой среде. Уровень готовности в данном случае может определяться по принципу качества работы в модельной, реальной контролируемой и не контролируемых средах. На Рисунке 2 представлена предлагаемая шкала.

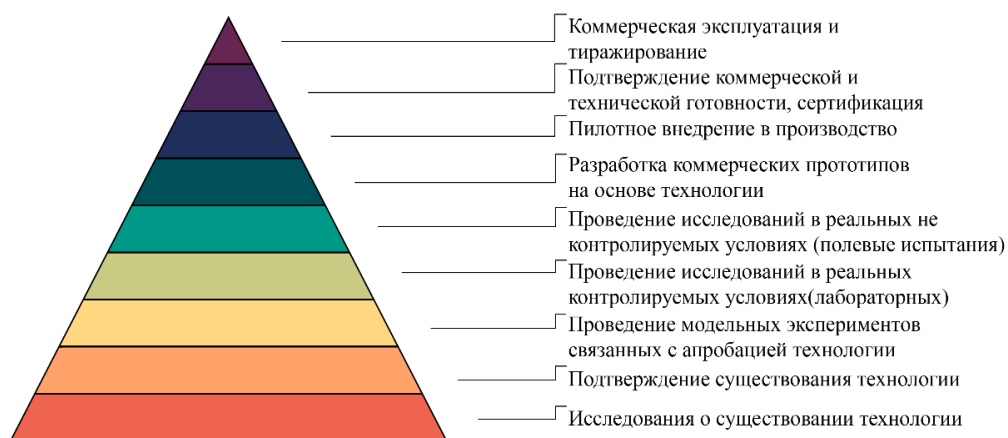


Рисунок 2 – Уровни готовности технологии
Figure 2 – Technology readiness levels

Рассмотрим каждый из уровней более подробно:

На первом уровне проводятся исследования, подтверждающие возможность существования технологии, поиск информации о смежных темах и технологиях, проводится фундаментальный обзор и поиск подтверждений для теоретического существования новой технологии.

На втором уровне проводятся фундаментальные исследования на базе тех знаний, что получены на первом этапе. Создаются первые прототипы или модели, которые способны подтвердить физическую возможность реализации технологии, вполне возможно, что данные прототипы не оптимальны и носят тестовый образ.

На третьем этапе проводятся первые работы по оптимизации технологии. На основе моделей и модельных испытаний проверяется гипотетическая работоспособность технологии в рамках тех или иных ограничений без каких-либо рисков для оборудования или исследователей.

На четвертом этапе создается наиболее оптимальный прототип на основе знаний, полученных на предыдущих этапах. Его исследование проводится в реальных, но контролируемых условиях. Подобные исследования могут проводиться в рамках работы с движением по грунтовым дорогам или бездорожью, когда проведение испытаний в лаборатории может дать частично или полностью не точный результат, в зависимости от оснащения лаборатории. На данном этапе ищутся особенности использования технологии, не очевидные на предыдущих этапах, а также проводятся испытания, направленные на улучшение прототипа.

На пятом этапе проводится тестирование технологии в случайных реальных условиях, то есть в тех условиях, в которых технология будет применяться после своего завершения. Главным отличием от предыдущего этапа является, что исследование проводится в заранее не проверенной среде, тем самым проверяется полная работоспособность технологии и вносятся изменения в прототип на основе новых полученных данных.

На шестом этапе проводится оптимизация использования технологии и прототипа для коммерческой реализации. Под этим подразумевается анализ результатов предыдущих испытаний, оптимизация конструкции и алгоритмов управления и/или распознавания препятствий, подготовка к масштабированию и производству, получение необходимых разрешений и сертификатов, разработка пользовательской документации и обучающих материалов, а также полевые демонстрации и маркетинг. И как итог всех предыдущих шагов переход к полноценному продукту.

На седьмом этапе происходит переход к широкомасштабным испытаниям и пилотным внедрениям. На этом уровне технология уже способна функционировать в реальных условиях, однако требуются дополнительные исследования и пилотные проекты, чтобы подтвердить ее надежность и экономическую целесообразность в различных сценариях. Технология может быть протестирована на нескольких площадках или в рамках пилотных запусков с привлечением первых пользователей (например, операторов бездорожной техники или логистических компаний). А также оцениваются рыночные перспективы, собираются метрики относительно эффективности/стоимости, формируется стратегия дальнейшего коммерческого развития.

На восьмом уровне подтверждается коммерческая и техническая готовность. Таким образом технология дорабатывается и оптимизируется с учетом результатов пилотных проектов, оформляются необходимые сертификаты и разрешения. Организуется масштабное производство (или поставка компонентов), выстраивается бизнес-процесс, разрабатываются регламенты эксплуатации и обслуживания, подтвержденная эффективность и конкурентоспособность в реальных условиях эксплуатации и готовность к массовому применению.

Последний девятый уровень – полноценная коммерческая эксплуатация и тиражирование. Технология успешно внедрена в широкую практику, коммерческие проекты осуществляются на постоянной основе, подтверждая окупаемость инвестиций и стабильность результатов. Происходит дальнейшее масштабирование: расширяется сфера применения, география проектов, совершенствуются сервисы послепродажного обслуживания и поддержки. И как главный итог технология становится новым технологическим стандартом.

Основываясь на данных обзорах, можно оценить степень готовности технологии по введенной шкале. Для систематизации решения задачи движения автономной мобильной платформы по грунтовым дорогам она будет разбита на подзадачи, которые можно выделить из анализа рассмотренных работ:

- задача построения карты местности и самолокализации;
- задача сегментации дороги и детектирования участков с повышенной сложностью прохождения и/или иных препятствий, а также, для подготовки системы к движению по грунтовой дороге;
- наличие наборов данных, позволяющих проводить модельные испытания.

Структурная схема взаимодействия технологий и выявленных подтехнологий представлена на Рисунке 2.



Рисунок 3 – Взаимосвязь технологий и подтехнологий для систем технического зрения, адаптированных для грунтовых дорог

Figure 3 – Interrelation of technologies and sub-technologies for machine vision systems adapted for unpaved roads

Задачи, указанные выше и на структурной схеме, совпадают с требованиями для движения автономной мобильной платформы и по индустриальной территории обозначенными в [42]. Одними из методов обнаружения опасных ситуаций на дороге, коррелирующими как с задачами для городских дорог, так и для грунтовых дорог,

являются методы, основанные на графах. Данные методы можно разделить на методы онтологии, основанной на правилах (нечеткая логика), вероятностные байесовские сетевые методы и методы нейронных сетей, основанные на графе машинного обучения. Как показывает [43], все эти методы имеют высокую результативность в условиях города. В Таблице 3 выделены ключевые технологии для реализации систем технического зрения в приложении к автономному или полуавтономному движению по грунтовым дорогам, а также сопутствующие им подтехнологии, также для каждой из технологий выделена степень готовности по введенной ранее шкале.

В Таблице 3 вводится различная градация для условий грунтовых дорог пониженной проходимости и сельского хозяйства, так как условия проходимости в сельском хозяйстве отвечают некоторым требованиям, применимым для промышленных и городских дорог, а именно: возможность детерминирования среды и единообразия поверхности движения или возможности применения более проходимых транспортных средств, для которых не важен тип поверхности, по которой они передвигаются.

Таблица 3 – Сводная таблица на степень готовности технологии машинного зрения для систем автономного движения по грунтовым дорогам

Table 3 – Summary table of the level of development of machine vision technologies for autonomous driving systems on dirt roads

Технология	Подтехнология	Научные публикации	Уровень готовности	
			Движение в условиях недетерминированных грунтовых дорог	Движение в условиях сельского хозяйства
Наборы данных	–	[5, 13, 34, 41, 44–62]	5	6
Построение карты местности и самолокализация	–	[1, 35, 36, 42, 55, 56, 60–72]	4	6
Обнаружение дороги и препятствий	Системы обнаружения, основанные на LiDAR	[1, 17, 35, 37, 41, 69, 73, 78, 81, 83–89, 102]	4	6
	Системы обнаружения, основанные на камерах	[1, 17, 21, 31, 32, 35, 37, 39, 41, 64, 69, 78, 81, 82, 87, 90–96]	4	6
	Системы обнаружения, основанные на смешанных данных	[1, 7, 17, 32, 35–37, 41, 54, 63–65, 67, 69, 70, 74, 78, 80, 88, 89, 91, 97–101, 106, 109]	4	6
	Нейросетевые технологии	[2–5, 7, 8, 14, 32, 44, 53, 63, 67, 84, 87, 97, 102–105]	4	6

В результате проведенного анализа были присвоены уровни готовности, представленные в Таблице 3. В качестве одного из итогов можно сделать вывод о том, что, в то время как технологии автономного вождения в городской или индустриальной среде с хорошо читаемым дорожным покрытием и ориентирами активно тестируются и дорабатываются в рамках готовых решений, тестирование технологий применимо к недетерминированным грунтовым дорогам и ограничено единичными прототипами, находящимися в стадии активной разработки. Наиболее готовой для применения областью технологий можно назвать методы построения карты местности и самолокализации. Это можно объяснить тем, что используемые методы идентичны или почти идентичны используемым в задачах автономного вождения в городских и индустриальных условиях и требуют не столь значительной разработки в сравнении с другими технологиями. Последующие разделы содержат обоснование о присвоении уровней готовности технологии. Отдельно вынесено обсуждение особенностей использования автономного перемещения в подготовленной сельскохозяйственной среде, так как ее можно считать средой с детерминированным бездорожьем.

