

Т. П. Рыжова, канд. техн. наук, ст. науч. сотр., tatiana281186@yandex.ru,
Московский государственный технический университет имени Н. Э. Баумана

Метод классификации рабочей зоны мобильного робота на основе анализа трехмерного облака точек

Одной из основных и наиболее сложных задач при разработке систем автодвижения является классификация рабочей зоны мобильного робота. По результатам классификации строится локальная карта местности, с помощью которой затем осуществляется планирование траектории движения робота. В статье предложен метод классификации рабочей зоны автономного мобильного робота, перемещающегося в условиях пересеченной местности. Разработанный метод классификации основан на анализе трехмерного облака точек, полученного лазерным сканирующим 3D-дальномером. Использование сканирующего лазерного дальномера позволяет выполнять классификацию зоны движения робота в любое время суток и года. Предложен набор классификационных признаков, вычисление которых осуществляется с использованием метода наименьших квадратов и элементов теории вероятностей и математической статистики. Классификация рабочей зоны робота проводится по четырем классам: "Ровная поверхность", "Малая неровность", "Большая неровность" и "Препятствие". Каждый класс характеризует степень проходимости поверхности, по которой происходит движение робота. Результаты классификации сохраняются в виде локальной карты проходимости. В каждую ячейку такой карты записывается число, которое характеризует проходимость участка рабочей зоны, ограниченного данной ячейкой. Разработанный классификатор интегрирован в состав бортовой системы управления колесным мобильным роботом. Приведены результаты экспериментальных исследований, проведенных в условиях пересеченной местности в различное время года и суток и подтверждающие работоспособность и эффективность предложенного метода классификации. Определена точность распознавания классов рабочей зоны мобильного робота. Разработанный классификатор успешно работает в различных условиях, в том числе зимой и в сумерках, но при этом имеет ограничения при работе в условиях естественных шумов, таких как дождь, снег. Средняя точность классификации при минимальном влиянии шумов естественного происхождения составляет 92,3 %, а время выполнения каждой итерации не превышает 0,085 с, что позволяет использовать разработанный классификатор в составе бортовых систем управления автономными мобильными роботами.

Ключевые слова: классификация, автономный мобильный робот, рабочая зона, облако точек, лазерный сканирующий 3D-дальномер, локальная карта проходимости, метод наименьших квадратов, дисперсия

Введение

В настоящее время находят широкое применение мобильные робототехнические комплексы, способные перемещаться в автоматическом режиме в заранее неизвестных средах с препятствиями. Разработки в данной области ведутся в России и за рубежом в таких компаниях, как Tesla, General Motors, Volkswagen, Audi, BMW, Volvo, Nissan, Google, Яндекс, ПАО "КАМАЗ", НПО СтарЛайн, Cognitive Technologies и других [1—4].

Одной из основных и наиболее сложных задач при разработке систем автодвижения является классификация рабочей зоны мобильного робота. По результатам классификации строится локальная карта местности, с помощью которой затем осуществляется планирование траектории движения робота.

За последнее десятилетие как в России, так и за рубежом было проведено множество исследований в данной предметной области. В некоторых случаях для выполнения классификации использовалось видеоизображение местности, окружающей транспортное

средство [5—9]. При этом в ряде работ видеоизображение является основным источником информации о рабочей зоне [6, 7]. Но такой подход, как правило, не позволяет получить требуемые точность, надежность и производительность. Поэтому в большинстве работ визуальная информация комплексируется с данными какой-либо другой природы (например, с тепловизионной или аудиоинформацией) или является вспомогательной [5, 8, 9].

В настоящее время наиболее перспективным направлением считается анализ трехмерного облака точек рабочей зоны, полученного с помощью лазерного сканирующего дальномера или системы стереозрения. Использование таких сенсорных систем для решения задачи классификации отражено в работах [10—14].

Преимуществом лазерных дальномеров, особенно по сравнению с видеокамерами, является отсутствие зависимости от внешних источников света, что обеспечивает возможность работы в любое время суток и года. Таким образом, лазерные дальномеры сегодня стали стандартным оборудованием для создания систем управления мобильными роботами. Они по-

зволяют получить информацию о рабочей зоне, достаточную для определения проходимости и построения траектории в целевую точку.

В статье рассматривается разработанный метод классификации рабочей зоны автономного мобильного робота, перемещающегося в условиях пересеченной местности. В основе метода лежит анализ трехмерного облака точек, полученного лазерным сканирующим 3D-дальномером.

