

Комплексная модель предсказания положения мобильного робота при движении в неструктурированной среде

М.А. Пирогов

Тюменский государственный университет, Тюмень

Аннотация: Представлен ансамбль моделей прогнозирования положения мобильного робота при движении в неструктурированной среде. Разработана архитектура, объединяющая кинематическую модель движения с обучаемыми моделями, использующими данные карты высот и семантической сегментации. Описаны принципы построения карты признаков пространства, включающей геометрические характеристики: индекс пересеченности местности, нечеткий индекс проходимости. Предложена модульная структура блоков: подготовки данных, вычисления геометрических свойств, сегментации, решающего элемента. Результаты тестов демонстрируют преимущество совмещения кинематических и сенсорных моделей для автономной навигации в сложных условиях.

Ключевые слова: модель проходимости, карта высот, облако точек, кинематическая модель, сегментация, машинное обучение, карта признаков.

Введение

В последние десятилетия наблюдается активное развитие мобильной робототехники, затрагивающие исследовательские и прикладные задачи в промышленности, транспорте, сельском хозяйстве и спасательных операциях [1-3]. Одним из направлений в данной области является обеспечение безопасного передвижения робота в условиях сложных и слабо структурированных сред. Во время такого движения его положение может отличаться от ожидаемого из-за влияния различных окружающих факторов, что в свою очередь приводит к ошибкам при планировании маршрутов [4-6]. Избежать данной проблемы можно, если учитывать особенности поверхности, по которой движется робот. Это требует наличия достоверной оценки проходимости самой поверхности, которая учитывает не только локальные геометрические характеристики рельефа, но и кинематические ограничения конкретной платформы, а также семантические признаки окружающей среды.

Классические методы анализа проходимости основывались в основном на геометрических свойствах местности — уклоне, шероховатости, высоте препятствий. Со временем исследования показали, что такой подход сильно ограничен на практике. К примеру, работа Shneier и др. [7] продемонстрировала необходимость применения моделей машинного обучения, способных связывать внешние данные с реальным поведением робота для корректировки. Другие исследователи отмечают, что данные о геометрии поверхности должны дополняться данными о ее семантической структуре и динамике движения робота [8, 9].

В результате развития данных идей отдельным направлением стало применение в процессе обработки данных о динамике и кинематике самого робота. Так, модели проходимости, построенные только на внешних данных, не всегда отражают реальное поведение с учетом ограничений конструкции. Работы Zhu и др. [10] и Fan и др. [11] показали, что объединение карт с собственными параметрами движения позволяет формировать более надёжные карты стоимости и снижает вероятность ошибок навигации в критических ситуациях. Аналогично, подходы с датчиками силы демонстрируют, что дополнение визуально-семантической оценки фактическими ответными реакциями робота на среду повышает точность прогнозов [12].

С развитием методов машинного обучения, современные подходы также стали внедрять различных нейронные сети и иные модели, в том числе позволяющие строить нелинейные предсказательные модели на основе мультисенсорных данных [13, 6]. Такой подход позволяет предсказывать вероятность неудачного манёвра и адаптироваться к условиям без дополнительной настройки. Кроме того, без объединения с математическими моделями они могут порождать ошибки при применении в реальных условиях при встрече с тем фактором, отсутствовавшим в обучении. Поэтому

наиболее надежным выбором будет комплексная модель, объединяющая кинематическое моделирование, геометрические и семантические признаки, а также методы машинного обучения.

Следуя данной идеи, в статье предлагается ансамбль моделей для прогнозирования реального положения робота на основе объединения кинематических моделей с обучаемыми с использованием данных инерциальных датчиков и сенсорных систем. Предполагается, что такой подход позволит не только компенсировать накапливающуюся ошибку позиционирования, но и формировать предиктивную оценку изменяющихся условий окружающей среды, что существенно повысит надежность автономной навигации в неструктурированных средах [14].

Обзор работ

Одним из первых подходов в оценке проходимости является подход на основе математических моделей кинематики. В частности, модели дифференциального движения и проскальзывания позволяют траекторию поворота, проскальзывания и способность преодолевать уклоны [15]. Для уточнения реального поведения платформы широко применяется одометрия. В некоторых работах предлагаются компенсация ошибок одометрии через оценку угла проскальзывания или использование моторного тока для повышения надёжности [16, 17], и объединения с другими видами одометрий [18]. Кроме того, недостатком подхода, основанного только на кинематике, является получение данных о препятствии после его обнаружения.

В случаях, когда существует или возможно создание в близком реальному времени карты среды, более осуществимым является картографический подход. Наиболее распространённым картографическим представлением среды для анализа проходимости является цифровая карта рельефа (Digital elevation map, DEM), также называемая 2.5D Elevation map [19-21]. DEM хранит информацию о высоте каждой ячейки, что позволяет

дополнительно вычислять различные показатели: уклон, локальная шероховатость, кривизна поверхности и т.д. Благодаря этому цифровая карта позволяет анализировать большой спектр топографических особенностей поверхности, что особенно важно для автономных мобильных роботов, работающих в сложных условиях [22]. Это используются для построения различных индексов проходимости, которые затем преобразуются в стоимостные карты для планировщика движения. Преимуществом данного подхода является его простота и высокая интерпретируемость, однако он подвержен шуму сенсоров и ограниченностью обзора, что требует применения фильтрации и вероятностного моделирования [23].