Наборы данных. Единого и общепризнанного набора данных для грунтовых дорог и полного бездорожья не существует [44], но есть достаточное количество наборов данных с различным уровнем бездорожья или грунтовых дорог как по уровню проходимости, так и по типу [45, 44]. Одним из наиболее часто используемых наборов данных для решения задач, связанных с тестированием или обучением систем автономного движения мобильных платформ, является KITTI [44]. Также важно отметить, что информацию об используемых данных предоставляет крайне малое количество исследователей, в районе 15–20 % [46]. Тем не менее, существует достаточно большое количество разрозненных наборов данных [47, 48], позволяющих проводить модельные испытания [49, 50], но они ограничены условиями сбора данных [51, 52] и качеством используемого оборудования [13, 53]. Проведение натурных испытаний связано с большими рисками как финансовыми, так и здоровью исследователей, но без натурных испытаний внедрение автономных систем движения по грунтовым дорогам и бездорожью невозможно [41]. Как говорилось ранее, наиболее популярным набором данных для обучения и тестирования автономных роботизированных систем является KITTI, составленный на основе Немецких городских дорог [5, 54]. Тем не менее он применяется и для ситуаций, связанных с грунтовыми дорогами: обученные на нем модели показывают высокую результативность в условиях лесозаготовок [55]. Также средства и методы симуляции автономного вождения мобильных платформ по индустриальным зонам подробно представлены в [13, 54]. Особый интерес для исследователей представляют мультимодальные наборы данных [56] с синхронизированными по времени или объединенными по принципам семантической сегментации данных с различных датчиков [57, 58]. Также в [58] приведены наборы данных, которые можно использовать для мультимодального слияния данных и проведения на них глубокого обучения. Для решения задач моделирования в [34] приводятся наборы данных с открытым исходным кодом в этой области и проекты по построению сцены и проверке алгоритмов навигации. А в [59] также рассматриваются и анализируются наборы данных, в том числе, подходящие для движения в условиях грунтовых дорог.

Можно выделить ряд наборов данных, подходящих для моделирования отдельных ситуаций автономного движения мобильных роботов, наиболее приближенных к реальным условиям. Так, можно использовать «Offroad-Dataset-II

Computer Vision Project¹» для отработки задач на сельских грунтовых дорогах, а [60, 61] как примеры лесных грунтовых дорог, в то время как RELLIS-3D² и [62] являются примером для легких болотных грунтовых дорог, а Off-Road Open Desert Trail Detection Dataset³ можно считать подходящим набором данных для отработки автономного движения по пустыне. Значительный интерес может представлять Yamaha-CMU Off-Road Dataset⁴, так как он обеспечивает возможность работы с комбинированными условиями, из-за того, что собирался на разных грунтовых дорогах в разное время года. В [44] приводится детальное исследование по вопросам использования наборов данных и их качеству для апробации ситуаций автономного вождения. Несмотря на наличие разнообразных наборов данных для различных условий среды, не существует единой классификации наборов данных по грунтовым дорогам и часто исследователи используют наиболее подходящий, но далеко не идеальный вариант данных для проведения обучения модели, не отвечающий климатическим и территориальным условиям проведения натурных экспериментов.

На основе вышеизложенного можно считать, что уровень готовности для наборов данных не превышает пятого уровня (проведение исследований в реальных не контролируемых условиях). Таким образом, можно говорить, что имеющиеся готовые наборы данных подходят для описания недетерминированного бездорожья или грунтовых дорог в определенных условиях, но не покрывают всех возможных особенностей среды, так как, касательно имеющихся наборов, необходимая классификация и даже понятие бездорожье, наукой на данный момент однозначно не определено.

Построение карты местности и самолокализация. Для решения задачи самолокализации и построения карты местности, необходимых для автономного управления и навигации (в том числе и полуавтоматической), используются методы SLAM [63, 64], как в задачах автономной мобильной робототехники, связанных с недетерминированными грунтовыми дорогами [65], так и в задачах, связанных с движением по сельскохозяйственным угодьям [66]. Также используются различные их вариации, такие как MonoSLAM [67, 68], ORB-SLAM [69, 70], ORB-SLAM2 [69, 70]; данные методы относятся к разряду визуального SLAM, где вместо использования детекторов и дескрипторов используется все изображение целиком [71, 72].

Говоря о применении глубокого обучения для самолокализации и построения карты местности, можно считать, что данная технология все еще находится на этапе разработки и большинство исследователей сконцентрировано на решении задачи обучения нейронных сетей, а в качестве удачных решений можно привести технологии LidarSLAM [73, 69] и LOAM [68,77]. Так, в [73,74] приводится обзор сжатия данных, получаемых от LiDAR для последующей обработки, что позволяет затрачивать меньшее количество вычислительных ресурсов. В вопросе планирования пути мобильной роботизированной платформы используются методы SAPF (для навигации одного мобильного робота) и MAPF (для управления многоагентной системой). Алгоритмы поиска пути также подразделяются на классические алгоритмы классов (поиск по графу, случайной выборки и т. д.), алгоритмы интеллектуального класса оптимизации (эволюционные, роевого управления и т. д.), а начиная с 2018 года, первыми по

¹ xsianz. Offroad-Dataset-II Computer Vision Project. Roboflow Universe. URL: <https://universe.roboflow.com/xsianz/offroad-dataset-ii> (дата обращения: 03.04.2025).

² Jiang P., Osteen Ph., Wigness M., Saripalli S. RELLIS-3D: A Multi-Modal Dataset for Off-Road Robotics. Unmanned Systems Lab. URL: <https://unmannedlab.github.io/research/RELLIS-3D> (дата обращения: 03.04.2025).

³ Off-Road Open Desert Trail Detection (O2DTD) Dataset. avlab.io. URL: <https://avlab.io/datasets/offroad/> (дата обращения: 03.04.2025).

⁴ Maturana D., Chou P.-W., Uenoyama M., Scherer S. Yamaha-CMU Off-Road Dataset. AirLab. URL: <https://theairlab.org/yamaha-offroad-dataset/> (дата обращения: 03.04.2025).

популярности является алгоритмы «поиска пути» (Passage Planning) и генетический алгоритм [34, 43]; а также алгоритмы классов искусственного интеллекта [46, 75]. В [76] представляется классификация стратегий управления мобильного робота в условиях сельского хозяйства, которое можно считать легкими или средними условиями грунтовых дорог. Авторы подразделяют методы управления на пропорциональный, интегральный, дифференциальный методы (преимущества: простота использования и настройки, гибкость; недостатки: точность), метод нечеткого управления (преимущества: высокая надежность и отказоустойчивость; недостатки: динамическое качество), метод нелинейного управления (преимущества: высокая устойчивость к внешним воздействиям, скорость вычислений; недостатки: накопление ошибок самолокализации). А в [77] проводится анализ методов для оценки рисков, связанных со столкновениями и работой автономных роботов, в [34] рассматривается проблематика автономной навигации в условиях сложной местности и оценке рельефа. Технологии построения карты и самолокализации мобильных роботов крайне развиты и их применение как в условиях города, так и в условиях грунтовых дорог отличается слабо.

Таким образом, можно считать, что уровень технологии равен четырем – проводятся испытания в реальных контролируемых условиях.