Постановка задачи

Наибольшую сложность представляет классификация недетерминированных динамически изменяющихся сред. Изменение среды обусловлено следующими факторами: время года и суток, метеорологические условия, особенности ландшафта, наличие различных статических и динамических объектов (здания, машины, люди и т. п.). Необходимо обеспечить устойчивость методов классификации по отношению к перечисленным факторам. Наиболее устойчивыми являются методы, основанные на анализе трехмерного облака точек рабочей зоны. Такое облако может быть получено, например, с помощью трехмерного сканирующего лазерного дальномера или системы стереозрения.

Построение локальной карты рабочей зоны напрямую связано с классификацией поверхности движения робота. Локальная карта представляет собой цифровое описание рабочей среды с определением зон, в которых робот может безопасно двигаться с заданной скоростью.

Результаты классификации рабочей зоны робота сохраняются в виде сетчатой карты локальной проходимости. В каждую клетку (ячейку) такой карты записывается число, которое характеризует проходимость участка рабочей зоны, ограниченного данной ячейкой.

Метод классификации рабочей зоны

Каждое измерение датчика представляет собой трехмерное облако точек (рис. 1, см. вторую сторону обложки), анализ которого позволяет классифицировать рабочую зону мобильного робота. Точки трехмерного облака проецируются на горизонтальную плоскость. При этом каждая спроецированная точка принадлежит одной из ячеек локальной карты. Далее каждая ячейка классифицируется с помощью специального набора признаков, включающего:

- максимальное отклонение от среднего значения высоты точек, спроецированных в данную ячейку;
- угол наклона усредненной плоскости, образованной точками данной ячейки;
- дисперсию высот точек, принадлежащих данной ячейке.

Рассмотрим вычисление каждого признака подробнее.

Максимальное отклонение от среднего значения высоты точек для каждой i -й ячейки локальной карты определяется следующим образом (рис. 2). Сначала вычисляется среднее значение $\bar{z}_i$ координаты z точек, проекции которых принадлежат данной ячейке, по формуле

$$\bar{z}_i = \frac{1}{n_i} \sum_{j=1}^{n_i} z_{ij},$$

где n_i — число точек, принадлежащих i -й ячейке; z_{ij} — координата z -й точки, принадлежащей i -й ячейке, $j = 1, \dots, n_i$. Далее для каждой j -й точки каждой из ячеек вычисляется модуль отклонения координаты от вычисленного среднего значения:

$$\Delta z_{ij} = |z_{ij} - \bar{z}_i|.$$

В результате для каждой i -й ячейки карты можно найти максимальное среди всех точек данной ячейки значение отклонения координаты z от среднего значения:

$$\Delta z_i^{\max} = \max_j \{\Delta z_{ij}\}.$$

С помощью максимального отклонения можно детектировать ровные участки дорог, а также различные препятствия, расположенные в зоне движения робота.

Второй классификационный признак (угол наклона усредненной плоскости, образованной

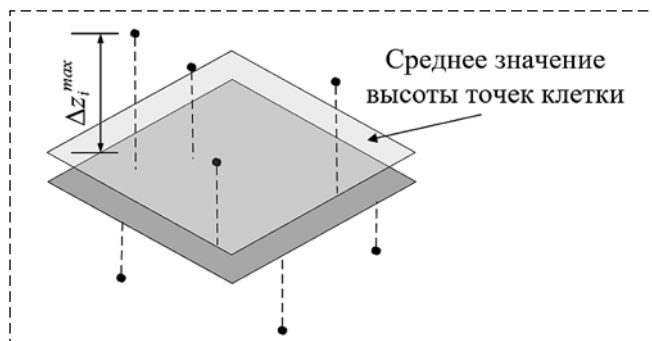


Рис. 2. Определение максимального отклонения от среднего значения высоты точек, спроецированных в ячейку карты
Fig. 2. Determination of the maximum deviation from the average value of the height of points projected into a map cell