Развитие машинного обучения позволило внедрить новые подходы в задачу оценки проходимости. Выделяют два основных направления: модели, использующие признаки DEM, внешних датчиков и данные одометрии в качестве входов для классических классификаторов и регрессоров; end2end модели, предсказывающие вероятность или стоимость прохода участка [13]. Отдельное следует отметить самообучения с учителем, где в качестве меток используются данные телеметрии самой платформы (например, проскальзывание колёс, затраты энергии или факты застревания). Это позволяет сократить потребность в ручной аннотации и сделать обучение более масштабируемым [13, 24].

Кинематическая модель

Идеальная кинематическая модель движения по плоскости служит для сравнительной оценки целевого положения робота в пространстве и фактического. Данная модель широко применяется в задачах управления мобильными роботами, поскольку позволяет упростить анализ динамики системы за счет игнорирования внешних факторов таких, как проскальзывание колес и неравномерность распределения нагрузки [25]. А в

предлагаемой модели служит для указания ближайшей целевой позиции, к которой стремится робот, без учета состояния окружения.

Модель характеризуется с помощью линейных скоростей движения отдельных колес $i \in \{1,2,3,4\}$, радиус колеса, и, угловая скорость колеса, известны. Модель характеризуется с помощью линейных скоростей движения отдельных колес и итоговых для сторон. Скорости колес известны, а скорости сторон рассчитываются как среднее арифметическое скоростей колес соответствующей стороны (сократить индексы до i):

$$\begin{aligned} V_{1,2} &= \frac{V_1 + V_{,2}}{2} \\ V_{3,4} &= \frac{V_3 + V_4}{2} \end{aligned} \quad (1)$$

где $V_{1,2}$ – скорость правой стороны; V_1 – скорость переднего правого колеса; V_2 – скорость заднего правого колеса; $V_{3,4}$ – скорость левой стороны; V_3 – скорость переднего левого колеса; V_4 – скорость заднего левого колеса.

Изменение координат положения робота в пространстве за единицу времени рассчитывается как система уравнений на основе скоростей сторон (1):

$$\begin{aligned} \Delta X_p &= \left(\frac{V_{1,2} + V_{3,4}}{2} \right) \sin(R) + x_0 \\ \Delta Y_p &= \left(\frac{V_{1,2} + V_{3,4}}{2} \right) \cos(R) + y_0, \\ R_p &= \left(\frac{V_l - V_r}{l} \right) + R \end{aligned} \quad (2)$$

где ΔX_p – смещение робота по X ; x_0 – координата последнего положения по X ; ΔY_p – смещение робота по Y ; y_0 – координата последнего положения по Y ; R – угол поворота; l – ширина шасси; R_p – поворот робота после смещения.

Предложенные формулы позволяют вычислить теоретическое положение робота при известных параметрах скоростей. Используя его и фактические данные о положении можно повысить точность

предсказательных моделей. Подобный подход применяется в работах, посвящённых управлению четырехколесными мобильными роботами [26], а также в исследованиях, посвященных моделированию систем управления сельскохозяйственными роботами с полностью дифференцированным управлением колес [27].

Признаки пространства

Цифровая карта высот (Digital Elevation Model, DEM) – это цифровое представление данных о рельефе местности, широко используемое в геоинформационных системах, дистанционном зондировании Земли и робототехнике для навигации и планирования траекторий [20]. DEM позволяет анализировать топографические особенности поверхности, включая уклон, экспозицию и кривизну рельефа, что особенно важно для автономных мобильных роботов, работающих в сложных условиях [22, 28]. Первым шагом для построения DEM является формирование облака точек, набора координат в трехмерном пространстве, соответствующих поверхности объекта или ландшафта:

$$\begin{cases} Z = \frac{(f \times B)}{d} \\ X = (u - c_x) \times \frac{Z}{f_x} \\ Y = (v - c_y) \times \frac{Z}{f_y} + y_0 \end{cases}, \quad (3)$$

где (u, v) – координаты пикселей в изображении; (f_x, f_y) – фокусное расстояние осей X и Y ; (c_x, c_y) – смещение главной осей X и Y ; f – общее фокусное расстояние; b – базисное расстояние камеры; d – разница положения на стереопаре; y_0 – высота расположения камеры. При таком преобразовании координаты X и Z становятся координатами плоскости, а Y обозначает высоту. Большинство последующих признаков будут основаны на соотношении высот.

Индекс пересеченности местности (Terrain ruggedness index, TRI) – мера разницы высот между соседними вершинами. TRI широко применяется в геоморфологии, экологии, гидрологии и робототехнике для оценки сложности рельефа и выявления потенциальных препятствий для движения автономных мобильных роботов [29]. TRI вычисляется как среднее квадратичное разностей высот между центральной ячейкой DEM и ее восемью соседними ячейками:

$$TRI = \sqrt{\sum_{i=0}^8 (x_i - E)^2}, \quad (4)$$

где E – значение центральной ячейки, для которой производится измерение; x_i – значение одного из восьми соседних ячеек относительно измеряемой.