Обнаружение пути и препятствий. Для структуризации информации о методах детектирования препятствий и дороги мобильными роботами можно выделить следующую классификацию по типам данных: решения на основе камер (монокулярная камера, система из нескольких монокулярных камер, стереокамера, камера глубины) [37, 41], на основе LiDAR (несколько 2D-LiDAR или 3D-LiDAR) [78] и смешанное получение данных [79, 80]. Далее будут отдельно рассмотрены системы технического зрения для мобильной робототехники основанные на LiDAR, камерах и получении гибридной информации. Для обработки информации в современных системах применяют преимущественно машинное обучение или сплав машинного обучения с классическим анализом, поэтому отдельным пунктом вынесены особенности нейросетевой обработки получаемой информации.

LiDAR. LiDAR в мобильной робототехнике хорошо известен тем, что использует лазерные лучи для получения информации об угле, дальности и размере. Считается, что LiDAR предлагает несколько преимуществ, таких как широкое поле зрения (FoV), высокая точность и разрешение, предоставление трехмерной информации и способность оценивать объекты на больших расстояниях [81, 82].

Для оценки методов определения точности обнаружения дороги, систем, основанных на LiDAR, используются метрики: CPA, Recall, IoU, Dice и mIoU. Точность обнаружения препятствий колеблется от 80 до 95 % в зависимости от метрики, что свидетельствует о достаточном результате для использования 3D-LiDAR в данной задаче. Более того, можно считать, что, как основная система 3D-LiDAR [83, 84] наиболее подходят для обнаружения дороги мобильным роботом, при отсутствии иных датчиков [85, 86]. К недостаткам систем поиска пути, основанных на LiDAR, можно отнести понижение эффективности при наличии шума в новых изображениях, а также при столкновении с новым типом текстуры грунта [87, 88]. Основными методами анализа данных являются «Negative Obstacle Detector» (NODR) и машина опорных векторов (SVM) [86, 89]. Для сегментации дороги можно выделить следующие категории методов: методы на основе 2,5D-сетки, метод наземного моделирования, метод соседних точек и локальных объектов, а также методы, основанные на обучении, являющиеся прогрессивной технологией [84]. Также для более удобного рассмотрения информации могут использоваться методы свертки данных получаемых LiDAR [73].

Опасность для систем, основанных на LiDAR, заключается в погодных условиях, от которых падает точность и дальность работы датчиков. Для борьбы с этим

используются методы HDDM+ (High Definition Distance Measurement Plus), WeatherNet на базе сверточной нейронной сети [1]. Также для подобных систем представляют опасность изменяющаяся среда, такая как трава, туман, снег и т. д. [78, 88]. Из-за наличия подобных недостатков падает достоверность получаемых данных, что, в свою очередь, приводит к понижению точности работы всей системы [78, 88].

Таким образом, можно считать, что уровень технологии применения систем, основанных исключительно на LiDAR, находится на уровне развития четыре – что соответствует разработке прототипа для использования в условиях грунтовых дорог и его испытаниям в лабораторной, детерминированной среде.

Камера. Камеры в первую очередь используют для получения информации о цвете. Существует множество версий камер с высоким разрешением, способных предоставлять трехмерную информацию. Часто данные камеры просты в развертывании на мобильном роботе и имеют широкий угол обзора. Технологии камер значительно продвинулись вперед и теперь обладают небольшими размерами и весом, а также возможностями предоставления информации о глубине (например, стереокамеры или камеры RGB-D) на достаточном расстоянии. Однако они, как правило, требуют процесса извлечения признаков, на них могут влиять погодные условия и условия освещенности, и они не предоставляют прямой информации о скорости и расстоянии [81, 82]. Также считается, что системы, основанные на камерах, относятся к пассивным системам и часто применяются для детектирования неисправности дорожного покрытия [90, 91].

Системы, основанные на получении 3D-изображения, показывают большой прорыв в последнее время, и точность сегментации и детектирования составляет от 56 до 98,9 % в случае обнаружения малых дефектов при малой скорости движения автономной мобильной платформы в условиях городской среды [88], в условиях грунтовых дорог точность определения падает до 64 %. Для определения точности сегментации объектов используются метрики: MOTP, MT, ML, IDS и FRAG [41, 92]. Одной из главных проблем использования видео потока от стереокамер мобильным роботом, является необходимость калибровки [93], для повышения точности работы системы. Для калибровки, как правило, используются классические методы и методы глубокого обучения [92, 94].

Для решений, оснащенных монокулярной системой наведения, значение ошибки составляет порядка 0,028–0,034 м, в то время как системы, основанные на бинокулярном зрении, показывают ошибку по траектории в районе 0,089 м, но при этом ошибка по отклонению от курса не превышает 3,66 градусов [66]. А как отмечают авторы [95], также существуют серьезные проблемы в разработке систем технического зрения для мобильных платформ, применимых в лесных массивах, главной из которых является обеспечение картографирования и самолокализации в лесных условиях. Помимо этого, возникают проблемы и в различных погодных условиях, и в среде, вызывающей загрязнение сенсоров, например: дождь, снег и т. д. [88]. Один из методов решения этих проблем при работе с монокулярной камерой описан в [96], его суть сводится к проецированию вертикальных линий для определения деревьев и горизонтальных, для плоскостей дорог, а также макетному представлению расположения дороги.

На основе представленного выше анализа можно считать, что уровень TRL для технологий технического зрения, основанных исключительно на камерах, также не превышает четвертого – совершенствование прототипов с испытаниями в лабораторных условиях.

Смешанные системы. В случае движения мобильного робота по грунтовым дорогам использование датчиков для навигации и оценки среды играет огромную роль, наиболее распространенными являются камеры и LiDAR. В случае камер выделяются следующие достоинства: умение идентифицировать цвета и текстуры с относительно

высокой точностью обнаружения; а также очень важный недостаток: под влиянием изменений интенсивности света уменьшается возможность распознавания объектов в окружающей среде, например, ночью или в сумерках. Для LiDAR описываются следующие плюсы: высокая точность, датчик дальнего действия более 250 м; и минусы: высокая стоимость и редкость, низкая доступность на рынке. Тем не менее одним из лучших сочетаний датчиков для получения данных в реальном времени считается 3D-LiDAR, камера глубины и радар [97], поток информации с которых обрабатывается «YOLO-V3» DCNN [63, 89].

Для систем технического зрения, которые устанавливаются на автономные и полуавтономные роботизированные тракторы используются: монокулярное зрение (показывает точность автономного управления 95 % при низких скоростях до 1,1 м/с, часто использует экспертные системы), бинокулярное зрение (показывает возможность использования более широкого спектра алгоритмов, таких как использование стереозрения для детектирования трехмерных объектов и создания карт глубины) [41, 64]. Также к плюсам стереозрения можно отнести возможность детектирования глубины водных препятствий [17, 98]. Для комбинирования данных, получаемых от LiDAR и камер все чаще используются нейросетевые технологии. Наиболее часто используется нейросеть «PointNet» или «RosNet» [99]. Также важно отметить, что камеры глубины в комбинации с LiDAR системами обеспечивают точность составления карты глубины порядка 80 % [91], что является большим показателем точности чем у систем, основанных на камерах глубины или LiDAR в отдельности [100]. Также в [99] представлен подробный обзор работы с LiDAR на основе глубокого обучения и калибровке по внешней монокамере, а в [74] обзор методов регистрации жесткого облака точек на основе глубокого обучения.

Одной из последних тенденций развития технологии получения наиболее достоверной информации о дороге является семантическая сегментация, которая в приложении к автономному движению мобильного робота позволяет объединять информацию из разных источников, как, например, LiDAR и камера, в одно входное изображение [69, 70], для последующей обработки нейронной сетью [101, 102].

Уровень развития этой технологии для условий грунтовых дорог также можно считать достаточным, для присвоения только четвертого уровня (испытания в лаборатории), хотя для городских условий данную систему можно считать подтвержденной (шестой уровень).

Системы, основанные только на нейронных сетях. В случае работы с системами, основанными на машинном обучении точность сегментации дороги и детектирования участков трудной проходимости мобильным роботом составляет 86–98 %. Методы машинного обучения показывают отличные результаты, но обладают разными наборами сильных и слабых сторон, так для систем, основанных на глубоком обучении, сильными сторонами являются: работа с неструктурированными данными, автоматическое извлечение признаков данных и возможность предоставления комплексных решений, в то время как традиционное машинное обучение, хоть и нуждается в структурированных данных, требует минимального исходного набора данных, просто в архитектуре и способно функционировать на малом объеме вычислительных мощностей [2, 87]. Также методы глубокого обучения подразделяются на обучение с наблюдателем [8, 63] и обучение с подкреплением [103, 104]. А в работах [105, 106] представлены полные обзоры технологий глубокого обучения в приложении к задачам мобильной робототехники.