точками классифицируемой ячейки карты) можно вычислить, используя метод наименьших квадратов. Для каждой i -й ячейки локальной карты по точкам, принадлежащим данной ячейке, методом наименьших квадратов строится плоскость $A_i x + B_i y + C_i = z$. Коэффициенты A_i , B_i и C_i определяются по формулам [15]

$$C_i = \frac{d_{i3} + k_{i13}d_{i1} + k_{i23}(d_{i2} + k_{i12}d_{i1})}{c_{i3} + k_{i13}c_{i1} + k_{i23}(c_{i2} + k_{i12}c_{i1})},$$

$$B_i = \frac{d_{i2} + k_{i12}d_{i1} - (c_{i2} + k_{i12}c_{i1})C_i}{b_{i2} + k_{i12}b_{i1}},$$

$$A_i = \frac{d_{i1} - b_{i1}B_i - c_{i1}C_i}{a_{i1}},$$

где

$$a_{i1} = \sum_{j=1}^{n_i} x_{ij}^2, a_{i2} = \sum_{j=1}^{n_i} x_{ij}y_{ij}, a_{i3} = \sum_{j=1}^{n_i} x_{ij},$$

$$b_{i1} = a_{i2}, b_{i2} = \sum_{j=1}^{n_i} y_{ij}^2, b_{i3} = \sum_{j=1}^{n_i} y_{ij},$$

$$c_{i1} = a_{i3}, c_{i2} = b_{i3}, c_{i3} = \sum_{j=1}^{n_i} 1 = n_i,$$

$$d_{i1} = \sum_{j=1}^{n_i} x_{ij}z_{ij}, d_{i2} = \sum_{j=1}^{n_i} y_{ij}z_{ij}, d_{i3} = \sum_{j=1}^{n_i} z_{ij},$$

$$k_{i12} = \frac{-a_{i2}}{a_{i1}}, k_{i13} = \frac{-a_{i3}}{a_{i1}}, k_{i23} = \frac{-(b_{i3} + k_{i13}b_{i1})}{b_{i2} + k_{i12}b_{i1}}.$$

Здесь x_{ij} , y_{ij} , z_{ij} — координаты j -й точки, принадлежащей i -й ячейке.

Косинус угла γ между вектором нормали $\mathbf{n}$ к данной плоскости и осью $\mathbf{z}$ в системе координат робота вычисляется по формуле [16] (рис. 3)

$$\cos \gamma_i = \frac{1}{\sqrt{A_i^2 + B_i^2 + 1}}.$$

Вычисление угла наклона усредненной плоскости позволяет эффективно определять вертикальные поверхности, такие как, например, стены зданий, заборы и т. п. Кроме того, с помощью данного признака можно также детектировать ровные горизонтальные поверхности, например, дороги.

Дисперсия D_i высот точек, принадлежащих i -й ячейке, определяется по формуле

$$D_i = \frac{1}{n_i} \sum_{j=1}^{n_i} (z_{ij} - \bar{z}_i)^2.$$

С помощью дисперсии можно отличить высокую траву от, например, за-

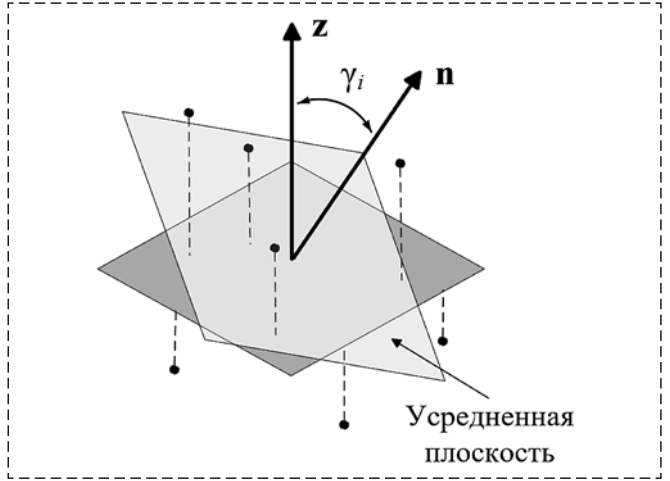


Рис. 3. Определение угла наклона усредненной плоскости, образованной точками, спроецированными в ячейку карты

Fig. 3. Determination of the angle of inclination of the averaged plane formed by points projected into a map cell

бора такой же высоты. На рис. 4 показано расположение точек облака в пространстве над ячейкой карты в случае обнаружения забора (рис. 4, а) и в случае детектирования травы (рис. 4, б). В первом случае точки расположены упорядоченно и определяются в вертикальной плоскости, во втором случае точки расположены хаотично и имеют различную высоту. При условии одинаковой максимальной высоты точек в первом случае дисперсия будет больше, чем во втором.