Данная метрика значима, так как может косвенно указывать на наличие препятствий способных частично или полностью ограничивать движение робота [20]. TRI тесно связан с другими метриками шероховатости, такими как профильная кривизна и топографический индекс, что повышает его значимость в анализе поверхности [30].

Нечеткий индекс проходимости (Fuzzy Traversability Index, FTI) — это комплексная метрика, используемая в робототехнике для оценки проходимости поверхности. FTI учитывает неоднородность текстуры поверхности, наличие выраженных артефактов (например, камней, трещин, перепадов высот) и другие факторы, которые могут затруднять движение [31]. Этот показатель особенно важен для автономных роботов, работающих в сложных условиях, таких как бездорожье, строительные площадки или зоны стихийных бедствий [32]. Общий фон поверхности вычисляется как среднее значение высот или текстуры в заданной области:

$$N_g = \frac{\sum_{j=y_0}^{y_1} \sum_{i=x_0}^{x_1} p_{ij}}{(x_1 - x_0)(y_1 - y_0)}, \quad (5)$$

где (i, j) – координаты измеряемого участка; p_{ij} – высота изображения в месте (i, j) ; x_0 – начальная координата отрезка по X ; x_1 – конечная координата отрезка по X ; y_0 – начальная координата отрезка по Y ; y_1 – конечная координата отрезка по Y . На основе общего фона вычисляется FTI, который отражает степень отклонения локальных характеристик поверхности от фонового уровня:

$$FTI = \sqrt{\frac{\sum_{j=y_0}^{y_1} \sum_{i=x_0}^{x_1} p_{ij} \times p_{ij}}{(x_1 - x_0)(y_1 - y_0)}} - N_g^2, \quad (6)$$

Высокие значения FTI указывают на значительную неоднородность поверхности (например, крупные камни или ямы), что делает ее труднопроходимой. Низкие значения FTI соответствуют ровным и однородным поверхностям, которые оптимальны для движения робота [33].

Метрика FTI используется для: классификации местности ("проходимые", "условно проходимые", "непроходимые") на основе пороговых значений FTI [34]; планирования маршрута (избежать сложных участков) [33]; адаптации алгоритмов управления (скорость движения или тип шасси могут корректироваться в зависимости от известного FTI местности) [35]. Кроме того, проводились эксперименты по объединению FTI с алгоритмами нечеткой логики. Такой подход позволяет роботу эффективно адаптироваться к изменяющимся условиям среды [36], так как учитывает не только геометрические особенности поверхности, но и ее текстуру.

Тип поверхности играет ключевую роль в динамике взаимодействия шасси робота с окружающей средой. Различные поверхности (например, асфальт, песок, трава, гравий) оказывают разное сопротивление, что влияет

на точность управления, энергопотребление и устойчивость робота [20]. Для учета этих факторов вводится множество категории поверхностей T , где каждому типу соответствует коэффициент смещения, характеризующий ожидаемое отклонение робота при движении по данной поверхности [37]. Для автоматического определения типа поверхности предлагается использовать одну из моделей семантической сегментации, такие как U-Net, DeepLabV3+, которые демонстрируют высокую точность в задачах классификации текстур [38] или Fast-SCNN [39] разработанную специально для работ в режиме близком к реальному времени. Категориями сегментации выступают мерой степени сцепления. Так легкопроходимые поверхности, такие как асфальт и бетонные плиты будут объединены в одну группу, трава и почва – в другую, а песок в иную и т.д. Таким образом получится уменьшить число классов для сегментации без потери данных.

Модель

Итоговая модель представлена ансамблем из преобразователей, математических моделей и моделей нейронных сетей. Для обеспечения удобства обработки пространственных данных и корректного сопоставления информации между RGB-изображением и DEM было принято решение о разбиении исследуемого пространства на равные зоны, чанки. Каждому чанку будут соответствовать координаты в сетке пространства XY и уже данные чанков будет обрабатываться итоговой моделью.

Основная идея состоит в том, чтобы математическая модель указывала целевое теоретическое положение без учета внешних факторов, а обучаемые модели на основе оценки внешних факторов и геометрии указывали корректировки для этого положения. Кроме того, это позволит заменять элементы, увеличивать количество учитываемых свойств, обновляя структуры иных моделей только при изменении числа признаков. На основе приведенных выше элементов можно выделить несколько логических

блоков: подготовка данных, сегментация, вычисление геометрических свойств, кинематическая модель, решающий элемент. Пример обработки данных камеры представлен на рис. 1.