К проблемам автономного управления мобильной платформой, основанных на методах машинного обучения, можно отнести следующее: большой объем времени и данных, требующийся для обучения, выбор архитектуры для нейронной сети,

спецификация цели работы алгоритмов, сложности при обобщении и адаптации алгоритмов, необходимость проверки и валидации результатов работы алгоритмов, а также, как выделяют в [14, 103], обеспечение безопасности при возникновении ошибки в работе с системами автономного управления мобильной платформой. Если говорить про распознавание отдельных объектов как таковых, то значение ошибки составляет в районе 5 % [53], но в случае с детектированием и сегментацией дороги и объектов на ней, значение точности составляет до 89,8 %, что также является достаточным показателем.

Для анализа проходимости местности мобильным роботом используются следующие методы: регрессия затрат на обход, классификация типов местности, смешанная регрессия и классификация [7, 32], все представленные методы навигации основываются на методах классического и глубокого машинного обучения. Большинство методов в работе [7] имеют схожие признаки: использование байесовского ядра, получение трехмерной карты местности и наличие последующей семантической сегментации [71, 67]. Для получения карты глубины используются различные методы, но наиболее популярно использование 3D-LiDAR [7]. Также нужно отметить, что для систем обнаружения препятствий часто используются нейросетевые технологии как для сегментации дороги [4, 5], так и для детекции препятствий [14]. В настоящее время часто используются классические сети: «Fast R-CNN», «R-FCN», «Mask RCNN», «YOLO» и т. д. [63, 82]; которые показали высокую результативность на наборах данных для автономного движения по дорогам, применяемых в автономной мобильной робототехнике, таким как KITTI [44, 97].

В отрыве от недетерминированных грунтовых дорог системы технического зрения, основанные на нейросетевых технологиях, обладают шестым уровнем, но из-за специфики обучения нейронных сетей и работы в неиндустриальных условиях уровень TRL для систем на основе нейронных сетей и машинного обучения не превышает четвертого уровня – разработки прототипа, пригодного для работы в условиях грунтовых дорог в лабораторной среде.

Особенности применения в сельском хозяйстве

Применение систем технического зрения в условиях сельского хозяйства [63, 107] является наиболее продвинутой областью исследований в области автономного движения роботизированных платформ по бездорожью [63, 66]. Роботизированные системы, разрабатываемые для сельского хозяйства, классифицируются как специальные и создаются под конкретные задачи [108, 109].

Выделяя системы автономной навигации в условиях, регулярных грунтовых дорог и строго детерминированного бездорожья – сельском хозяйстве, используются два ключевых принципа. Первый – это разметка пространства перед автономным транспортным средством на плоскость и объекты на плоскости, что позволяет детектировать препятствия (деревья, камни и т. д.); второй принцип – бинарная классификация аппроксимированной плоскости на проходимую и непроходимую [29]. Также, имеется альтернативная классификация обнаружения дороги в условиях низкой проходимости [89]. Она подразумевает разделение на поиск дороги и поиск препятствий, последнее разделяется на поиск выпуклых препятствий, вогнутых препятствий и нависающих препятствий. Более того для систем технического зрения, рассчитанных на сельское хозяйство, часто применимы аналогичные для городской среды алгоритмы из-за изначально заложенных требований к окружающей среде [36] или заранее созданной проходимой платформы [110, 63], как, например, трактор [63, 107]. Подобные роботы оснащаются набором датчиков, как правило, включающим LiDAR и камеры глубины

[111]. Главными проблемами для сельскохозяйственных роботов являются [112, 101]: разработка отдельных роботов под отдельные задачи, изменение времен года, скорость выполнения задачи, а также повышенная скорость износа вследствие физического и химического воздействия на роботов со стороны сельского хозяйства.

Приложение задачи автономного движения по сельской местности к мобильной робототехнике обладает рядом своих достоинств, главным из которых является возможность адаптации мобильной платформы к заранее известным условиям местности, на которой она будет использоваться [40, 107], вплоть до описания конкретного типа кинематики робота под определенный спектр задач (шагающий, колесный, гусеничный или сочетающий разные варианты комбинаций). Так как задачи сельскохозяйственных роботов часто сводятся к работе в максимально возможно детерминированной среде, разработка решений для сельского хозяйства значительно упрощается. Для испытаний в области применяются проходимые автономные транспортные платформы [53, 54], единого стандарта для проведения испытаний не выявлено.

На основе представленных статей можно заключить, что уровень развития технологии систем технического зрения для автономного движения сельскохозяйственных роботов для наборов данных, построения карты местности самолокализации на ней, а также получении мультисенсорной информации и обработке ее нейросетевыми методами равен шестому уровню (разработка коммерческих прототипов на основе технологии), для распознавания дороги и препятствий при использовании систем, основанных исключительно на LiDAR или камерах, равен, также, шестому уровню [36, 63]. То есть, технологию можно считать готовой для коммерческого применения.

Обсуждение

В данной работе представлен обзор и анализ научных публикаций, посвященных обзорам технологий технического зрения для автономного управления роботом с учетом необходимости движения по грунтовым дорогам. Был проведен обзор и присвоены уровни готовности технологии к внедрению (TRL) технического зрения для автономного движения мобильных роботов в условиях грунтовых дорог. Технологию автоматического управления транспортным средством в черте города можно считать готовой или находящейся на завершающем этапе (пограничное состояние уровней восемь и девять TRL) [15]. Использование аналогов для управления автономными роботами в условиях сельского хозяйства находится на завершающих этапах развития, что связано с похожестью условий сельского хозяйства с детерминированной средой города [36, 66], зачастую технологии технического зрения применяются для поиска краев тропы между рядами растений, а условия функционирования робота либо максимально приближены к городским (твердая почва и детерминированная среда), либо могут игнорироваться из-за высокой изначальной проходимости транспортного средства.

В применении к грунтовым дорогам уровень развития нейросетевых технологий для сегментации дороги и детектирования препятствий мобильным роботом можно считать достаточным. Важными проблемами для реализации технологии автоматического движения по грунтовым дорогам можно считать отсутствие проверенного метода определения ситуации и принятия решений (наиболее перспективными в данной области является использование методов машинного обучения и нечеткой логики), а также отсутствие единого набора данных, позволяющего

проведение модельных экспериментов, в то время как проведение натурных испытаний связано с рисками порчи оборудования и травмоопасно для исследователя.

Одним из наиболее популярных наборов данных для обучения является KITTI, что слабо применимо для условий грунтовых дорог. Хотя в работе был приведен небольшой список наборов данных, которые можно использовать для изучения грунтовых дорог, важно отметить, что главной проблемой имеемых наборов данных является их не структурированность, также они обладают крайне высокой зависимостью от места проведения исследований. К большинству работ, посвященных автономному движению мобильного робота по грунтовым дорогам (в районе 70 %), не прилагаются исходные данные, что также усложняет верификацию результатов. Наиболее подходящим для использования в автоматизации движения мобильных роботов по грунтовым дорогам набором данных, рассмотренным в данной работе, можно считать «Yamaha-CMU Off-Road Dataset», однако он не покрывает все возможные гипотетические условия среды функционирования мобильной платформы. Данный набор данных подходит для обучения систем применимых в условиях центральной Америки, центральной Европы или средневропейской полосы России.

Менее значимой проблемой можно считать отсутствие классов для объектов испытания, что мешает объективно сравнивать результаты, полученные различными исследователями. Имеется проблема с четким определением сенсорной системы для роботизированной платформы, так как использование LiDAR в условиях грунтовых дорог связано с нарастанием ошибок измерения и возможностью ложной детекции препятствий [21, 38]. Данную проблему частично решает использование систем, основанных на моно- и стереозрении [113], а также последующее комплексирование данных [91, 114].

На основе анализа обзоров были выявлены публикации с наибольшим пересечением источников, что позволяет считать их наиболее необходимыми к изучению, при ознакомлении с областью исследований автоматического управления транспортным средством в условиях грунтовых дорог. Также, по количеству публикаций в зависимости от времени, можно отметить, что на данный момент данная тема является актуальной и все чаще привлекает к себе интерес исследователей.

