

Paleev Alexander Viktorovich – e-mail: apaleev@sfned.ru; phone: +78634680890, ext. 15408; can. of ec. sc.; head of the center.

Semak Vitaly Viktorovich – e-mail: semak@sfned.ru; phone: +78634680890, ext. 15414; head of the department of electronic warfare.

Solovyev Viktor Vladimirovich – Scientific laboratory "Scientific and Technological Laboratory of Designing Onboard Systems for Robotic Complexes" at Southern federal university; e-mail: vvsolovev@sfned.ru; Taganrog, Russia; phone: +79043438844; senior researcher.

УДК 007:52

DOI 10.18522/2311-3103-2024-1-57-68

Б.С. Лапин, И.Л. Ермолов, О.П. Гойдин, С.А. Собольников

ПОСТРОЕНИЕ КАРТЫ ОПОРНЫХ ПОВЕРХНОСТЕЙ ДЛЯ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧИ ПЛАНИРОВАНИЯ ДВИЖЕНИЯ ГРУППЫ НАЗЕМНЫХ РОБОТОВ

Целью исследования является формирование геометрической модели среды, содержащей информацию о параметрах подстилающей поверхности для использования в системе планирования движений группы роботов строем на высокой скорости. В статье исследована задача построения карты опорных поверхностей. Приведен анализ существующих исследований по теме определения характеристик опорных поверхностей мобильными роботами. Приведена классификация способов оценки характеристик опорной поверхности на дистанционные и контактные. На основе анализа преимуществ и недостатков известных дистанционных и контактных методов в работе предлагается комбинированный подход, позволяющий использовать преимущества обоих методов. Подход основан на дистанционном разделении пространства на кластеры по внешним параметрам подстилающей поверхности с потенциально одинаковыми внутренними свойствами, одновременном определении внутренних параметров подстилающей поверхности контактным методом и дальнейшем их объединении. При этом осуществляется постоянное уточнение параметров поверхности во время перемещения. Подход использует ограниченный перечень стандартных бортовых средств мобильного робота и не требует больших вычислительных затрат по сравнению с методами машинного обучения. Приводится описание дистанционного определения внешних параметров подстилающей поверхности, в основе которых лежат алгоритмы сегментации облака точек, не требующие предварительного обучения. В качестве аргументов для сегментации используются: координаты точек облака, цвет каждой точки и перепад высот в окрестности каждой точки. Описан алгоритм определения внутренних характеристик поверхности контактным способом. В качестве внутренних параметров рассматриваются коэффициенты трения между каждым колесом и текущей поверхностью. Эти коэффициенты позволяют определить предельные ускорения для каждого робота группы, которые необходимы для реализации системы планирования движений. В работе приводятся результаты экспериментальных исследований дистанционного определения параметров подстилающей поверхности в рамках предложенного подхода на данных из публичного набора KITTI. Результаты исследования подтверждают возможность формирования геометрической модели среды, сегментированной на области с различными характеристиками опорной поверхности без обучения с использованием стандартных аппаратных возможностей робота.

Картографирование; система технического зрения; опорная проходимость; планирование движения; кластеризация.

B.S. Lapin, I.L. Ermolov, O.P. Goydin, S.A. Sobolnikov

BUILDING A MAP OF REFERENCE SURFACES TO SOLVE THE PROBLEM OF PLANNING THE MOVEMENT OF A GROUP OF GROUND ROBOTS

The purpose of the study is to form a geometric model of the environment containing information about the parameters of the underlying surface for use in a system for planning the movements of a group of robots in formation at high speed. The article examines the problem of con-

structing a map of support surfaces. An analysis of existing research on the topic of determining the characteristics of supporting surfaces by mobile robots is presented. A classification of methods for assessing the characteristics of a supporting surface into remote and contact ones is given. Based on an analysis of the advantages and disadvantages of known remote and contact methods, the work proposes a combined approach that makes it possible to use the advantages of both methods. The approach is based on remote division of space into clusters according to the external parameters of the underlying surface with potentially identical internal properties, simultaneous determination of the internal parameters of the underlying surface by the contact method and their further combination. In this case, the surface parameters are constantly updated during movement. The approach uses a limited list of standard on-board means of a mobile robot and does not require large computational costs compared to machine learning methods. A description is given of the remote determination of the external parameters of the underlying surface, which are based on point cloud segmentation algorithms that do not require preliminary training. The arguments for segmentation are: the coordinates of the cloud points, the color of each point, and the height difference in the vicinity of each point. An algorithm for determining the internal characteristics of a surface using the contact method is described. The friction coefficients between each wheel and the current surface are considered as internal parameters. These coefficients make it possible to determine the maximum accelerations for each robot in the group, which are necessary to implement the motion planning system. The paper presents the results of experimental studies of remote determination of the parameters of the underlying surface within the framework of the proposed approach using data from the public KITTI dataset. The results of the study confirm the possibility of forming a geometric model of the environment, segmented into areas with different characteristics of the supporting surface without training using standard hardware capabilities of the robot.

Mapping; vision system; motion planning; clustering; sensor fusion.

Введение. Обеспечение автономного движения мобильных роботов, в том числе в составе группы, на пересеченной местности является одной из важнейших задач в современной робототехнике [1]. Планирование движения автономных наземных мобильных роботов осложняется наличием высокой степени неопределенности, вносимой различием характеристик опорной поверхности. Степень неопределенности возрастает с увеличением разнообразия типов поверхности в зоне действия роботов. Эту неопределенность важно учитывать при планировании движения группы роботов строим особенно на высокой скорости, для чего необходимо определение параметров опорной поверхности во время перемещения.

Ранее авторами [2] рассматривалась задача планирования движения группы роботов строим с учетом различия параметров подстилающей поверхности на заранее сформированной карте. В настоящей статье приводится подход к построению геометрической модели среды (карты), содержащей характеристики различных типов опорных поверхностей, с помощью бортовых измерительных средств наземного мобильного робота.