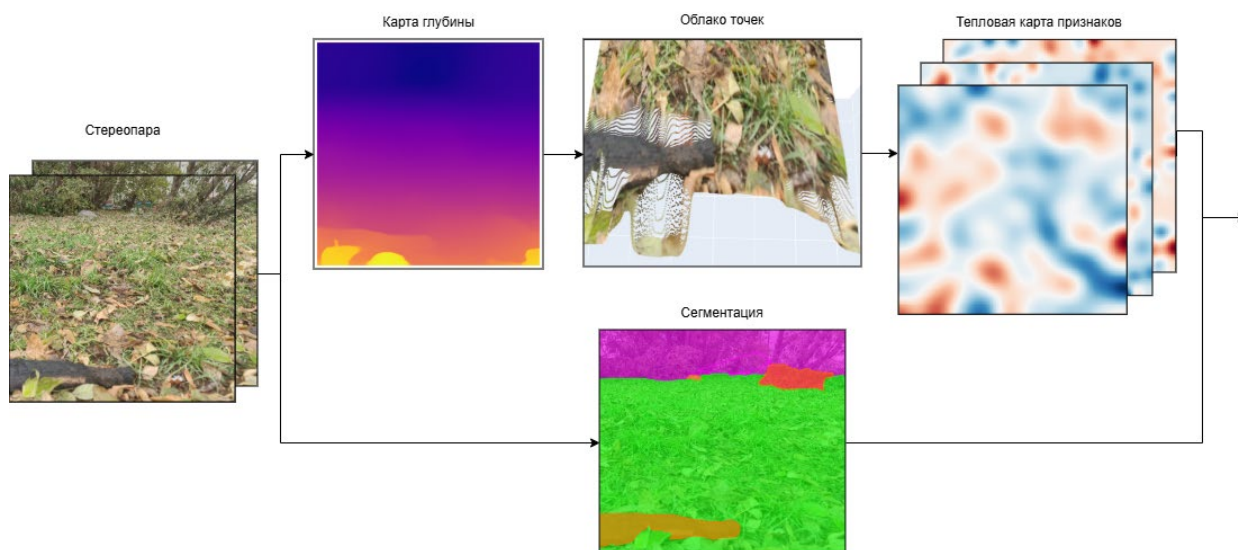


Рис. 1. – Пример обработки изображения

Подготовка данных включает в себя следующие этапы: получение карты глубины и последующего облака точек, разделение его на чанки и сопоставление пикселей с элементами облака точек. Данный блок блокирует все остальные операции с данными камеры и их производными. На выходе имеется множество $(x, y, z, c_x, c_y, p_x, p_y)$, где c – индексы чанка по осям ХУ, p_x – координата на изображении по горизонтали, p_y – координата на изображении по вертикали.

После формирования размеченного множества, данные передаются для вычисления геометрических свойств в рамках чанков, для этого множество сжимается до (z, c_x, c_y) , где z — медианное значение высоты между всеми точками чанка, для снижения влияния выбросов. Таким образом, на выходе имеется матрица $I \times I \times K$, где K равняется в текущей реализации трем и отражает число геометрических признаков.

Независимо от вычисления геометрических свойств, определяются категории поверхностей, на основе сегментации: легко проходимая,

проходимая, затрудненная, непроходимая. Первые три выступают в качестве коэффициентов, в то время как последняя явно указывает на невозможность прохождения по зоне. Для сегментации используется модель SegFormer [40] обученная на наборе данных Ground Terrain & Outdoor Scenes [41] с заменёнными классами согласно группам. Так как в одном чанке могут оказаться несколько категорий, то принято следующее правило. При наличии категории непроходимая, применяется она, иначе наиболее встречаемая с округлением в сторону повышения сложности.

Далее результаты сегментации и геометрии объединяются и служат входными данными для модели на базе U-NET [42], модифицированной для обработки на входе 4-х мерной матрицы. Результатом является матрица $I \times I \times 2$, описывающая коэффициенты смещения XY для сетки видимого пространства. Модель отличается от стандартной реализации типом сверточных слоев (3D) и выходным слоем, в частности функцией активации, линейной.

Кинематическая модель представляет собой набор математических формул, использующих данные одометрии, результатом которых являются теоретические целевые координаты робота. Наиболее независимый блок относительно остальных, но наиболее связанный с самим роботом и его шасси. За счет того, что последующие модели ожидают только координаты и занимаемые размеры, сама кинематическая модель может быть заменена в зависимости от условий, что позволяет адаптировать и расширять ее в зависимости от используемого шасси. Перед передачей результатов далее, они преобразуются в единичную матрицу размерности $I \times I$, где 1 заполнены точки положения робота, а 0 все остальное пространство.

Далее матрицы объединяются и поступают на вход решающей модели на базе U-Net (рис. 2). Результатом предсказания будет траектория, где будет располагаться робот по окончании движения.

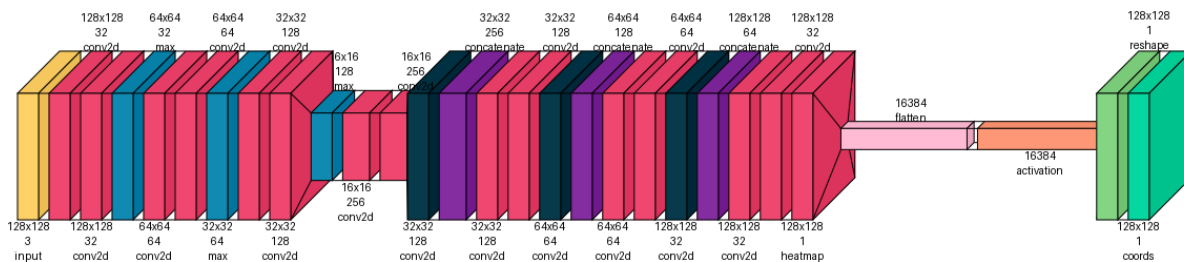


Рис. 2. – Архитектура решающего блока на базе U-Net

Таким образом, предложенная архитектура представляет собой модульную систему, где каждый блок выполняет строго определённую функцию, а взаимодействие между ними основано на обмене унифицированными структурами данных. Такой подход обеспечивает гибкость модели, возможность адаптации под различные типы роботов и условий среды, а также упрощает последующую модификацию отдельных компонентов без необходимости глобальной переборки всей системы.