Заключение

Был проведен обзор и анализ обзорных научных публикаций, посвященных системам технического зрения для движения автономных мобильных платформ. На основе данной работы можно сделать следующие выводы. Для систем технического зрения в городских условиях уровень технологии можно считать равным шестому; системы, применимые в условиях сельского хозяйства, также соответствуют шестому уровню развития, но внедряются не так активно; системы, которые должны применяться в условиях недетерминированных грунтовых дорог, находятся в рамках четвертого уровня, как правило, не выходя за пределы контролируемых испытаний. Методы нейросетевой сегментации и детектирования показывают достаточно высокие результаты, в районе 89,8 %, что можно считать достаточным. Важной проблемой можно считать отсутствие единого набора данных для исследования автономного движения мобильного робота в условиях грунтовых дорог. Некоторые исследователи используют набор KITTI, для условий лесозаготовок или сельского хозяйства. Одним из наиболее подходящих наборов данных можно считать «Yamaha-CMU Off-Road Dataset», так как данный набор данных собирался в условиях Грунтовых дорог и в различное время года, что повышает его привлекательность для исследователей. Также были выявлены проблемы с сенсорными системами в условиях грунтовых дорог, связанные с

нарастанием ошибки и ложной детекцией объектов. Помимо этого, был проведен анализ рассматриваемых публикаций на предмет наибольшего и наименьшего количества цитирований, а также поиск наиболее часто цитируемой статьи первоисточника, для выявления наиболее интересных для ознакомления исследователей работ, связанных с проблематикой технического зрения для мобильных роботов в условиях грунтовых дорог.

СПИСОК ИСТОЧНИКОВ / REFERENCES

1. Zhang Yu., Carballo A., Yang H., Takeda K. Perception and Sensing for Autonomous Vehicles Under Adverse Weather Conditions: A Survey. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*. 2023;196:146–177. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2022.12.021>
2. Feng D., Haase-Schütz Ch., Rosenbaum L., et al. Deep Multi-Modal Object Detection and Semantic Segmentation for Autonomous Driving: Datasets, Methods, and Challenges. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*. 2021;22(3):1341–1360. <https://doi.org/10.1109/TITS.2020.2972974>
3. Biswas A., Reon M.A.O., Das P., et al. State-of-the-Art Review on Recent Advancements on Lateral Control of Autonomous Vehicles. *IEEE Access*. 2022;10:114759–114786. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3217213>
4. Haque T.S., Rahman Md.A., Islam Md.R., et al. A Review on Driving Control Issues for Smart Electric Vehicles. *IEEE Access*. 2021;9:135440–135472. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3116353>
5. Zablocki É., Ben-Younes H., Pérez P., Cord M. Explainability of Deep Vision-Based Autonomous Driving Systems: Review and Challenges. *International Journal of Computer Vision*. 2022;130(10):2425–2452. <https://doi.org/10.1007/s11263-022-01657-x>
6. Chen L., Li Yu., Huang Ch., et al. Milestones in Autonomous Driving and Intelligent Vehicles: Survey of Surveys. *IEEE Transactions on Intelligent Vehicles*. 2023;8(2):1046–1056. <https://doi.org/10.1109/TIV.2022.3223131>
7. Guastella D.C., Muscato G. Learning-Based Methods of Perception and Navigation for Ground Vehicles in Unstructured Environments: A Review. *Sensors*. 2020;21(1). <https://doi.org/10.3390/s21010073>
8. King Ch., Ries L., Langner J., Sax E. A Taxonomy and Survey on Validation Approaches for Automated Driving Systems. In: *2020 IEEE International Symposium on Systems Engineering (ISSE), 12 October – 12 November 2020, Vienna, Austria*. IEEE; 2020. P. 1–8. <https://doi.org/10.1109/ISSE49799.2020.9272219>
9. Mihalj T., Li H., Babić D. Road Infrastructure Challenges Faced by Automated Driving: A Review. *Applied Sciences*. 2022;12(7). <https://doi.org/10.3390/app12073477>
10. Gholambosseini A., Seitz J. Vehicle Classification in Intelligent Transport Systems: An Overview, Methods and Software Perspective. *IEEE Open Journal of Intelligent Transportation Systems*. 2021;2:173–194. <https://doi.org/10.1109/OJITS.2021.3096756>
11. Divakarla K.P., Emadi A., Razavi S., Habibi S., Yan F. A Review of Autonomous Vehicle Technology Landscape. *International Journal of Electric and Hybrid Vehicles*. 2019;11(4):320–345. <https://doi.org/10.1504/IJEHV.2019.102877>
12. Lopac N., Jurdana I., Brnelić A., Krljan T. Application of Laser Systems for Detection and Ranging in the Modern Road Transportation and Maritime Sector. *Sensors*. 2022;22(16). <https://doi.org/10.3390/s22165946>
13. Liu L., Lu S., Zhong R., et al. Computing Systems for Autonomous Driving: State of the Art and Challenges. *IEEE Internet of Things Journal*. 2021;8(8):6469–6486. <https://doi.org/10.1109/JIOT.2020.3043716>

14. Brunke L., Greeff M., Hall A.W., et al. Safe Learning in Robotics: From Learning-Based Control to Safe Reinforcement Learning. *Annual Review of Control, Robotics, and Autonomous Systems*. 2022;5:411–444. <https://doi.org/10.1146/annurev-control-042920-020211>
15. Mankins J.C. Technology Readiness Level – A White Paper. ResearchGate. URL: https://www.researchgate.net/publication/247705707_Technology_Readiness_Level_-_A_White_Paper [Accessed 3rd April 2025].
16. Page M.J., McKenzie J.E., Bossuyt P.M., et al. The PRISMA 2020 Statement: An Updated Guideline for Reporting Systematic Reviews. *BMJ*. 2021;372. <https://doi.org/10.1136/bmj.n71>
17. Hu J.-W., Zheng B.-Yi., Wang C. A Survey on Multi-Sensor Fusion Based Obstacle Detection for Intelligent Ground Vehicles in Off-Road Environments. *Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering*. 2020;21(5):675–692. <https://doi.org/10.1631/FITEE.1900518>
18. Geiger A., Lenz Ph., Urtasun R. Are We Ready for Autonomous Driving? The KITTI Vision Benchmark Suite. In: *2012 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 16–21 June 2012, Providence, RI, USA*. IEEE; 2012. P. 3354–3361. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2012.6248074>
19. Fayyad J., Jaradat M.A., Gruyer D., Najjaran H. Deep Learning Sensor Fusion for Autonomous Vehicle Perception and Localization: A Review. *Sensors*. 2020;20(15). <https://doi.org/10.3390/s20154220>
20. He K., Gkioxari G., Dollár P., Girshick R. Mask R-CNN. In: *2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), 22–29 October 2017, Venice, Italy*. IEEE; 2017. P. 2980–2988. <https://doi.org/10.1109/ICCV.2017.322>
21. Yeong D.J., Velasco-Hernandez G., Barry J., Walsh J. Sensor and Sensor Fusion Technology in Autonomous Vehicles: A Review. *Sensors*. 2021;21(6). <https://doi.org/10.3390/s21062140>
22. Geiger A., Lenz P., Stiller Ch., Urtasun R. Vision Meets Robotics: The KITTI Dataset. *The International Journal of Robotics Research*. 2013;32(11):1231–1237. <https://doi.org/10.1177/0278364913491297>
23. He K., Zhang X., Ren Sh., Sun J. Deep Residual Learning for Image Recognition. In: *2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 27–30 June 2016, Las Vegas, NV, USA*. IEEE; 2016. P. 770–778. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2016.90>
24. Breiman L. Random Forests. *Machine Learning*. 2001;45:5–32. <https://doi.org/10.1023/A:1010933404324>
25. Hochreiter S., Schmidhuber J. Long Short-Term Memory. *Neural Computation*. 1997;9(8):1735–1780. <https://doi.org/10.1162/neco.1997.9.8.1735>
26. LeCun Ya., Bengio Yo., Hinton G. Deep Learning. *Nature*. 2015;521:436–444. <https://doi.org/10.1038/nature14539>
27. Ronneberger O., Fischer Ph., Brox Th. U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation. In: *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention – MICCAI 2015: 18th International Conference: Proceedings: Part III, 05–09 October 2015, Munich, Germany*. Cham: Springer; 2015. P. 234–241. https://doi.org/10.1007/978-3-319-24574-4_28
28. Shannon C.E. A Mathematical Theory of Communication. *The Bell System Technical Journal*. 1948;27(3):379–423. <https://doi.org/10.1002/j.1538-7305.1948.tb01338.x>
29. Bai Yu., Zhang B., Xu N., Zhou J., Shi J., Diao Zh. Vision-Based Navigation and Guidance for Agricultural Autonomous Vehicles and Robots: A Review. *Computers and Electronics in Agriculture*. 2023;205. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2022.107584>