В статье [2] предлагается решение задачи планирования траекторий перемещения строя роботов с минимизацией затраченного времени. Для этого необходима информация о максимально допустимых ускорениях, которые роботы могут развивать на траектории без проскальзывания. В свою очередь значения этих ускорений, зависят от параметров подстилающей поверхности. Поэтому для реализации предложенной системы планирования необходимо формировать карту, содержащую информацию о: типах подстилающей поверхности, границах областей соответствующих типов и максимально допустимых ускорениях. Однако в рамках изложенного подхода могут быть использованы и другие параметры.

При этом качество планирования траектории напрямую зависит от качества построения карты. Широкий круг задач, решаемый группой роботов, предполагает отсутствие априорной информации о зоне проведения работ. Поэтому задача построения модели должна решаться во время функционирования группы в темпе ее движения и по возможности штатными измерительными системами.

В настоящий момент широко применяются алгоритмы построения карты на основе данных дальномеров и/или камер глубины [3]. Такие алгоритмы позволяют оценивать геометрические параметры поверхностей, что позволяет решать задачу профильной проходимости. Этого недостаточно для полноценной навигации в естественной среде, которая изобилует различными неблагоприятными факторами: скользкой травой, лужами, снегом, льдом, слабонесущими грунтами др. Поэтому важной задачей является оценка параметров опорной проходимости [16].

Сложность идентификации характеристик опорной поверхности в первую очередь связана с разнородностью структур грунтовых оснований и ограниченностью средств, доступных к использованию на мобильных РТК.

Способы получения характеристик опорных поверхностей мобильным роботом можно разделить на два типа: дистанционный и контактный.

Дистанционный способ. В течение последних 20 лет проведено большое количество исследований по детектированию типов поверхностей [4–9] на основе данных видеокамер видимого диапазона, тепловизионных камер, лазерных дальномеров и гиперспектрометров [10–13]. Подробный анализ существующих методов в области классификации поверхностей движения по данным системы технического зрения (СТЗ) представлен в работе [14].

Данные методы позволяют косвенно оценивать характеристики поверхности на расстоянии (по внешнему виду или излучению). Большинство таких методов основаны на машинном обучении (ML). Необходимость в обучении является существенным недостатком т.к. требует формирования обширных обучающих выборок. При этом открытые наборы данных, содержащие одновременно информацию о внешнем виде поверхности и ее механические характеристики, авторам неизвестны. Еще одним фактором, осложняющим решение задачи с использованием обучения, является зависимость характеристик поверхности от параметров окружающей среды (температуры, влажности, и т.д.), что необходимо учитывать при обучении.

В тоже время дистанционные методы хорошо зарекомендовали себя для решения задач сегментации или кластеризации геометрической модели среды, что позволяет разбивать область пространства на участки с потенциально одинаковыми свойствами поверхности.

Контактный способ. Существуют работы, посвященные решению обратной задачи термомеханики [15–25]. Эта задача заключается в поиске параметров соответствующей модели взаимодействия движитель-основание по анализу динамического взаимодействия движителя с опорным основанием. Методы, решающие эту задачу, позволяют напрямую оценивать характеристики поверхности, в основном не используют машинное обучение, однако требуют непосредственного взаимодействия движителя с опорной поверхностью. В зависимости от способа измерения характеристик опорного взаимодействия требуют либо установку дополнительных специализированных измерительных устройств, либо расчёт сложных математических моделей, либо и то и другое.

Основной недостаток контактных методов – необходимость взаимодействия с опорой для получения информации о ней, что делает невозможным априорное планирование перемещения по текущей поверхности с учетом ее характеристик. Это в свою очередь может приводить к потере управления.

В работе предлагается комбинированный подход, объединяющий преимущества дистанционного и контактного. Подход основан на дистанционном разделении пространства на кластеры по внешним параметрам поверхности с потенциально одинаковыми внутренними свойствами поверхности, одновременном определении внутренних параметров подстилающей поверхности контактным методом и дальнейшем их объединении. При этом осуществляется постоянное уточнение параметров поверхности во время перемещения.

Дистанционное определение внешних параметров подстилающей поверхности. В основе дистанционной части системы лежат алгоритмы сегментации, применяющих методы кластерного анализа, что не требует предварительного обучения.

СТЗ робота состоит из трехмерного сканирующего лазерного дальномера (лидара) и цифровой цветной камеры. Лидар формирует облако точек, характеризующих расстояния до объектов среды, расположенных в области сканирования $W = \{V'_i = \langle X_i, Y_i, Z_i \rangle\} (i = 1, 2, \dots, n)$. Облако точек с помощью алгоритма KD TREE [26] представляется в виде дерева для увеличения скорости работы алгоритма кластеризации и ускорения поиска соседних точек в облаке.

После этого необходимо из множества точек W выделить подмножество W_0 точек, которые принадлежат опорной поверхности. Эта задача решалась нахождением горизонтальной плоскости под роботом с помощью алгоритма RANSAC [27], однако могут быть использованы и другие известные алгоритмы [28–30].

Далее каждой точке из множества W_0 необходимо присвоить значение цвета, получаемое в этой точке с помощью видеокамеры. Зачастую каждый пиксель изображения камеры характеризуется тремя значениями в формате RGB. Взаимное расположение камеры и дальномера должно быть юстировано и определена матрица перехода из системы координат (СК) камеры в СК лидара. С использованием матрицы перехода осуществляется проецирование точек из W_0 на плоскость изображения камеры. После чего каждая точка из W_0 дополняется цветом из соответствующего пикселя на изображении $V'_i = \langle X_i, Y_i, Z_i, R_i, G_i, B_i \rangle (i = 1, 2, \dots, k)$.