Эксперимент

В качестве тестовой платформы был выбран TSCINBUNY ESP32 CAM WIFI Smart Robot Car (4WD Mecanum Wheels), основные характеристики представлены на рис. 3. Управление скорректировано для соответствия кинематической модели. Данные с робота передаются на отдельные компьютер для обработки, он же отправляет команды для движения.

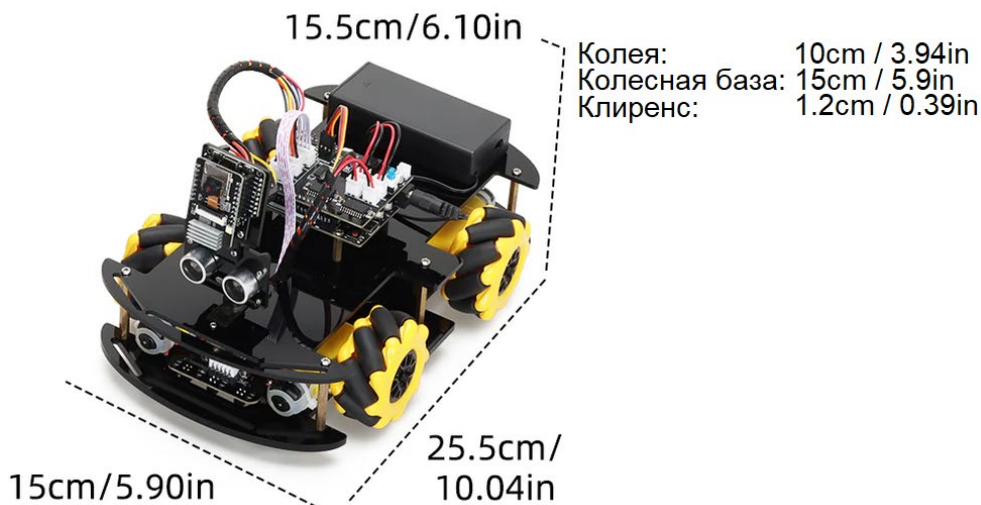


Рис. 3. – Основные характеристики TSCINBUNY Smart Robot Car

Для обучения модели был собран набор данных, состоящий из 30 групп снимков по 120 изображений в каждом. Каждая группа представляет одну запись движения с интервалом между изображениями в 1,5 секунд. Первые 10 записей относятся к городской зоне, вторые 10 - к лесной, а остальные к смешанной, представленной парковой зоной. Набор был поделен на обучающую выборку размером 3000 и тестовую размером 600. В качестве итоговой оценочной метрики было выбрано евклидово расстояние между предсказанной позицией и фактической. Результаты измерений с учетом округлений положений чанков представлены в таблице №1.

Таблица № 1

Результаты измерений

Категория	Средняя ошибка расстояния, м	Максимальная ошибка расстояния, м
Город	0,05	0,07
Лес	0,11	0,18
Парк	0,09	0,12

Исходя из данных измерений следует вывод, что наиболее сложной для оценки зоной является лесная. Одной из причин такого может является слой опавшей листвы, снизивший сцепление с поверхностью в совокупности с более выраженным рельефом. Наиболее точные результаты ожидаемо показали данные городского набора, так как имели меньше факторов способных повлиять на движение. Результаты паркового набора близки к лесному, но имеют меньший разброс в максимальном отклонении, что можно связать с более сглаженным рельефом. Кроме того, привязка к чанкам приводит к появлению погрешности из-за приближения положения из-за деления пространства на сетку.

Заключение

В статье разработан ансамбль моделей для предсказания положения наземного мобильного робота в результате движения в неструктурированной среде на основе объединения кинематической модели с моделью сегментации с использованием данных камеры и данных о геометрии поверхности.

Проведенные эксперименты показали, что, используя данный подход, возможно предсказать положение робота на основе его кинематической модели и семантических данных среды. При большей размерности сетки возможно достичь большей плотности, так же возможно преобразовать решающую модель к виду, возвращающему координаты пространства, а не целевой чанк.

Среди недостатков подхода необходимость более детальной классификации поверхностей и разделение их на иные группы, так как в ходе экспериментов было замечено, что некоторые поверхности влияли сильнее, чем иные из их групп. Кроме того, некоторые препятствия классифицировались как поверхности из-за схожести текстур. Это может быть исправлено дополнительными проверками после сегментации или же изменением состава набора данных, так как изначальный представляет исключительно обособленные текстуры без контекста.

Литература

1. Иванько А.Ф., Иванько М.А., Ибрагимов А.А. Интеллектуальные мобильные роботы и анализ их деятельности // Научное обозрение. Технические науки. 2020. № 1. С. 32-38.
2. De Ryck M., Versteyhe M., Debrouwere F. Automated guided vehicle systems, state-of-the-art control algorithms and techniques // Journal of Manufacturing Systems. 2019. Vol. 54. Pp. 152–173.