30. Shi J., Bai Yu., Diao Zh., Zhou J., Yao X., Zhang B. Row Detection BASED Navigation and Guidance for Agricultural Robots and Autonomous Vehicles in Row-Crop Fields: Methods and Applications. *Agronomy*. 2023;13(7). <https://doi.org/10.3390/agronomy13071780>
31. Bavle H., Sanchez-Lopez J.L., Cimorelli C., Tourani A., Voos H. From SLAM to Situational Awareness: Challenges and Survey. *Sensors*. 2023;23(10). <https://doi.org/10.3390/s23104849>
32. Zheng Sh., Wang J., Rizos Ch., Ding W., El-Mowafy A. Simultaneous Localization and Mapping (SLAM) for Autonomous Driving: Concept and Analysis. *Remote Sensing*. 2023;15(4). <https://doi.org/10.3390/rs15041156>
33. Carruth D.W., Walden C.T., Goodin Ch., Fuller S.C. Challenges in Low Infrastructure and Off-Road Automated Driving. In: *2022 Fifth International Conference on Connected and Autonomous Driving (MetroCAD), 28–29 April 2022, Detroit, MI, USA*. IEEE; 2022. P. 13–20. <https://doi.org/10.1109/MetroCAD56305.2022.00008>
34. Shu Yo., Dong L., Liu J., Liu Ch., Wei W. Overview of Terrain Traversability Evaluation for Autonomous Robots. *Journal of Field Robotics*. 2024. <https://doi.org/10.1002/rob.22461>
35. Marin-Plaza P., Yagüe D., Royo F., et al. Project ARES: Driverless Transportation System. Challenges and Approaches in an Unstructured Road. *Electronics*. 2021;10(15). <https://doi.org/10.3390/electronics10151753>
36. Meshram A.T., Vanalkar A.V., Kalambe K.B., Badar A.M. Pesticide Spraying Robot for Precision Agriculture: A Categorical Literature Review and Future Trends. *Journal of Field Robotics*. 2021;39(2):153–171. <https://doi.org/10.1002/rob.22043>
37. Badrloo S., Varshosaz M., Pirasteh S., Li J. Image-Based Obstacle Detection Methods for the Safe Navigation of Unmanned Vehicles: A Review. *Remote Sensing*. 2022;14(15). <https://doi.org/10.3390/rs14153824>
38. Kolar P., Benavidez P., Jamshidi M. Survey of Datafusion Techniques for Laser and Vision Based Sensor Integration for Autonomous Navigation. *Sensors*. 2020;20(8). <https://doi.org/10.3390/s20082180>
39. Miao Q., Lv Yi., Huang M., Wang X., Wang F.-Yu. Parallel Learning: Overview and Perspective for Computational Learning Across Syn2Real and Sim2Real. *IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica*. 2023;10(3):603–631. <https://doi.org/10.1109/JAS.2023.123375>
40. He M., Yue X., Zheng Yu., et al. State of the Art and Future Trends in Obstacle-Surmounting Unmanned Ground Vehicle Configuration and Dynamics. *Robotica*. 2023;41(9):2625–2647. <https://doi.org/10.1017/S0263574723000577>
41. Rateke Th., Justen K.A., Chiarella V.F., et al. Passive Vision Region-Based Road Detection: A Literature Review. *ACM Computing Surveys*. 2019;52(2). <https://doi.org/10.1145/3311951>
42. Velasco-Hernandez G., Yeong D.J., Barry J., Walsh J. Autonomous Driving Architectures, Perception and Data Fusion: A Review. In: *2020 IEEE 16th International Conference on Intelligent Computer Communication and Processing (ICCP), 03–05 September 2020, Cluj-Napoca, Romania*. IEEE; 2020. P. 315–321. <https://doi.org/10.1109/ICCP51029.2020.9266268>
43. Xiao D., Dianati M., Geiger W.G., Woodman R. Review of Graph-Based Hazardous Event Detection Methods for Autonomous Driving Systems. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*. 2023;24(5):4697–4715. <https://doi.org/10.1109/TIT.2023.3240104>
44. Janai J., Güney F., Behl A., Geiger A. Computer Vision for Autonomous Vehicles: Problems, Datasets and State of the Art. *Foundations and Trends® in Computer Graphics and Vision*. 2020;12(1–3):1–308. <https://doi.org/10.1561/06000000079>

45. Ryu S., Won J., Chae H., Kim H.S., Seo T. Evaluation Criterion of Wheeled Mobile Robotic Platforms on Grounds: A Survey. *International Journal of Precision Engineering and Manufacturing*. 2024;25(3):675–686. <https://doi.org/10.1007/s12541-023-00912-6>
46. Cumbajin E., Rodrigues N., Costa P., et al. A Systematic Review on Deep Learning with CNNs Applied to Surface Defect Detection. *Journal of Imaging*. 2023;9(10). <https://doi.org/10.3390/jimaging9100193>
47. Liao Yi., Xie J., Geiger A. KITTI-360: A Novel Dataset and Benchmarks for Urban Scene Understanding in 2D and 3D. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 2023;45(3):3292–3310. <https://doi.org/10.1109/TPAMI.2022.3179507>
48. Cordts M., Omran M., Ramos S., et al. The Cityscapes Dataset for Semantic Urban Scene Understanding. In: *2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 27–30 June 2016, Las Vegas, NV, USA. IEEE; 2016. P. 3213–3223. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2016.350>
49. Neuhold G., Ollmann T., Bulò S.R., Kotschieder P. The Mapillary Vistas Dataset for Semantic Understanding of Street Scenes. In: *2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*, 22–29 October 2017, Venice, Italy. IEEE; 2017. P. 5000–5009. <https://doi.org/10.1109/ICCV.2017.534>
50. Yu F., Chen H., Wang X., et al. BDD100K: A Diverse Driving Dataset for Heterogeneous Multitask Learning. In: *2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 13–19 June 2020, Seattle, WA, USA. IEEE; 2020. P. 2633–2642. <https://doi.org/10.1109/CVPR42600.2020.00271>
51. Caesar H., Bankiti V., Lang A.H., et al. nuScenes: A Multimodal Dataset for Autonomous Driving. In: *2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 13–19 June 2020, Seattle, WA, USA. IEEE; 2020. P. 11618–11628. <https://doi.org/10.1109/CVPR42600.2020.01164>
52. Che E., Jung J., Olsen M.J. Object Recognition, Segmentation, and Classification of Mobile Laser Scanning Point Clouds: A State of the Art Review. *Sensors*. 2019;19(4). <https://doi.org/10.3390/s19040810>
53. Rathee M., Bačić B., Doborjeh M. Automated Road Defect and Anomaly Detection for Traffic Safety: A Systematic Review. *Sensors*. 2023;23(12). <https://doi.org/10.3390/s23125656>
54. Ly A.O., Akhloufi M. Learning to Drive by Imitation: An Overview of Deep Behavior Cloning Methods. *IEEE Transactions on Intelligent Vehicles*. 2021;6(2):195–209. <https://doi.org/10.1109/TIV.2020.3002505>
55. Razali M.R., Faudzi A.A.M., Shamsudin A.U. Visual Simultaneous Localization and Mapping: A Review. *PERINTIS eJournal*. 2022;12(1):23–34.
56. Yeong D.J., Barry J., Walsh J. A Review of Multi-Sensor Fusion System for Large Heavy Vehicles Off Road in Industrial Environments. In: *2020 31st Irish Signals and Systems Conference (ISSC)*, 11–12 June 2020, Letterkenny, Ireland. IEEE; 2020. P. 1–6. <https://doi.org/10.1109/ISSC49989.2020.9180186>
57. Hussain M., O’Nils M., Lundgren J., Mousavirad S.J. A Comprehensive Review on Deep Learning-Based Data Fusion. *IEEE Access*. 2024;12:180093–180124. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3508271>
58. Alaba S.Yi., Gurbuz A.C., Ball J.E. Emerging Trends in Autonomous Vehicle Perception: Multimodal Fusion for 3D Object Detection. *World Electric Vehicle Journal*. 2024;15(1). <https://doi.org/10.3390/wevj15010020>
59. Pan H., Huang Sh., Yang J. Recent Advances in Robot Navigation via Large Language Models: A Review. ResearchGate. URL: <https://doi.org/10.13140/RG.2.2.35284.41603> [Accessed 3rd April 2025].