С помощью приведенного набора признаков классификация рабочей зоны робота проводится по четырем классам: "Ровная поверхность", "Малая неровность", "Большая неровность" и "Препятствие". Для каждого класса задаются соответствующие диапазоны значений классификационных признаков. В результате такой классификации каждой ячейке локальной карты присваивается один из этих четырех классов. В зависимости от номера класса каждой ячейке назначается число

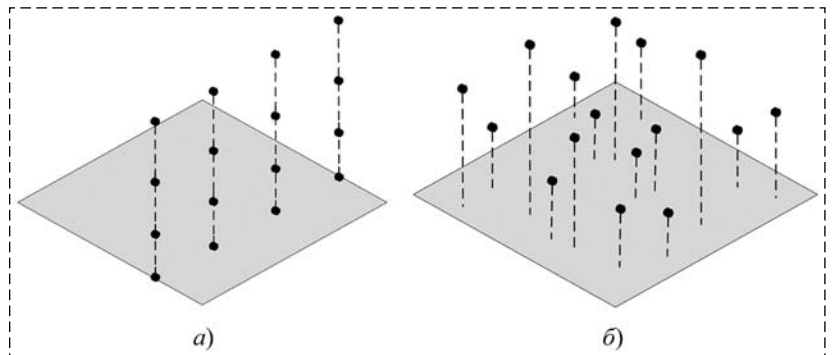


Рис. 4. Расположение точек в пространстве над ячейкой карты: забор (а) и трава (б)

Fig. 4. Location of points in space above the map cell: fence (a) and grass (b)

в диапазоне от 0 до 100, которое характеризует проходимость поверхности движения внутри данной ячейки (показатель проходимости): чем меньше это число, тем выше проходимость. Например, для класса "Ровная поверхность" показатель проходимости составляет 20 единиц, а для класса "Препятствие" — всегда 100.

Для наглядности на локальной карте рабочей зоны ячейки окрашены в разные цвета в соответствии с распознанными классами (рис. 5, см. вторую сторону обложки).

Синим цветом обозначен класс "Ровная поверхность", сиреневым — "Малая неровность", малиновым — "Большая неровность", желтым — "Препятствие". Ячейкам карты, в которых классификация по каким-либо причинам не выполнялась (например, из-за отсутствия достаточного числа точек), присваивается неопределенный класс. Такие клетки окрашиваются серым цветом.

Точность классификации и размеры детектируемой зоны зависят от плотности анализируемого облака точек. С увеличением расстояния между датчиком и детектируемым объектом плотность получаемого облака снижается. Приведенный метод классификации является работоспособным в случае, когда число точек, спроецированных в ячейку карты, больше или равно трем.

Алгоритмическая и программная реализация классификатора

Алгоритм, реализующий работу предложенного классификатора, на каждой итерации включает следующую последовательность шагов.

Шаг 1. Получение трехмерного облака точек рабочей зоны в заданной окрестности робота.

Шаг 2. Проецирование точек трехмерного облака на горизонтальную плоскость локальной карты.

Шаг 3. Определение для каждой ячейки карты набора спроецированных точек, принадлежащих этой клетке.

Шаг 4. Вычисление для каждой ячейки карты значений классификационных признаков.

Шаг 5. Классификация каждой ячейки карты путем проверки принадлежности полученных значений классификационных признаков заданным диапазонам значений, которые соответствуют определяемым классам.

Шаг 6. Присвоение каждой ячейке карты числа в диапазоне от 0 до 100 в зависимости от номера класса, определенного на шаге 5.

Программная реализация разработанного классификатора выполнена на языке C++ с использованием среды разработки Robot Operating System (ROS) и библиотеки Point Cloud Library (PCL).

Апробация разработанного метода классификации

Апробация разработанного метода проводилась с помощью колесного мобильного робота, на борту которого установлен трехмерный лазерный сканирующий дальномер Velodyne HDL-32E. Технические характеристики Velodyne HDL-32E позволяют выполнять классификацию рабочей зоны размером 150×150 м, угол обзора составляет 360° .

Вычисления выполнялись с помощью бортового компьютера на базе процессора Intel Core i7 с частотой 1.7 ГГц под управлением операционной системы Ubuntu 18.04 LTS семейства Linux.