3. Vougioukas S.G. Agricultural Robotics // Annual Review of Control, Robotics, and Autonomous Systems. 2019. Vol. 2. Pp. 365–392.

4. Nourizadeh, P.S., McFadden F.J., Browne W.N. In situ slip estimation for mobile robots in outdoor environments // Journal of Field Robotics. Vol. 40. 2023. Pp. 467–482.

5. Ward C.C. Terrain sensing and estimation for dynamic outdoor mobile robots // Thesis (S.M.) Massachusetts Institute of Technology, Dept. of Mechanical Engineering. 2007. Pp. 120-125.

6. Benrabah D., Aouf N., Namoun A. A review on traversability risk assessments for autonomous ground vehicles: methods and metrics // Sensors. – 2024. Vol. 24. №. 6. P. 1909.

7. Shneier M., Chang T., Hong T., et al. Learning traversability models for autonomous mobile vehicles // Autonomous Robots. 2008. Vol. 24. Pp. 177–186.

8. Vecchio G., Palazzo S., Guastella D.C., et al. Terrain traversability prediction through self-supervised learning and unsupervised domain adaptation on synthetic data // Autonomous Robots. 2024. Vol. 48(2-3). P. 19.

9. Guan C., He Zh., Song R., et al. TNS: Terrain traversability mapping and navigation system for autonomous excavators // Robotics: Science and Systems XVIII. 2022. Pp. 1–10.

10. Zhu Q., Sun Z., Xia S., et al. Learning-based traversability costmap for autonomous off-road navigation // ArXiv. 2024. URL: arxiv.org/abs/2406.08187.

11. Fan D.D., Agha-Mohammadi A., Theodorou E.A., Dey S. Learning risk-aware costmaps for traversability in challenging environments // IEEE Robotics and Automation Letters. 2021. Vol. 6. №. 2. Pp. 1359–1366.

12. Haddeler G., Chuah M.Y.M., You Y., et al. Traversability analysis with vision and terrain probing for safe legged robot navigation // Frontiers in

Robotics and AI. 2022. Vol. 9. URL: frontiersin.org/journals/robotics-and-ai/articles/10.3389/frobt.2022.887910/full.

13. Visca M., Kuutti K., Powel R. Gao Y., Fallah S. Deep learning traversability estimator for mobile robots in unstructured environments // Towards Autonomous Robotic Systems. TAROS. 2021. Lecture Notes in Computer Science. 2021. Vol. 13054. Pp. 203-213.

14. Groves P. D. Principles of GNSS // Inertial and Multisensor Integrated Navigation Systems. Artech House. 2013. 800 p.

15. Toscano-Moreno M., Mandow A., Martinez M.A. Garcia-Cerezo A. DEM-AIA: Asymmetric inclination-aware trajectory planner // Engineering Applications of Artificial Intelligence. 2023. Vol. 121. URL: sciencedirect.com/science/article/pii/S0952197623001604

16. Helmick D. M., Clouse D.S., Cheng Y., Roumeliotis S.I. Slip-Compensated Path Following for Planetary Exploration Rovers // Advanced Robotics. 2006. Vol. 20(11). Pp. 1257-1280.

17. Kilic C., Gu Yu, Gross J.N. Proprioceptive Slip Detection for Planetary Rovers // Field Robotics. 2022. Vol. 2. Pp. 1754-1778.

18. Цай Ж., Цзинь Ц., Бобков А.В. Система робастной визуально-инерциальной одометрии беспилотного автомобиля // Инженерный вестник Дона. 2025. № 8. URL: ivdon.ru/ru/magazine/archive/n8y2025/10306.

19. Шепель И.О. Построение модели проходимости окружающей среды по облаку точек стереокамеры с использованием иерархической карты высот // Инженерный вестник Дона. 2018. № 1. URL: ivdon.ru/ru/magazine/archive/n1y2018/4804.

20. Wilson J.P., Gallant J.C. Terrain Analysis: Principles and Applications. Wiley, 2000. 479 p.

21. Wang N., Li X. et al., Traversability Analysis and Path Planning for Autonomous Wheeled Vehicles on Rigid Terrains // Drones. 2024. Vol. 8. P. 419.

22. Meng X., Liang S., Cao Z., Pang L. A terrain description method for traversability analysis based on elevation grid map // International Journal of Advanced Robotic Systems. 2016. Vol. 15(1). URL: journals.sagepub.com/doi/full/10.1177/1729881417751530.
 23. Sevastopoulos C., Konstantopoulos S. A Survey of Traversability Estimation for Mobile Robots // ArXiv. 2022. URL: arxiv.org/abs/2204.10883.
 24. Kim Y., Lee J.H. et. el. Learning Semantic Traversability with Egocentric Video and Automated Annotation Strategy // IEEE Robotics and Automation Letters. 2024. Vol. 9(11). Pp. 10423-10430.
 25. Siciliano B., Sciavicco L., Villani L., Oriolo G. Robotics Modelling, Planning and Control // Advanced Textbooks in Control and Signal Processing (C&SP). Springer, 2009. 632 p.
 26. Евстигнеев М.И., Литвинов Ю.В., Мазулина В.В., Мищенко Г.М. Алгоритмы управления четырехколесным роботом при движении по пересеченной местности // Известия Высших ученых заведений. Приборостроение. 2015. Т. 58. № 9. С. 738-741.
 27. Круглова Т.Н., Власов А.С. Моделирование системы управления полноприводным четырехколесным сельскохозяйственным мобильным роботом // Вестник белгородского государственного технологического университета им. В.Г. Шухова. 2019. Т. 4 № 5. С. 147-154.
 28. Урваев И.Н. Навигация мобильного робота на основе методов лазерной дальнометрии // Измерение. Мониторинг. Управление. Контроль. 2021. № 1(35). С. 44-51.
 29. Riley S. J., DeGloria, S. D., Elliot R. A terrain ruggedness index that quantifies topographic heterogeneity // Intermountain Journal of Sciences. 1999. Vol. 5. Pp. 23–27.
-