60. Sharma S., Dabbiru L., Hannis T., et al. CaT: CAVS Traversability Dataset for Off-Road Autonomous Driving. *IEEE Access*. 2022;10:24759–24768. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3154419>
61. Gresenz G., White J., Schmidt D.C. An Off-Road Terrain Dataset Including Images Labeled With Measures of Terrain Roughness. In: *2021 IEEE International Conference on Autonomous Systems (ICAS), 11–13 August 2021, Montreal, QC, Canada*. IEEE; 2021. P. 1–5. <https://doi.org/10.1109/ICAS49788.2021.9551147>
62. Triest S., Sivaprakasam M., Wang S.J., Wang W., Johnson A.M., Scherer S. TartanDrive: A Large-Scale Dataset for Learning Off-Road Dynamics Models. In: *2022 International Conference on Robotics and Automation (ICRA), 23–27 May 2022, Philadelphia, PA, USA*. IEEE; 2022. P. 2546–2552. <https://doi.org/10.1109/ICRA46639.2022.9811648>
63. Liu Q., Li Z., Yuan Sh., Zhu Yu., Li X. Review on Vehicle Detection Technology for Unmanned Ground Vehicles. *Sensors*. 2021;21(4). <https://doi.org/10.3390/s21041354>
64. Singh A., Kalaichelvi V., Karthikeyan R. A Survey on Vision Guided Robotic Systems with Intelligent Control Strategies for Autonomous Tasks. *Cogent Engineering*. 2022;9(1). <https://doi.org/10.1080/23311916.2022.2050020>
65. Abdelsalam A., Happonen A., Kärhä K., Kapitonov A., Porras J. Toward Autonomous Vehicles and Machinery in Mill Yards of the Forest Industry: Technologies and Proposals for Autonomous Vehicle Operations. *IEEE Access*. 2022;10:88234–88250. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3199691>
66. Vrochidou E., Oustadakis D., Kefalas A., Papakostas G.A. Computer Vision in Self-Steering Tractors. *Machines*. 2022;10(2). <https://doi.org/10.3390/machines10020129>
67. Racinskis P., Arents J., Greitans M. Constructing Maps for Autonomous Robotics: An Introductory Conceptual Overview. *Electronics*. 2023;12(13). <https://doi.org/10.3390/electronics12132925>
68. Tourani A., Bavle H., Sanchez-Lopez J.L., Voos H. Visual SLAM: What Are the Current Trends and What to Expect? *Sensors*. 2022;22(23). <https://doi.org/10.3390/s22239297>
69. Chghaf M., Rodriguez S., Ouardi A.E. Camera, LiDAR and Multi-modal SLAM Systems for Autonomous Ground Vehicles: A Survey. *Journal of Intelligent & Robotic Systems*. 2022;105(1). <https://doi.org/10.1007/s10846-022-01582-8>
70. Alkendi Yu., Seneviratne L., Zweiri Ya. State of the Art in Vision-Based Localization Techniques for Autonomous Navigation Systems. *IEEE Access*. 2021;9:76847–76874. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3082778>
71. Schuetz E., Flohr F.B. A Review of Trajectory Prediction Methods for the Vulnerable Road User. *Robotics*. 2024;13(1). <https://doi.org/10.3390/robotics13010001>
72. Cheng J., Zhang L., Chen Q., Hu X., Cai J. A Review of Visual SLAM Methods for Autonomous Driving Vehicles. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*. 2022;114. <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2022.104992>
73. Roriz R., Silva H., Dias F., Gomes T. A Survey on Data Compression Techniques for Automotive LiDAR Point Clouds. *Sensors*. 2024;24(10). <https://doi.org/10.3390/s24103185>
74. Chen L., Feng Ch., Ma Yu., Zhao Yi., Wang Ch. A Review of Rigid Point Cloud Registration Based on Deep Learning. *Frontiers in Neurorobotics*. 2024;17. <https://doi.org/10.3389/fnbot.2023.1281332>
75. Vougioukas S.G. Agricultural Robotics. *Annual Review of Control, Robotics, and Autonomous Systems*. 2019;2:365–392. <https://doi.org/10.1146/annurev-control-053018-023617>
76. Xie D., Chen L., Liu L., Chen L., Wang H. Actuators and Sensors for Application in Agricultural Robots: A Review. *Machines*. 2022;10(10). <https://doi.org/10.3390/machines10100913>

77. Benrabah M., Mousse Ch.O., Randriamiarintsoa E., Chapuis R., Aufrère R. A Review on Traversability Risk Assessments for Autonomous Ground Vehicles: Methods and Metrics. *Sensors*. 2024;24(6). <https://doi.org/10.3390/s24061909>
78. Lohar Sh., Zhu L., Young S., Graf P., Blanton M. Sensing Technology Survey for Obstacle Detection in Vegetation. *Future Transportation*. 2021;1(3):672–685. <https://doi.org/10.3390/futuretransp1030036>
79. Mendez E., Camacho J.P., Cabello J.A.E., Gómez-Espinosa A. Autonomous Navigation and Crop Row Detection in Vineyards Using Machine Vision with 2D Camera. *Automation*. 2023;4(4):309–326. <https://doi.org/10.3390/automation4040018>
80. Marti E., de Miguel M.A., Garcia F., Perez J. A Review of Sensor Technologies for Perception in Automated Driving. *IEEE Intelligent Transportation Systems Magazine*. 2019;11(4):94–108. <https://doi.org/10.1109/MITS.2019.2907630>
81. Beycimen S., Ignatyev D., Zolotas A. A Comprehensive Survey of Unmanned Ground Vehicle Terrain Traversability for Unstructured Environments and Sensor Technology Insights. *Engineering Science and Technology, an International Journal*. 2023;47. <https://doi.org/10.1016/j.jestech.2023.101457>
82. Kabir M.M., Jim J.R., Istenes Z. Terrain Detection and Segmentation for Autonomous Vehicle Navigation: A State-Of-The-Art Systematic Review. *Information Fusion*. 2025;113. <https://doi.org/10.1016/j.inffus.2024.102644>
83. Zhong Ch., Li B., Wu T. Off-Road Drivable Area Detection: A Learning-Based Approach Exploiting LiDAR Reflection Texture Information. *Remote Sensing*. 2023;15(1). <https://doi.org/10.3390/rs15010027>
84. Gomes T., Matias D., Campos A., Cunha L., Roriz R. A Survey on Ground Segmentation Methods for Automotive LiDAR Sensors. *Sensors*. 2023;23(2). <https://doi.org/10.3390/s23020601>
85. Liu R., Yandun F., Kantor G. Towards Over-Canopy Autonomous Navigation: Crop-Agnostic LiDAR-Based Crop-Row Detection in Arable Fields. arXiv. URL: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2403.17774> [Accessed 3rd April 2025].
86. Nahavandi S., Alizadehsani R., Nahavandi D., et al. A Comprehensive Review on Autonomous Navigation. *ACM Computing Surveys*. 2025;57(9). <https://doi.org/10.1145/3727642>
87. Yang L., Li P., Qian S., et al. Path Planning Technique for Mobile Robots: A Review. *Machines*. 2023;11(10). <https://doi.org/10.3390/machines11100980>
88. Balestrieri E., Daponte P., De Vito L., Lamonaca F. Sensors and Measurements for Unmanned Systems: An Overview. *Sensors*. 2021;21(4). <https://doi.org/10.3390/s21041518>
89. Islam F., Nabi M.M., Ball J.E. Off-Road Detection Analysis for Autonomous Ground Vehicles: A Review. *Sensors*. 2022;22(21). <https://doi.org/10.3390/s22218463>
90. Rateke T., von Wangenheim A. Passive Vision Road Obstacle Detection: A Literature Mapping. *International Journal of Computers and Applications*. 2022;44(4):376–395. <https://doi.org/10.1080/1206212X.2020.1758877>
91. Wijayathunga L., Rassau A., Chai D. Challenges and Solutions for Autonomous Ground Robot Scene Understanding and Navigation in Unstructured Outdoor Environments: A Review. *Applied Sciences*. 2023;13(17). <https://doi.org/10.3390/app13179877>
92. Cui Ya., Chen R., Chu W., et al. Deep Learning for Image and Point Cloud Fusion in Autonomous Driving: A Review. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*. 2022;23(2):722–739. <https://doi.org/10.1109/TITS.2020.3023541>
93. Lee S.Ch., Nevatia R. Robust Camera Calibration Tool for Video Surveillance Camera in Urban Environment. In: *CVPR 2011 Workshops, 20–25 June 2011, Colorado Springs, CO, USA*. IEEE; 2011. P. 62–67. <https://doi.org/10.1109/CVPRW.2011.5981777>