На рис. 6 (см. вторую сторону обложки), на рис. 7, 8 (см. третью сторону обложки) и на рис. 9, 10 (см. четвертую сторону обложки) приведены изображения рабочей зоны робота, полученные бортовой видеокамерой, и соответствующие результаты классификации, полученные с помощью разработанного метода и представленные в виде построенной локальной карты местности. Кроме того, на карте отображены оси системы координат робота. Размер ячейки карты составляет 0,2 м.

Классификация выполнялась в зимнее время и весной. На приведенных рисунках показана карта, на которой четко отображена дорога, что соответствует классу "Ровная поверхность". Также класс "Ровная поверхность" присваивается заснеженным равнинным участкам. Сугробы по бокам дороги классифицированы как "Большая неровность", небольшие комья снега и колея классифицированы как "Малая неровность", деревья, кусты и здания — как "Препятствие".

Проведенные исследования показали, что время обработки облака точек и построения локальной карты местности на каждой итерации не превышает 0,085 с. Для обеспечения работы классификатора в режиме "мягкого" реального времени значение этого параметра не должно превышать 0,1 с.

В таблице приведена точность распознавания классов рабочей зоны мобильного робота, полученная в результате проведения 100 экс-

Наименование класса	"Ровная поверхность"	"Малая неровность"	"Большая неровность"	"Препятствие"
Точность, %	95,4	88,9	93,6	91,3

периментов. Исследования проводились в условиях отсутствия осадков, которые создают помехи работе лазерного дальномера.

Результаты проведенных экспериментальных исследований показывают работоспособность и эффективность предложенного метода классификации зоны движения робота. Средняя точность классификации составляет 92,3 %. Кроме того, разработанное программное обеспечение позволяет выполнять классификацию зоны движения робота в режиме "мягкого" реального времени.

Заключение

Достоинством разработанного подхода к классификации рабочей зоны мобильного робота по сравнению с методами, основанными на анализе видеоизображения, является широкий диапазон условий эксплуатации. Разработанный классификатор успешно работает в различных условиях, в том числе зимой и в сумерках, но при этом имеет ограничения при работе в условиях естественных шумов, таких как дождь, снег. Средняя точность классификации при минимальном влиянии шумов естественного происхождения составляет 92,3 %, а время выполнения каждой итерации не превышает 0,085 с, что позволяет использовать данный классификатор в составе бортовых систем управления автономными мобильными роботами.

В будущем планируется подключение слоев карты, формируемых с помощью других сенсорных систем, таких как, например, тепловизионный датчик, стереопара и т. п. Предполагается, что такие системы будут давать дополнительную информацию по каждой клетке локальной карты, что особенно важно в спорных случаях, когда лазерный дальномер может давать ошибочную информацию, например во время снегопада.

Список литературы

1. **Беспилотные** автомобили: прошлое, настоящее и будущее // hub.forklog.com. URL: <https://hub.forklog.com/be->

pilotnye-avtomobili-proshloe-nastoyashhee-i-budushhee/ (дата обращения 09.06.2021).

2. **Софрыгин А.** Беспилотный автомобиль Яндекс // беспилот: беспилотные авто и технологии, новости и каталог компаний. URL: <https://bespilot.com/news/366-yandex-bespilot> (дата обращения 09.06.2021).

3. **"КАМАЗ"** начал тестирование беспилотника // kamaz.ru: Официальный сайт ПАО "КАМАЗ". URL: https://kamaz.ru/press/news/kamaz_nachal_testirovanie_bespilotnika/ (дата обращения 09.06.2021).

4. **Беспилотный** автомобиль StarLine. URL: <https://smart-car.starline.ru> (дата обращения 09.06.2021).

5. **Haselich M., Arends M., Lang D., Paulus D.** Terrain Classification with Markov Random Fields on fused Camera and 3D Laser Range Data. URL: http://aass.oru.se/Agora/ECMR2011/proceedings/papers/ECMR2011_0025.pdf (дата обращения 27.05.2021).

6. **Iagnemma K., Dubowsky S.** Terrain estimation for high-speed rough-terrain autonomous vehicle navigation. URL: http://robots.mit.edu/people/Karl/SPIE_02.pdf (дата обращения 27.05.2021).

7. **Lee S. Y., Kwak D. M.** A Terrain Classification Method for UGV Autonomous Navigation Based on SURF. URL: http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs_all.jsp?arnumber=6145981 (дата обращения 27.05.2021).