30. Fan L. Comparisons of five indices for estimating local terrain surface roughness using LiDAR point clouds // 2022 29th International Conference on Geoinformatics. 2022. Pp. 1-6.
31. Seraji H. Fuzzy traversability index: a new concept for terrain-based navigation // Journal of Robotic Systems. 2000. Vol. 17. №. 2. Pp. 75–91.
32. Tanaka Y., Ji Y., Yamashita A., et. al. Fuzzy Based Traversability Analysis for a Mobile Robot on Rough Terrain // 2015 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). 2015. URL: ieeexplore.ieee.org/document/7139753.
33. Pradhan S.K., Parhi D.R., Panda A.K. Fuzzy logic techniques for navigation of several mobile robots // Applied Soft Computing. 2009. Vol. 9. №1. Pp. 290–304.
34. Wang M., Liu J.N.K. Fuzzy logic-based real-time robot navigation in unknown environments with dead ends // Robotics and Autonomous Systems. 2008. Vol. 56(7). Pp. 625–643.
35. Montiel O., Orozco-Rosas U., Sepulveda R. Path planning for mobile robots using Bacterial Potential Field for avoiding static and dynamic obstacles // Expert Systems with Applications. 2015. Vol. 42(12). Pp. 5177-5191.
36. Antonelli G.; Chiaverini S.; Fusco G. A Fuzzy-Logic-Based Approach for Mobile Robot Path Tracking // IEEE Transactions on Fuzzy Systems. 2007. Vol. 15(2). Pp. 211-221.
37. Seraji H., Howard A. Behavior-based robot navigation on challenging terrain: A fuzzy logic approach // IEEE Transactions on Robotics and Automation. 2002. Vol. 18(3). Pp. 308-321.
38. Ronneberger O., Fischer P., Brox T. U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation // Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention – MICCAI 2015. 2015. Vol. 9351. Pp. 234-241.

39. Poudel R.P.K., Liwicki S., Cipolla R. Fast-SCNN: Fast Semantic Segmentation Network // ArXiv. 2019. URL: arxiv.org/abs/1902.04502.
40. Xie E., Wang W., Yu Z., Anandkumar A., Alvarez J.M., Luo P. SegFormer: simple and efficient design for semantic segmentation with transformers // In Proceedings of the 35th International Conference on Neural Information Processing Systems. 2021. Pp. 12077–12090.
41. Xue J., Zhang H., Dana K. Deep Texture Manifold for Ground Terrain Recognition // 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2018. Pp. 558-567
42. Kosomaa O., Laine S., Karras T., Aittala M., Lehtinen J. Simulator-Based Self-Supervision for Learned 3D Tomography Reconstruction // Arxiv. 2023. URL: arxiv.org/abs/2212.07431.

References

1. Ivanko A.F., Ivanko M.A., Ibragimov A.A. Technical sciences. 2020. № 1. Pp. 32-38.
2. De Ryck M., Versteyhe M., Debrouwere F. Journal of Manufacturing Systems. 2019. Vol. 54. Pp. 152–173.
3. Vougioukas S.G. Annual Review of Control, Robotics, and Autonomous Systems. 2019. Vol. 2. Pp. 365–392.
4. Nourizadeh, P.S., McFadden F.J., Browne W.N. Journal of Field Robotics. Vol. 40. 2023. Pp. 467–482.
5. Ward C.C. Thesis (S.M.) Massachusetts Institute of Technology, Dept. of Mechanical Engineering. 2007. Pp. 120-125.
6. Benrabah D., Aouf N., Namoun A. Sensors. 2024. Vol. 24. № 6. P. 1909.
7. Shneier M., Chang T., Hong T., Shackleford W.P. Autonomous Robots. 2008. Vol. 24. Pp. 177–186.
8. Vecchio G., Palazzo S., Guastella D.C., Giordano D., Muscato G., Spampinato C. Autonomous Robots. 2024. Vol. 48(2-3). P. 19.