Перед тем, как использовать цветовую информацию для кластеризации, необходимо преобразовать представление цвета из формата RGB в HSV. В работе [8] показано, что раздельное сравнение тонов H, яркостей V и насыщенностей S цветов поверхностей является более эффективным, чем сравнение яркостей красных R, зеленых G и синих B составляющих цвета. Преобразование из RGB в HSV осуществляется с помощью следующих выражений:

$$R' = \frac{R}{255}; G' = \frac{G}{255}; B' = \frac{B}{255};$$

$$C_{max} = \max(R', G', B'); C_{min} = \min(R', G', B'); \Delta = C_{max} - C_{min};$$

$$H = \begin{cases} 0^\circ, & \Delta = 0, \\ 60^\circ \cdot \left(\frac{G' - B'}{\Delta} \bmod 6 \right), & C_{max} = R', \\ 60^\circ \cdot \left(\frac{B' - R'}{\Delta} + 2 \right), & C_{max} = G', \\ 60^\circ \cdot \left(\frac{R' - G'}{\Delta} + 4 \right), & C_{max} = B'; \end{cases}$$

$$S = \begin{cases} 0, & C_{max} = 0, \\ \frac{\Delta}{C_{max}}, & C_{max} \neq 0; \end{cases}$$

$$V = C_{max},$$

После чего множество рассматриваемых точек примет вид $W_0 = \{V'_i = \langle X_i, Y_i, Z_i, H_i, S_i, V_i \rangle\} (i = 1, 2, \dots, k)$.

Полученное облако точек необходимо дополнить информацией о распределении высот. В качестве такой информации может быть использована дисперсия и/или амплитуда перепада высот (координаты Z) в окрестности каждой точки V'_i облака W_0 .

Несмещённая оценка дисперсии перепада высот в окрестности точки V'_i определяется:

$$D(V'_i) = \frac{1}{m-1} \sum_{i=0}^m (Z_i - \bar{Z})^2,$$

где m – число ближайших соседей точки V'_i в заданной окрестности.

Амплитуда перепада высот определяется:

$$A(V'_i) = \max(Z_{0...m}) - \min(Z_{0...m}).$$

Выбор между дисперсией и амплитудой зависит в первую очередь от качества данных, получаемых с лазерного дальномера. В дальнейшем в векторе V'_i будем использовать амплитуду перепадов высот для упрощения расчетов. Таким образом каждая точка из облака W_0 описывается семью компонентами $V'_i = \langle X_i, Y_i, Z_i, H_i, S_i, V_i, A_i \rangle$ ($i = 1, 2, \dots, k$). При этом, для улучшения качества расчета необходимо использовать облака точек высокой плотности, которые можно получить с использованием современных лидаров с неподвижным основанием (solid-state lidar) [31]. Популярными многолучевыми трехмерными лазерными дальномерами на вращающейся основе (например, Velodyne VLP-16) подходят меньше т.к. дают разреженное облако точек. Их применение требует совмещения нескольких последовательно снятых в движении сканов с целью увеличения плотности облака для последующего анализа.

На следующем этапе осуществляется кластеризация - разделение окружающей робот поверхности на «схожие» области (кластеры). Качество кластеризации зависит от выбора алгоритма кластеризации и критерия сравнения («схожести») областей. В качестве критерия используется функция расстояния в семимерном пространстве состояний (X, Y, Z, H, S, V, A) . Однако, в зависимости от структуры СТЗ, может быть использована и дополнительная информация, например температура (если установлена тепловизионная камера) и спектральная сигнатура поверхности (если установлена гиперспектральная камера) т.п.

В качестве функции расстояния используется евклидова метрика:

$$f(V'_i, V'_j) = \sqrt{\sum_{l=1}^7 (V'_{il} - V'_{jl})^2},$$

где V'_{il} - l -ый компонент вектора V'_i .

Для кластеризации используется алгоритм DBSCAN [32], который позволяет автоматически определять количество кластеров и их центры, а также фильтровать выбросы. В результате кластеризации из множества W_0 выделяются семейство подмножеств $\{W_\alpha\}_{\alpha \in N+1}$, где N - количество кластеров, а W_{N+1} - подмножество выбросов. При этом $\bigcap_{\alpha \in N+1} W_\alpha = \emptyset$, а $\bigcup_{\alpha \in N+1} W_\alpha = W_0$.

Определение внутренних характеристик поверхности контактным способом. Предлагается использовать метод, описанный и проверенный ранее в работе авторов [33]. Этот метод достаточно прост в реализации и не требует использования дополнительного оборудования, однако позволяет оценивать вектор параметров подстилающей поверхности U .

В качестве внутренних параметров поверхности в настоящей работе рассматриваются коэффициенты трения μ_i для каждого i -ого колеса на текущей подстилающей поверхности. Эти коэффициенты позволяют определить предельные нормальное a_n и тангенциальное a_τ ускорения для каждого робота группы, которые необходимы для реализации системы планирования движений [2].

Однако могут применяться и другие параметры в зависимости от аппаратного обеспечения робота. Таким образом $U = \langle \mu_1, \mu_2 \dots \mu_p \rangle$.

Определение значения коэффициента трения скольжения μ_i для каждого колеса можно получить, измерив момент, возникающий в приводе колеса, во время появления проскальзывания с помощью следующего выражения:

$$\mu_i = \frac{F_{ci}}{N_i} = \frac{M_i}{r_{ki} \cdot \cos(\alpha_i) \cdot N_i},$$

где N_i – сила нормальной реакции опоры колеса, M_i – измеренное значение момента на i -ом колесе, r_{ki} – радиус колеса, α_i – угол между направлением результирующей силы F_{ci} и направлением измеренной ее составляющей.