8. **Nguyen D. V., Kuhnert L., Jiang T., Kuhnert K. D.** A Novel Approach of Terrain Classification for Outdoor Automobile Navigation. URL: http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs_all.jsp?arnumber=5952752 (дата обращения 29.05.2021).

9. **Laible S., Khan Y. N., Bohlmann K., Zell A.** 3D LIDAR- and Camera-Based Terrain Classification Under Different Lighting Conditions // Proceedings of Conference: Autonomous Mobile Systems. 2012. URL: https://www.researchgate.net/publication/231681273_3D_LIDAR_and_Camera-Based_Terrain_Classification_Under_Different_Lighting_Conditions (дата обращения 29.05.2021).

10. **Himmelsbach M., Muller A., Luttel T., Wunsche H. J.** LIDAR-based 3D Object Perception // Proceedings of 1st International Workshop on Cognition for Technical Systems. Munich (Germany), 2008. URL: https://www.researchgate.net/publication/229018428_LIDAR-based_3D_object_perception (дата обращения 29.05.2021).

11. **Woods M., Guivant J., Katupitiya J.** Terrain Classification using Depth Texture Features // Proceedings of Australasian Conference on Robotics and Automation (ACRA). 2013. URL: https://www.researchgate.net/publication/273093294_Terrain_Classification_using_Depth_Texture_Features (дата обращения 31.05.2021).

12. **Kragh M., Jorgensen R. N., Pedersen H.** Object Detection and Terrain Classification in Agricultural Fields Using 3D Lidar Data // Springer International Publishing Switzerland. 2015. P. 188–197.

13. **Reymann C., Lacroix S.** Improving LiDAR Point Cloud Classification using Intensities and Multiple Echoes // Proceedings of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS 2015). Hamburg (Germany), 2015. URL: https://www.researchgate.net/publication/308845174_Improving_LiDAR_point_cloud_classification_using_intensities_and_multiple_echoes (дата обращения 31.05.2021).

14. **Suger B., Steder B., Burgard W.** Terrain-Adaptive Obstacle Detection // Proceedings of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS 2016). Daejeon (Korea), 2016. URL: https://www.researchgate.net/publication/312241137_Terrain-adaptive_obstacle_detection (дата обращения 31.05.2021).

15. **Аппроксимация** эмпирически полученной поверхности методом наименьших квадратов // Королевство Delphi. Виртуальный клуб программистов. URL: <http://www.delphi-kingdom.com/asp/viewitem.asp?catalogid=1368> (дата обращения 09.06.2021).

16. **Лаптев Г. Ф.** Элементы векторного исчисления. М.: Наука, 1975. 336 с.

Method of Classification the Mobile Robot Workspace Based on the Analysis of a 3D Point Cloud

T. P. Ryzhova, tatiana281186@yandex.ru,

Bauman Moscow State Technical University, Moscow, 105005, Russian Federation

Corresponding author: **Ryzhova Tatiana P.**, Ph.D., Senior Researcher, Bauman Moscow State Technical University, 105005, Moscow, Russian Federation, e-mail: tatiana281186@yandex.ru

Accepted on September 23, 2021

Abstract

One of the main and most difficult tasks in the development of automotive systems is the classification of the workspace of a mobile robot. Based on the classification results, a local map of the area is built, with the help of which, then, the robot trajectory is planned. The article describes a method of classification the working area of an autonomous mobile robot moving in rough terrain. The developed classification method is based on the analysis of a three-dimensional point cloud obtained by a laser scanning 3D rangefinder. Using a scanning laser rangefinder allows you to classify the robot's motion zone at any time of the day or year. A set of classification features is proposed, the calculation of which is carried out using the least square method and elements of probability theory and mathematical statistics. The classification of the robot workspace is carried out by four classes: "Flat surface", "Small roughness", "Large roughness" and "Obstacle". Each class characterizes the degree of passability of the robot movement surface. Classification results are saved as a local map of passability. In each cell of such a map a number is written that characterizes the passability of the region of the working area bounded by this cell. The developed classifier is integrated into the on-board control system of the wheeled mobile robot. The results of experimental studies confirming the efficiency and effectiveness of the proposed classification method are presented. The accuracy of class recognition of the mobile robot workspace has been determined. The developed classifier successfully operates in various conditions, including in winter and at dusk, but at the same time it has limitations when working in conditions of natural noise, such as rain, snow. The average classification accuracy with the minimal influence of natural noise is 92.3 %, and the execution time of each iteration does not exceed 0.085 s, which allows using developed classifier as a part of on-board control systems of autonomous mobile robots.