9. Guan C., He Zh., Song R., Manocha D., Zhang L. Robotics: Science and Systems XVIII. 2022. Pp. 1–10.
 10. Zhu Q., Sun Z., Xia S., Liu G., Ma K.m Pei L., Gong Zh., Jin Ch. ArXiv. 2024. URL: arxiv.org/abs/2406.08187.
 11. Fan D.D., Agha-Mohammadi A., Theodorou E.A., Dey S. IEEE Robotics and Automation Letters. 2021. Vol. 6. №. 2. Pp. 1359–1366.
 12. Haddeler G., Chuah M.Y.M., You Y., Chan J., Adiwahono A.H., Yau W.Y., Chew C.M. Frontiers in Robotics and AI. 2022. Vol. 9. URL: frontiersin.org/journals/robotics-and-ai/articles/10.3389/frobt.2022.887910/full.
 13. Visca M., Kuutti K., Powel R. Gao Y., Fallah S. Towards Autonomous Robotic Systems. TAROS. 2021. Lecture Notes in Computer Science. 2021. Vol. 13054. Pp. 203-213.
 14. Groves P. D. Inertial and Multisensor Integrated Navigation Systems. Artech House. 2013. 800 p.
 15. Toscano-Moreno M., Mandow A., Martinez M.A. Garcia-Cerezo A. Engineering Applications of Artificial Intelligence. 2023. Vol. 121. URL: sciencedirect.com/science/article/pii/S0952197623001604
 16. Helmick D.M., Clouse D.S., Cheng Y., Roumeliotis S.I. Advanced Robotics. 2006. Vol. 20 (11). Pp. 1257-1280.
 17. Kilic C., Gu Yu, Gross J.N. Field Robotics. 2022. Vol. 2. Pp. 1754-1778.
 18. Tsai Z., Jin C., Bobkov A.V. Inzenernyj vestnik Dona. 2025. № 8. URL: ivdon.ru/ru/magazine/archive/n8y2025/10306.
 19. Shepel I.O. Inzhenernyj vestnik Dona. 2018. № 1. URL: ivdon.ru/ru/magazine/archive/n1y2018/4804.
 20. Wilson J.P., Gallant J.C. Wiley. 2000. 479 p.
 21. Wang N., Li X., Suo Z., Fan J., Wang J., Xie D. Drones. 2024. Vol. 8. P. 419.
-

-
22. Meng X., Liang S., Cao Z., Pang L. International Journal of Advanced Robotic Systems. 2016. Vol. 15(1). URL: journals.sagepub.com/doi/full/10.1177/1729881417751530.
 23. Sevastopoulos C., Konstantopoulos S. ArXiv. 2022. URL: arxiv.org/abs/2204.10883.
 24. Kim Y., Lee J.H., Lee C., Mun J., Youm D.H., Park J., Hwangbo J. IEEE Robotics and Automation Letters. 2024. Vol. 9(11). Pp. 10423-10430.
 25. Siciliano B., Sciavicco L., Villani L., Oriolo G. Advanced Textbooks in Control and Signal Processing (C&SP). Springer, 2009. 632 p.
 26. Evstigneev M. I., Litvinov Yu.V., Mazulina V.V., Mishchenko G.M. Izvestiya Vysshikh Uchebnykh Zavedeniy. Priborostroenie. 2015. Vol. 58. № 9. Pp. 738-741.
 27. Kruglova T.N., Vlasov A.S. Vestnik belgorodskogo gosudarstvennogo tekhnologicheskogo universiteta im. V.G. Shukhova. 2019. № 5. Pp. 147–154.
 28. Urvaev, I.N. Izmerenie. Monitoring. Upravlenie. Kontrol'. 2021. № 1(35). Pp. 44-51.
 29. Riley S. J., DeGloria, S. D., Elliot R. Intermountain Journal of Sciences. 1999. Vol. 5. Pp. 23–27.
 30. Fan L. 2022 29th International Conference on Geoinformatics. 2022. Pp. 1-6.
 31. Seraji H. Journal of Robotic Systems. 2000. Vol. 17. №. 2. Pp. 75–91.
 32. Benrabah M., Mousse O.C., Randriamiarintsoa E., Chapuis R., Aufrère R. 2015 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). 2015. URL: ieeexplore.ieee.org/document/7139753.
 33. Pradhan S.K., Parhi D.R., Panda A.K. Applied Soft Computing. 2009. Vol. 9. №1. Pp. 290–304.
 34. Wang M., Liu J.N.K. Robotics and Autonomous Systems. 2008. Vol. 56 (7). Pp. 625–643.
-

35. Montiel O., Orozco-Rosas U., Sepulveda R. Expert Systems with Applications. 2015. Vol. 42(12). Pp. 5177-5191.
36. Antonelli G., Chiaverini S., Fusco G. IEEE Transactions on Fuzzy Systems. 2007. Vol. 15(2). Pp. 211-221.
37. Seraji H., Howard A. IEEE Transactions on Robotics and Automation. 2002. Vol. 18(3). Pp. 308-321.
38. Ronneberger O., Fischer P., Brox T. Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention – MICCAI 2015. 2015. Vol. 9351. Pp. 234-241.
39. Poudel R.P.K., Liwicki S., Cipolla R. ArXiv. 2019. URL: arxiv.org/abs/1902.04502.
40. Xie E., Wang W., Yu Z., Anandkumar A., Alvarez J.M., Luo P. In Proceedings of the 35th International Conference on Neural Information Processing Systems. 2021. Pp. 12077–12090.
41. Xue J., Zhang H., Dana K. 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2018. Pp. 558-567
42. Kosomaa O., Laine S., Karras T., Aittala M., Lehtinen J. Arxiv. 2023. URL: arxiv.org/abs/2212.07431.

Авторы согласны на обработку и хранение персональных данных.

Дата поступления: 18.10.2025

Дата публикации: 26.11.2025