Сила нормальной реакции опоры определяется с помощью датчика давления на опору колеса. В случае отсутствия такого датчика вводится допущение о равномерном распределении веса робота между колесами во время движения.

$$N_1 = N_2 = \dots = N_p = \frac{mg}{p},$$

где m – масса робота, p – количество колес.

Факт проскальзывания можно определять, как с помощью данных навигационной системы робота, так и на основе информации о измеренном с колес моменте сил (или силе тока) [34, 35].

Объединение данных, полученных дистанционным и контактным способом.

Для построения карты опорных поверхностей необходима информация из навигационной системы робота (его положение в системе координат, связанной с рабочей областью), семейство подмножеств точек $\{W_\alpha\}_{\alpha \in N}$ окружающего пространства с соответствующими внешними характеристиками поверхности и данные о внутренних характеристиках поверхности U , по которой в данный момент движется робот.

Внутренние характеристики U оцениваются контактным способом на поверхности, непосредственно находящейся под роботом в текущий момент времени. Эта оценка ассоциируется со всеми точками кластера $W_t = \{V'_i = \langle X_i, Y_i, Z_i, H_i, S_i, V_i, \mu_1, \mu_2 \dots \mu_p \rangle\}$, на котором находится робот. При движении по поверхности одного типа (в рамках одного кластера) будет произведено множество замеров внешних и внутренних характеристик. Это позволяет уточнять характеристики поверхности путем их усреднения.

В дальнейшем массив данных о внешних характеристиках поверхности и ассоциированный с ним массив внутренних характеристик могут быть использованы, для обучения ML-модели.

Предложенный подход реализован в виде программного обеспечения. Экспериментальные исследования контактного способа определения внутренних характеристик приведены в статье [33]. В следующем разделе приводятся результаты экспериментальных исследований дистанционной части.

Экспериментальные исследования. Для проверки описанного метода разделения областей по внешним характеристикам, необходимы данные СТЗ – облака точек и видеоизображение. В качестве набора данных использовалась стандартная база KITTI [36]. Эта база данных включает в себя, в том числе, информацию с двух цветных камер Point Grey Flea 2 и многолучевого лазерного дальномера Velodyne HDL64E, которые синхронизированы во времени. Измерительный стенд состоял из СТЗ, установленного на крышу легкового автомобиля (рис. 1).

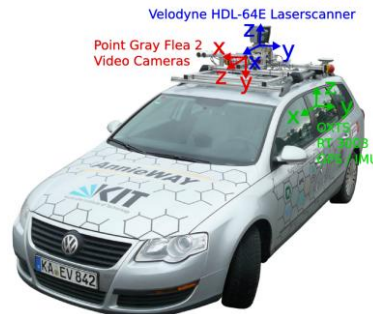


Рис. 1. Измерительный стенд, используемый для записи набора данных KITTI

Данные из базы KITTI получены в городской среде (рис. 2). В область видимости лазерного дальномера и камеры попали следующие типы поверхностей: асфальт, трава, тротуарная плитка.

Результат предварительной обработки, а именно – наложение цветовой информации на облако точек с лазерного дальномера представлен на рис. 3, а итоговое выделение области геометрической проходимости, с помощью RANSAC представлен на рис. 4.

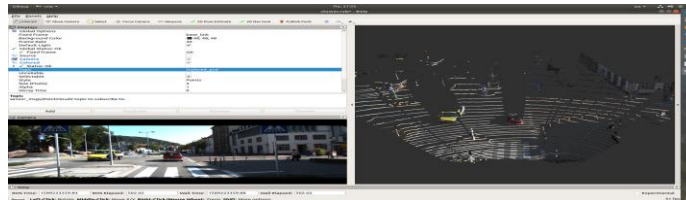


Рис. 2. Вид с камеры (база данных KITTI)

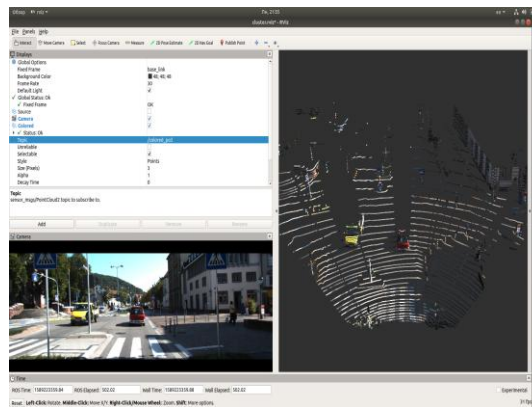


Рис. 3. Результат наложения цветовой информации на облако точек лазерного дальномера

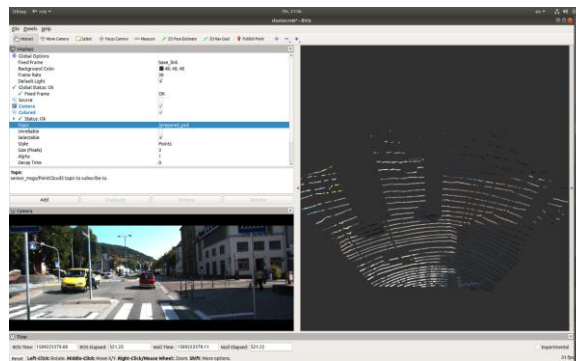


Рис. 4. Результат предварительной обработки данных с камеры и лазерного дальномера

Следующий этап заключался в определении границ поверхностей по внешним характеристикам. Для этого, для каждой точки отфильтрованного облака, были выбраны все соседи в радиусе 0.2 м. Облако точек предварительно представля-

лось в виде дерева, что позволило ускорить поиск соседних точек [26]. По полученным подмножествам точек осуществлялась оценка амплитуды перепада высот, данные значения ассоциировались с центральной для подмножества точкой и использовались в алгоритме кластеризации, при проведении эксперимента. Результат кластеризации представлен на рис. 5.