Keywords: classification, autonomous mobile robot, workspace, point cloud, laser scanning 3D rangefinder, local map of passability, rough terrain, classification features, least squares method, dispersion

For citation:

Ryzhova T. P. Method of Classification the Mobile Robot Workspace Based on the Analysis of a 3D Point Cloud, *Mekhatronika, Avtomatizatsiya, Upravlenie*, 2022, vol. 23, no. 1, pp. 31–36.

DOI: 10.17587/mau.23.31-36

References

1. **Unmanned** car: past, present and future, available at: <https://hub.forklog.com/bespilotnye-avtomobili-proshloe-nastoyashhee-i-budushhee/> (in Russian).
2. **Sophrygin A.** Unmanned car Yandex, *bespilot: unmanned vehicles and technologies, news and catalog of companies*, available at: <https://bespilot.com/news/366-yandex-bespilot> (in Russian).
3. **"KAMAZ"** began testing the unmanned car, *kamaz.ru: Official site of KAMAZ*, available at: https://kamaz.ru/press/news/kamaz_nachal_testirovanie_bespilotnika/ (in Russian).
4. **Unmanned** car StarLine, available at: <https://smartcar.starline.ru> (In Russian).
5. **Haselich M., Arends M., Lang D., Paulus D.** Terrain Classification with Markov Random Fields on fused Camera and 3D Laser Range Data, available at: http://aass.oru.se/Agora/ECMR2011/proceedings/papers/ECMR2011_0025.pdf.
6. **Iagnemma K., Dubowsky S.** Terrain estimation for high-speed rough-terrain autonomous vehicle navigation, available at: http://robots.mit.edu/people/Karl/SPIE_02.pdf.
7. **Lee S. Y., Kwak D. M.** A Terrain Classification Method for UGV Autonomous Navigation Based on SURF, available at: http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs_all.jsp?arnumber=6145981.
8. **Nguyen D. V., Kuhnert L., Jiang T., Kuhnert K. D.** A Novel Approach of Terrain Classification for Outdoor Automobile Navigation, available at: http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs_all.jsp?arnumber=5952752.
9. **Laible S., Khan Y. N., Bohlmann K., Zell A.** 3D LIDAR and Camera-Based Terrain Classification Under Different Lighting Conditions, *Proceedings of Conference: Autonomous Mobile Systems*, September 2012, available at: https://www.researchgate.net/publication/231681273_3D_LIDAR_and_Camera-Based_Terrain_Classification_Under_Different_Lighting_Conditions.
10. **Himmelsbach M., Muller A., Luttel T., Wunsche H. J.** LIDAR-based 3D Object Perception, *Proceedings of 1st International Workshop on Cognition for Technical Systems*, October 2008, Munich, Germany, available at: https://www.researchgate.net/publication/229018428_LIDAR-based_3D_object_perception.
11. **Woods M., Guivant J., Katupitiya J.** Terrain Classification using Depth Texture Features, *Proceedings of Australasian Conference on Robotics and Automation (ACRA)*, December 2013, available at: https://www.researchgate.net/publication/273093294_Terrain_Classification_using_Depth_Texture_Features.
12. **Kragh M., Jorgensen R. N., Pedersen H.** Object Detection and Terrain Classification in Agricultural Fields Using 3D Lidar Data, *Springer International Publishing Switzerland*, 2015, pp. 188–197.
13. **Reymann C., Lacroix S.** Improving LiDAR Point Cloud Classification using Intensities and Multiple Echoes, *Proceedings of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS 2015)*, September 2015, Hamburg, Germany, available at: https://www.researchgate.net/publication/308845174_Improving_LiDAR_point_cloud_classification_using_intensities_and_multiple_echoes.
14. **Suger B., Steder B., Burgard W.** Terrain-Adaptive Obstacle Detection, *Proceedings of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS 2016)*, October 9–14, 2016, Daejeon, Korea, available at: https://www.researchgate.net/publication/312241137_Terrain-adaptive_obstacle_detection.
15. **Approximation** of an empirically obtained surface by the least squares method, *Korolevstvo Delphi. Virtualnyy klub programmistov*, available at: <http://www.delphikingdom.com/asp/viewitem.asp?catalogid=1368> (in Russian).
16. **Laptev G. F.** Elements of vector calculations, Moscow, Nauka, 1975, 336 p. (in Russian).