94. Егорцев М.В., Диане С.К., Кац Н.Д. Алгоритмическое обеспечение системы внешнего наблюдения и маршрутизации автономных мобильных роботов. *Russian Technological Journal*. 2021;9(3):15–23. <https://doi.org/10.32362/2500-316X-2021-9-3-15-23>
Egortsev M.V., Diane S.K., Kaz N.D. Algorithmic Support of the System of External Observation and Routing of Autonomous Mobile Robots. *Russian Technological Journal*. 2021;9(3):15–23. (In Russ.). <https://doi.org/10.32362/2500-316X-2021-9-3-15-23>
95. Ferreira J.F., Portugal D., Andrada M.E., Machado P., Rocha R.P., Peixoto P. Sensing and Artificial Perception for Robots in Precision Forestry: A Survey. *Robotics*. 2023;12(5). <https://doi.org/10.3390/robotics12050139>
96. Wang L., Feng Yu., Wang Sh., Wei H. A Lightweight Approach to Understand Forest Roads for New Energy Vehicles. *International Journal of Automotive Manufacturing and Materials*. 2024;3(4). <https://doi.org/10.53941/ijamm.2024.100022>
97. Li X., Li Q., Yin Ch., Zhang J. Autonomous Navigation Technology for Low-Speed Small Unmanned Vehicle: An Overview. *World Electric Vehicle Journal*. 2022;13(9). <https://doi.org/10.3390/wevj13090165>
98. Guo X., Han J., Li J., et al. Water Hazard Detection: A 20-Year Review. *Journal of Terramechanics*. 2023;105:53–66. <https://doi.org/10.1016/j.jterra.2022.11.002>
99. Tan Zh., Zhang X., Teng Sh., Wang L., Gao F. A Review of Deep Learning-Based LiDAR and Camera Extrinsic Calibration. *Sensors*. 2024;24(12). <https://doi.org/10.3390/s24123878>
100. Belkin I.V., Abramenko A.A., Bezuglyi V.D., Yudin D.A. Localization of Mobile Robot in Prior 3D LiDAR Maps Using Stereo Image Sequence. *Computer Optics*. 2024;48(3):406–417. <https://doi.org/10.18287/2412-6179-CO-1369>
101. Wang T., Chen B., Zhang Zh., Li H., Zhang M. Applications of Machine Vision in Agricultural Robot Navigation: A Review. *Computers and Electronics in Agriculture*. 2022;198. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2022.107085>
102. Mo Yu., Wu Ya., Yang X., Liu F., Liao Yu. Review the State-Of-The-Art Technologies of Semantic Segmentation Based on Deep Learning. *Neurocomputing*. 2022;493:626–646. <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2022.01.005>
103. Kuutti S., Bowden R., Jin Ya., Barber Ph., Fallah S. A Survey of Deep Learning Applications to Autonomous Vehicle Control. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*. 2021;22(2):712–733. <https://doi.org/10.1109/TITS.2019.2962338>
104. Rybczak M., Popowniak N., Lazarowska A. A Survey of Machine Learning Approaches for Mobile Robot Control. *Robotics*. 2024;13(1). <https://doi.org/10.3390/robotics13010012>
105. Zhao R., Li Yu., Fan Yu., Gao F., Tsukada M., Gao Zh. A Survey on Recent Advancements in Autonomous Driving Using Deep Reinforcement Learning: Applications, Challenges, and Solutions. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*. 2024;25(12):19365–19398. <https://doi.org/10.1109/TITS.2024.3452480>
106. Tang Ch., Abbatematteo B., Hu J., Chandra R., Martín-Martín R., Stone P. Deep Reinforcement Learning for Robotics: A Survey of Real-World Successes. *Annual Review of Control, Robotics, and Autonomous Systems*. 2025;8:153–188. <https://doi.org/10.1146/annurev-control-030323-022510>
107. Ren X., Huang B., Yin H. A Review of the Large-Scale Application of Autonomous Mobility of Agricultural Platform. *Computers and Electronics in Agriculture*. 2023;206. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2023.107628>
108. Liu L., Liu H., Wang X., et al. Application of Path Planning and Tracking Control Technology in Mower Robots. *Agronomy*. 2024;14(11). <https://doi.org/10.3390/agronomy14112473>

109. Yao Zh., Zhao Ch., Zhang T. Agricultural Machinery Automatic Navigation Technology. *iScience*. 2024;27(2). <https://doi.org/10.1016/j.isci.2023.108714>
110. Рего Г.Э., Корзун Д.Ж., Щеголева Л.В. Проект «лесной робот»: концептуальная модель анализа движения мобильной робототехнической системы для лесовосстановления и рубок ухода. В сборнике: *Перспективы и возможности использования цифровых технологий в науке, образовании и управлении: сборник материалов Всероссийской научно-практической конференции, 21–23 апреля 2022 года, Астрахань, Россия*. Астрахань: Астраханский государственный университет имени В.Н. Татищева; 2022. С. 206–210.
Rego G.E., Korzun D.Zh., Shchegoleva L.V. Forest Robot Project: A Conceptual Model for Analyzing the Motion of a Mobile Robotic System for Reforestation and Cleaning Cutting. In: *Perspektivy i vozmozhnosti ispol'zovaniya tsifrovyykh tekhnologii v nauke, obrazovanii i upravlenii: sbornik materialov Vserossiiskoi nauchno-prakticheskoi konferentsii, 21–23 April 2022, Astrakhan, Russia*. Astrakhan: Tatishchev Astrakhan State University; 2022. P. 206–210. (In Russ.).
111. Викторова А.П. Использование роботов в сельском хозяйстве. В сборнике: *Исследования молодых ученых: материалы XVIII Международной научной конференции, 20–23 марта 2021 года, Казань, Россия*. Казань: Молодой ученый; 2021. С. 6–9.
112. Xu R., Li Ch. A Review of High-Throughput Field Phenotyping Systems: Focusing on Ground Robots. *Plant Phenomics*. 2022;2022. <https://doi.org/10.34133/2022/9760269>
113. Девятовская А.Д., Бирючков Н.Е., Лях Т.В., Чайка К.В. Исследование SLAM-фреймворков для монокулярных мобильных роботов в проекте Duckietown. *Вестник НГУ. Серия: Информационные технологии*. 2021;19(4):36–49. <https://doi.org/10.25205/1818-7900-2021-19-4-36-49>
Devyatovskaya A.D., Biryuchkov N.E., Liakh T.V., Chaika K.V. SLAM in Duckietown Simulator Using the OpenVSLAM Framework. *Vestnik NSU. Series: Information Technologies*. 2021;19(4):36–49. (In Russ.). <https://doi.org/10.25205/1818-7900-2021-19-4-36-49>
114. Терехов М.А. Обзор современных методов визуальной одометрии. *Компьютерные инструменты в образовании*. 2019;(3):5–14. <https://doi.org/10.32603/2071-2340-2019-3-5-14>
Terekhov M.A. Overview of Modern Approaches to Visual Odometry. *Software Engineering*. 2019;(3):5–14. (In Russ.). <https://doi.org/10.32603/2071-2340-2019-3-5-14>

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ / INFORMATION ABOUT THE AUTHORS

Бычков Александр Михайлович, ассистент, Институт искусственного интеллекта, МИРЭА – Российский технологический университет, Москва, Российская Федерация.
e-mail: bychkov@mirea.ru
ORCID: [0000-0003-0701-7529](https://orcid.org/0000-0003-0701-7529)

Alexander M. Bychkov, assistant, Institute of Artificial Intelligence, MIREA – Russian Technological University, Moscow, the Russian Federation.

Буланов Алексей Алексеевич, ассистент, Институт искусственного интеллекта, МИРЭА – Российский технологический университет, Москва, Российская Федерация.
e-mail: bulanov@mirea.ru
ORCID: [0009-0003-4160-5225](https://orcid.org/0009-0003-4160-5225)

Alexey A. Bulanov, assistant, Institute of Artificial Intelligence, MIREA – Russian Technological University, Moscow, the Russian Federation.

*Статья поступила в редакцию 12.04.2025; одобрена после рецензирования 02.06.2025;
принята к публикации 16.06.2025.*

*The article was submitted 12.04.2025; approved after reviewing 02.06.2025;
accepted for publication 16.06.2025.*