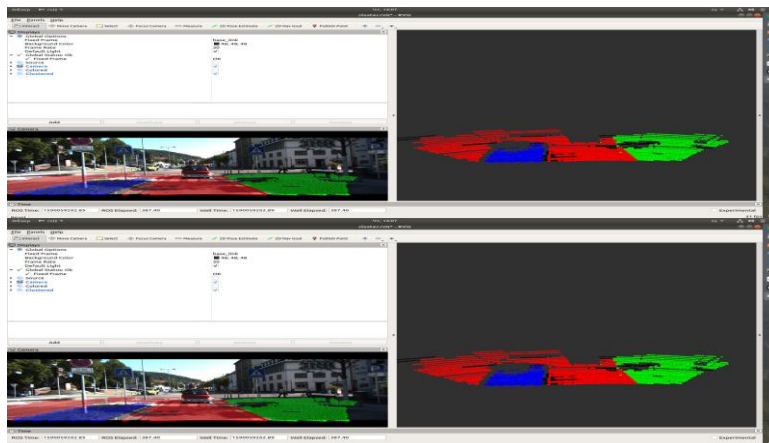


Рис. 1 Определение поверхностей по внешним характеристикам

В результате обработки изображений представленного набора алгоритм позволил выделить 3 кластера, соответствующих типам поверхностей с различными внешними характеристиками, что совпадает с наблюдаемым набором типов подстилающих поверхностей в реальной области.

Заключение. Предложенный в работе подход позволяет формировать геометрическую модель среды, сегментированную на области с различными характеристиками опорной поверхности без обучения с использованием стандартных аппаратных возможностей робота.

В настоящий момент экспериментально подтверждена работоспособность дистанционной и контактной частей системы картографирования по отдельности. В дальнейшем планируется формирование набора данных достаточного объема, включающего одновременно информацию для определения как внешних параметров опорной поверхности, так и внутренних. А также оценка эффективности предложенной системы в сравнении с методами, основанными на машинном обучении, с учётом ограниченных вычислительных возможностей бортовых средств мобильных роботов.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. *Dorigo Marco.* Swarmanoid: A Novel Concept for the Study of Heterogeneous Robotic Swarms // IEEE Robotics and Automation Magazine. – 2013. – Vol. 20, No. 4. – P. 60-71.
2. *Ермолов И.Л., Лапин Б.С.* Распределенное планирование движения для группы совместно переносящих груз роботов с учетом свойств опорных поверхностей // Мехатроника, автоматизация, управление. – 2023. – Т. 24, № 6. – С. 327-334.
3. *Cadena C., Carlone L., Carrillo H., Latif Y., Scaramuzza D., Neira J., Reid I., Leonard J.J.* Past, Present, and Future of Simultaneous Localization and Mapping: Toward the Robust-Perception Age // IEEE Transactions on Robotics. – 2016. – Vol. 32, No. 6. – P. 1309-1332.
4. *Вазаев А.В., Носков В.П., Рубцов И.В., Цариченко С.Г.* Распознавание объектов и типов опорной поверхности по данным комплексированной системы технического зрения // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2016. – № 2. – С. 127-139.
5. *Robert E.K., Gary W.* Terrain Understanding for Robot Navigation // Proceedings of the 2007 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. – 2007. – P. 895-900.

6. *Angelova A., Matthies L., Helmick D., Perona P.* Fast Terrain Classification Using Variable-Length Representation for Autonomous Navigation // IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. – 2007. – P. 1-8.
7. *Cristian D., Nicolas V., Martial H.* Classifier Fusion for Outdoor Obstacle Detection // Proceedings of International Conference on Robotics and Automation. – 2004. – Vol. 1. – P. 665-671.
8. *Jean-Francois L., Nicolas V., Daniel H., Martial H.* Natural terrain classification using three-dimensional ladar data for ground robot mobility // Journal of Field Robotics. – November 2006. – Vol. 23, No. 10. – P. 839-861.
9. *Wolf D.F., Sukhame G.S., Fox D., Burgard W.* Autonomous Terrain Mapping and Classification Using Hidden Markov Models // Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation. – 2005. – P. 2026-2031.
10. RobotEye REHS25 Hyperspectral Ultrafast Broadband Spectral Scanner: Product Datasheet // OCULAR Robotics. – 2015. – URL: <http://www.ocularrobotics.com/wp/wp-content/uploads/2015/12/RobotEye-REHS25-Hyperspectral-Datasheet.pdf> (дата обращения: 04.06.2020).
11. *Vishwanath S., Aswin C.S.* Programmable Spectrometry -- Per-pixel Classification of Materials using Learned Spectral Filters // Published in ArXiv. Computer Science, Engineering. – 2019.
12. *Lloyd W., Rishi R., Arman M., Richard J.M.* Hyperspectral CNN Classification with Limited Training Samples // BMVC 2016. – 2016.
13. *David B., Scott T., Anthony S., Peter R.* Vegetation Detection for Mobile Robot Navigation // Tech. Report, CMU-RI-TR-04-12, Robotics Institute, Carnegie Mellon University. – 2004.
14. *Wang S.* Road Terrain Classification Technology for Autonomous Vehicle. – 2019. – 107 p.
15. *Bekker M.G.* Theory of Land Locomotion. – The University of Michigan Press, 1962.
16. *Машков К.Ю., Наумов В.Н., Рубцов В.И.* Система автоматического определения характеристик грунта при динамическом взаимодействии движителя МРК с опорной поверхностью // Матер. Восьмой Всероссийской научно-практической конференции «Перспективные системы и задачи управления». – Таганрог, 2013. – С. 87-95.
17. *Машков К.Ю., Рубцов В.И., Штифанов Н.В.* Автоматическая система обеспечения опорной проходимости мобильного робота // Вестник МГТУ им. Н.Э. Баумана. Сер. Машиностроение. Вып. Специальная робототехника. – 2012. – С. 95-106.
18. *Овчинников А.М., Платонов А.К.* Техническое зрение в системах управления мобильными объектами-2010 // Тр. научно-технической конференции-семинара. Вып. 4 / под ред. Р.Р. Назирова. – М.: КДУ, 2011. – С. 216-229.
19. *Taheri S., Sandu C., Taheri S., Pinto E., Gorsich D.* A technical survey on terramechanics models for tire-terrain interaction used in modeling and simulation of wheeled vehicles // Journal of Terramechanics. – 2015. – Vol. 57. – P. 1-22.
20. *Upadhyaya S.K., Wulfsohn D., Mehlschau J.* An instrumented device to obtain traction related parameters // Journal of Terramechanics. – 1993. – Vol. 30. – P. 1-20.
21. *Cao P., Hall E., Zhang E.* Soil Sampling Sensor System on a Mobile Robot // in Proceedings of SPIE Intelligent Robots and Computer Vision XXI: Algorithms, Techniques, and Active Vision. – 2003. – Vol. 5267.
22. *Väljaots., Lehiste H., Kiik M., Leemet T.* Soil sampling automation using mobile robotic platform // Agronomy Research. Estonian University of Life Sciences. Institute of Technology. – 2018. – Vol. 16, No. 3. – P. 917-922.
23. *Wills B.* The design and development of a hydraulic bevameter // Journal of Terramechanics. 1964. – Vol. 1. – P. 91-97.
24. *Nama J.S., Park Y.J., Kim K.U.* Determination of rating cone index using wheel sinkage and slip // Journal of Terramechanics. – 2010. – Vol. 47. – P. 243-248.
25. *Iagnemma K., Dubowsky S.* Terrain estimation for high-speed rough-terrain autonomous vehicle navigation. // In Proc. SPIE Conference on Unmanned Ground Vehicle Technology IV. – 2002.
26. *Marius M., David G.L.* Fast Approximate Nearest Neighbors with Automatic Algorithm Configuration // International Conference on Computer Vision Theory and Applications (VISAPP'09). – 2009.
27. *Martin A.F., Robert C.B.* Random Sample Consensus: A Paradigm for Model Fitting with Applications to Image Analysis and Automated Cartography // Comm. Of the ACM. – June 1981. – No. 24. – P. 381-395.
28. *Шенель И.О.* Построение модели проходимости окружающей среды по облаку точек стереокамеры с использованием иерархической карты высот // Инженерный вестник Дона. – 2018. – № 1 (48). – С. 94-107.

29. Neuhaus F., Dillenberger D., Pellenz J., Paulus D. Terrain Drivability Analysis in 3D Laser Range Data for Autonomous Robot Navigation in Unstructured Environments // Proceedings of 12th IEEE International Conference on Emerging Technologies and Factory Automation (ETFA). – Sep. 2009. – P. 4-9.
30. Fleischmann P., Berns K. A Stereo Vision Based Obstacle Detection System for Agricultural Applications. – 2016. – P. 217-231.
31. Li N., Ho C.P., Xue J., Lim L.W., Chen G., Fu Y.H., Lee L.Y.T. A Progress Review on Solid-State LiDAR and Nanophotonics-Based LiDAR Sensors // Laser Photonics Rev. – 2022. – 16. – 2100511. – <https://doi.org/10.1002/lpor.202100511>.
32. Martin E., Hans-eter K., Jörg S., Xiaowei X. A density-based algorithm for discovering clusters in large spatial databases with noise // Proceedings of the Second International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD-96) / Evangelos Simoudis, Jiawei Han, Usama M. Fayyad. – AAAI Press, 1996. – P. 226-231.
33. Lapin B.S., Ermolov I.L., Sobolnikov S.A. THE simply integrated approach for surface parameters detection by UGV // Extreme Robotics. – 2019. – Vol. 1, No. 1. – P. 137-144.
34. Forrest R.M., Neal S., Alonzo K. Continuous Vehicle Slip Model Identification on Changing Terrains // Proceedings of RSS 2012 Workshop on Long-term Operation of Autonomous Robotic Systems in Changing Environments. – July 2012.
35. Ojeda L., Cruz D., Reina G., Borenstein J. Current-Based Slippage Detection and Odometry Correction for Mobile Robots and Planetary Rovers // IEEE Transactions on Robotics. – April 2006. – Vol. 22, No. 2. – P. 366-378.
36. Andreas G., Philip L., Christoph S., Raquel U. Vision meets Robotics: The KITTI Dataset // International Journal of Robotics Research (IJRR). – 2013.

REFERENCES

1. Dorigo Marco. Swarmanoid: A Novel Concept for the Study of Heterogeneous Robotic Swarms, *IEEE Robotics and Automation Magazine*, 2013, Vol. 20, No. 4, pp. 60-71.
2. Ermolov I.L., Lapin B.S. Raspredelelnoe planirovanie dvizheniya dlya gruppy sovmestno perenosyashchikh gruz robotov s uchetom svoystv opornykh poverkhnostey [Distributed motion planning for a group of robots jointly carrying a load, taking into account the properties of supporting surfaces], *Mekhatronika, avtomatizatsiya, upravlenie* [Mechatronics, automation, control], 2023, Vol. 24, No. 6, pp. 327-334.
3. Cadena C., Carlone L., Carrillo H., Latif Y., Scaramuzza D., Neira J., Reid I., Leonard J.J. Past, Present, and Future of Simultaneous Localization and Mapping: Toward the Robust-Perception Age, *IEEE Transactions on Robotics*, 2016, Vol. 32, No. 6, pp. 1309-1332.
4. Vazaev A.V., Noskov V.P., Rubtsov I.V., Tsarichenko S.G. Raspoznavanie ob"ektov i tipov opornoj poverkhnosti po dannym kompleksirovannoy sistemy tekhnicheskogo zreniya [Recognition of objects and types of supporting surfaces according to data from an integrated technical vision system], *Izvestiya YuFU. Tekhnicheskie nauki* [Izvestiya SFedU. Engineering Sciences], 2016, No. 2, pp. 127-139.
5. Robert E.K., Gary W. Terrain Understanding for Robot Navigation, *Proceedings of the 2007 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, 2007, pp. 895-900.
6. Angelova A., Matthies L., Helmick D., Perona P. Fast Terrain Classification Using Variable-Length Representation for Autonomous Navigation, *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2007, pp. 1-8.
7. Cristian D., Nicolas V., Martial H. Classifier Fusion for Outdoor Obstacle Detection, *Proceedings of International Conference on Robotics and Automation*, 2004, Vol. 1, pp. 665-671.
8. Jean-Francois L., Nicolas V., Daniel H., Martial H. Natural terrain classification using three-dimensional ladar data for ground robot mobility, *Journal of Field Robotics*, November 2006, Vol. 23, No. 10, pp. 839-861.
9. Wolf D.F., Sukhatme G.S., Fox D., Burgard W. Autonomous Terrain Mapping and Classification Using Hidden Markov Models, *Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation*, 2005, pp. 2026-2031.
10. RobotEye REHS25 Hyperspectral Ultrafast Broadband Spectral Scanner: Product Datasheet, *OCULAR Robotics*, 2015. Available at: <http://www.ocularrobotics.com/wp/wp-content/uploads/2015/12/RobotEye-REHS25-Hyperspectral-Datasheet.pdf> (accessed 04 June 2020).
11. Vishwanath S., Aswin C.S. Programmable Spectrometry -- Per-pixel Classification of Materials using Learned Spectral Filters, *Published in ArXiv. Computer Science, Engineering*, 2019.
12. Lloyd W., Rishi R., Arman M., Richard J.M. Hyperspectral CNN Classification with Limited Training Samples, *BMVC 2016*, 2016.

13. David B., Scott T., Anthony S., Peter R. Vegetation Detection for Mobile Robot Navigation, *Tech. Report, CMU-RI-TR-04-12*, Robotics Institute, Carnegie Mellon University, 2004.
14. Wang S. Road Terrain Classification Technology for Autonomous Vehicle, 2019, 107 p.
15. Bekker M.G. Theory of Land Locomotion. The University of Michigan Press, 1962.
16. Mashkov K.Yu., Naumov V.N., Rubtsov V.I. Cistema avtomaticheskogo opredeleniya kharakteristik grunta pri dinamicheskom vzaimodeystvii dvizhitelya MRK s opornoj poverkhnost'yu [System for automatic determination of soil characteristics during dynamic interaction of the MRC propulsion device with the supporting surface], *Mater. Vos'moy Vserossiyskoy nauchno-prakticheskoy konferentsii «er spektivnye sistemy i zadachi upravleniya»* [Proceedings of the Eighth All-Russian Scientific and Practical Conference “Advanced Systems and Control Problems”]. Taganrog, 2013, pp. 87-95.
17. Mashkov K.Yu., Rubtsov V.I., Shtifanov N.V. Avtomaticheskaya sistema obespecheniya opornoj prokhodimosti mobil'nogo robota [Automatic system for ensuring the support patency of a mobile robot], *Vestnik MGTU im. N.E. Baumana. Ser. Mashinostroenie. Vyp. Spetsial'naya robototekhnika* [Bulletin of MSTU im. N.E. Bauman. Ser. Mechanical engineering. Vol. Special robotics], 2012, pp. 95-106.
18. Ovchinnikov A.M., Platonov A.K. Tekhnicheskoe zrenie v sistemakh upravleniya mobil'nymi ob"ektami-2010 [Technical vision in mobile object control systems-2010], *Tr. nauchno-tekhnicheskoy konferentsii-seminara* [Proceedings of the scientific and technical conference-seminar], Issue 4, ed. by R.R. Nazirova. Moscow: KDU, 2011, pp. 216-229.
19. Taheri S., Sandu C., Taheri S., Pinto E., Gorsich D. A technical survey on terramechanics models for tireterrain interaction used in modeling and simulation of wheeled vehicles, *Journal of Terramechanics*, 2015, Vol. 57, pp. 1-22.
20. Upadhyaya S.K., Wulfsohn D., Mehlschau J. An instrumented device to obtain traction related parameters, *Journal of Terramechanics*, 1993, Vol. 30, pp. 1-20.
21. Cao P., Hall E., Zhang E. Soil Sampling Sensor System on a Mobile Robot, in *Proceedings of SPIE Intelligent Robots and Computer Vision XXI: Algorithms, Techniques, and Active Vision*, 2003, Vol. 5267.
22. Väljaots , Lehiste H., Kiik M., Leemet T. Soil sampling automation using mobile robotic platform, *Agronomy Research. Estonian University of Life Sciences. Institute of Technology*, 2018, Vol. 16, No. 3, pp. 917-922.
23. Wills B. The design and development of a hydraulic bevameter, *Journal of Terramechanics*, 1964, Vol. 1, pp. 91-97.
24. Nama J.S., Park Y.J., Kim K.U. Determination of rating cone index using wheel sinkage and slip, *Journal of Terramechanics*, 2010, Vol. 47, pp. 243-248.
25. Iagnemma K., Dubowsky S. Terrain estimation for high-speed rough-terrain autonomous vehicle navigation, in *Proc. SPIE Conference on Unmanned Ground Vehicle Technology IV*, 2002.
26. Marius M., David G.L. Fast Approximate Nearest Neighbors with Automatic Algorithm Configuration, *International Conference on Computer Vision Theory and Applications (VISAPP'09)*, 2009.
27. Martin A.F., Robert C.B. Random Sample Consensus: A Paradigm for Model Fitting with Applications to Image Analysis and Automated Cartography, *Comm. Of the ACM. June*, 1981, No. 24, pp. 381-395.
28. Shepel' I.O. Postroenie modeli prokhodimosti okruzhayushchey sredy po oblaku toчек stereokamery s ispol'zovaniem ierarkhicheskoy karty vysot [Construction of a model of environmental cross-country ability using a point cloud of a stereo camera using a hierarchical height map], *Inzhenernyy vestnik Dona* [Engineering Bulletin of the Don], 2018, No. 1 (48), pp. 94-107.
29. Neuhaus F., Dillenberger D., Pellenz J., Paulus D. Terrain Drivability Analysis in 3D Laser Range Data for Autonomous Robot Navigation in Unstructured Environments, *Proceedings of 12th IEEE International Conference on Emerging Technologies and Factory Automation (ETF A)*, Sep. 2009, pp. 4-9.
30. Fleischmann P., Berns K. A Stereo Vision Based Obstacle Detection System for Agricultural Applications, 2016, pp. 217-231.
31. Li N., Ho C.P., Xue J., Lim L.W., Chen G., Fu Y.H., Lee L.Y.T. A Progress Review on Solid-State LiDAR and Nanophotonics-Based LiDAR Sensors, *Laser Photonics Rev.*, 2022, 16, 2100511. Available at: <https://doi.org/10.1002/lpor.202100511>.
32. Martin E., Hans-ete r K., örg S., Xiaowei X. A density-based algorithm for discovering clusters in large spatial databases with noise, *Proceedings of the Second International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD-96)*, Evangelos Simoudis, Jiawei Han, Usama M. Fayyad. AAAI Press, 1996, pp. 226-231.

33. *Lapin B.S., Ermolov I.L., Sobolnikov S.A.* THE simply integrated approach for surface parameters detection by UGV, *Extreme Robotics*, 2019, Vol. 1, No. 1, pp. 137-144.
34. *Forrest R.M., Neal S., Alonzo K.* Continuous Vehicle Slip Model Identification on Changing Terrains, *Proceedings of RSS 2012 Workshop on Long-term Operation of Autonomous Robotic Systems in Changing Environments*, July 2012.
35. *Ojeda L., Cruz D., Reina G., Borenstein J.* Current-Based Slippage Detection and Odometry Correction for Mobile Robots and Planetary Rovers, *IEEE Transactions on Robotics*, April 2006, Vol. 22, No. 2, pp. 366-378.
36. *Andreas G., Philip L., Christoph S., Raquel U.* Vision meets Robotics: The KITTI Dataset, *International Journal of Robotics Research (IJRR)*, 2013.

Статью рекомендовал к опубликованию к.т.н. В.П. Носков.

Лапин Борис Сергеевич – ФГУП «ВНИИА им. Н.Л. Духова»; e-mail: mail@borislap.ru; г. Москва, Россия; тел.: +79175651032; инженер-исследователь научно-исследовательской лаборатории.

Гойдин Олег Петрович – e-mail: crer@vniia.ru; руководитель центра робототехники и аварийного реагирования.

Собольников Сергей Александрович – e-mail: sasobolnikov@vniia.ru, тел.: +79263879088; к.т.н.; доцент; начальник научно-исследовательской лаборатории.

Ермолов Иван Леонидович – Институт проблем механики им. А.Ю. Ишлинского Российской академии наук; e-mail: ermolov@ipmnet.ru; г. Москва, Россия; тел.: 84954343547; д.т.н.; профессор РАН; зам. директора по научной работе,

Lapin Boris Sergeevich – FSUE "VNIIA"; e-mail: mail@borislap.ru; Moscow, Russia; phone: +79175651032; research engineer of the research laboratory.

Goydin Oleg Petrovich – e-mail: crer@vniia.ru; head of the Center for robotics and emergency response.

Sobolnikov Sergey Aleksandrovich – e-mail: sasobolnikov@vniia.ru; phone: +79263879088; cand. of eng. sc.; associate professor; head of the research laboratory.

Ermolov Ivan Leonidovich – Ishlinsky Institute for Problems in Mechanics of the Russian Academy of Sciences; e-mail: ermolov@ipmnet.ru; Moscow, Russia; dr. of eng. sc.; professor RAS; deputy head of scientific work.

УДК 614.8

DOI 10.18522/2311-3103-2024-1-68-77

Е.В. Павлов, В.И. Ершов, А.Ю. Баранник, А.В. Лагутина

ПОДХОД К ОБОСНОВАНИЮ ПАРАМЕТРОВ РОБОТОТЕХНИЧЕСКОГО КОМПЛЕКСА ДЛЯ ПРОВЕДЕНИЯ АВАРИЙНО-СПАСАТЕЛЬНЫХ И ДРУГИХ НЕОТЛОЖНЫХ РАБОТ

Предложен подход к обоснованию параметров робототехнического комплекса, предназначенного для проведения аварийно-спасательных работ и других неотложных работ при ликвидации последствий аварий на особо опасных объектах (далее – РТК). Данный подход основан на формулировании идеальной модели робототехнического комплекса и дальнейшем ее преобразовании с целью обеспечения возможности создания, на основе существующих промышленных технологий, перспективного образца, превосходящего по показателям существующие робототехнические средства. Выбранный подход определяет ряд положений в отношении процесса обоснования параметров техники и создания ее перспективных образцов и технологий, включая теоретические положения, которые следует положить в основу его рассмотрения; способы действий при его организации; алгоритм его осуществления. В ходе достижения поставленной цели – обоснования параметров рассматриваемого РТК, были решены следующие научные задачи: проанализированы проблемы создания модели оптимизации параметров, разработана «идеальная модель» оптимизации параметров, на ос-