

**ИНФОРМАТИКА, ВЫЧИСЛИТЕЛЬНАЯ ТЕХНИКА И УПРАВЛЕНИЕ**

УДК 621.865.8.001.5

DOI 10.22213/2410-9304-2018-1-4-10

*И. В. Абрамов*, доктор технических наук, профессор*А. И. Абрамов*, кандидат технических наук*А. И. Емельянов*, магистрант

ИжГТУ имени М. Т. Калашникова

**НАУЧНО-ТЕХНИЧЕСКИЕ АСПЕКТЫ ПРИМЕНЕНИЯ  
МЕТОДА ГЛАВНЫХ КОМПОНЕНТ ПРИ ОБРАБОТКЕ LIDAR-ДАННЫХ**

*Процесс обработки экспериментальных данных с целью последующего принятия решений в области управления мобильным роботом является одним из сложных процессов, требующих применения современных алгоритмов и математических методов. Наиболее часто данные о позиционировании мобильного робота формируются с помощью систем технического зрения. Одной из проблем управления мобильными роботами является своевременное определение координат местоположения мобильного робота и препятствий его движению. Рассматриваемая система технического зрения на основе LIDAR не только осуществляет пространственную ориентацию мобильного робота, но и формирует единый технический модуль. Указанный модуль обладает рядом преимуществ при обработке экспериментальных данных производственных помещений, имеющих значительную площадь и представленных множеством динамических и статических объектов. В работе предложено использование алгоритма агломеративной иерархической кластеризации с применением метода главных компонент для обработки данных о местоположении робота, полученных при помощи лазерного дальномера Hokiyo UTM-30LN. Статья посвящена разработке системы сканирования и последующего формирования маршрутной карты с использованием двух параметров системы технического зрения – расстояния и интенсивности. В работе приведено математическое описание алгоритма кластеризации, реализован процесс построения маршрутной карты мобильным роботом с использованием данных, полученных при помощи LIDAR-системы. Указаны результаты обработки действительных данных, доказывающих эффективность применения модифицированного алгоритма с использованием LIDAR-параметров: расстояния до объекта и интенсивности светового излучения.*

**Ключевые слова:** лазерное сканирование, времяпролетная камера, кластерный анализ данных, параметры обработки, метод главных компонент, маршрутная карта.

**Введение**

Технологии лазерного сканирования – LIDAR (от англ. *Light Detection and Ranging*), позволяют выстраивать трехмерные карты окружающего пространства и пространственной ориентации робота в автоматическом режиме. Достаточно широкое распространение имеет система времяпролетного типа (от англ. *Time-of-Flight*), принцип которой основан на измерении расстояния до объекта с помощью лучей света [1]. После проведения серии измерений с информацией о местоположении и ориентации мобильного робота проектируется результирующая трехмерная сцена определенной области пространства. Сцена представлена в виде массива, который содержит систему

координат  $(x, y, z)$  и отображен в виде облака точек. В настоящей работе для повышения точности определения положения мобильного робота предложено дополнительно использовать параметр интенсивности излучения лазерного дальномера [2, 3].

**Теоретическая часть**

В области кластеризации данных измерения расстояний существенное число исследований посвящено построению маршрутных карт при помощи алгоритма *k-means* [4–7]. Тем не менее метод *k*-средних имеет существенные недостатки: не способен выделить аномалии в отдельный кластер и дает ответ о принадлежности точки определенному кластеру со значительной погрешностью.

В данной статье предлагается применить алгоритм агломеративной иерархической кластеризации, отличающийся последовательным объединением исходных данных и основанный на использовании метода главных компонент PCA (от англ. Principal Component Analysis) [8].

### Экспериментальная часть

Данные получены с помощью лазерного дальномера *Hokuyo UTM-30LN* [9]. Устройство предоставляет данные пользователю через стандартный интерфейс *USB*. Информация непрерывно передается в виде кад-

ров. При этом частота генерации кадров равна частоте вращения оптического блока (40 Гц), а время, затраченное на сканирование одного кадра, составляет  $25 \times 10^{-3}$  секунд. В пакетах данных содержится информация о координатах точек, значениях дальности и интенсивности для каждой из них. Представим *LIDAR*-данные в виде выборки значений, состоящих из четырех параметров: координат  $X$  и  $Y$ , интенсивности и дальности. Фрагмент данной выборки отображен в табл. 1.

Таблица 1. Фрагмент выборки *LIDAR*-данных

| Номер точки | Координата $X$ | Координата $Y$ | Интенсивность (мс) | Дальность (м) |
|-------------|----------------|----------------|--------------------|---------------|
| 1           | -1,3779        | -1,3321        | 0,25               | 0,0282        |
| 2           | -1,3519        | -1,4562        | 0,50               | 0,0564        |
| 3           | -1,2773        | -1,4761        | 0,75               | 0,0846        |
| $N_1$       | $N_2$          | $N_3$          | $N_4$              | $N_5$         |
| 1063        | -3,1676        | 265,75         | 1,26475            | 30,00         |

Далее необходимо разделить значения координат  $X$  и  $Y$  на определенное количество кластеров с указанием центроидов каждого из кластера и применить метод фильтрации выборки, известный как невзвешенный центроидный метод *UPGMA* (от англ. *Unweighted pair-group method using the centroid average*) [10]. Метод основан на вычислении следующих параметров каждого из указанных кластеров: центра, дисперсии, среднеквадратического отклонения и радиуса. Ниже приведены зависимости, необходимые для вычисления:

1. Центр кластера:

$$c_x = \frac{\sum_{i=1} w_i x_i}{\sum_{i=1} w_i} \quad (1)$$

и

$$c_y = \frac{\sum_{i=1} w_i y_i}{\sum_{i=1} w_i}, \quad (2)$$

где  $w_i$  – это вес значения координат  $X$  и  $Y$  ( $w_i = 0,5$ ).

2. Дисперсия кластера как мера рассеяния точек в пространстве относительно центра кластера:

$$\Delta_i = \frac{1}{|S_i|} \sum_{x_k \in S_i} x_k. \quad (3)$$

3. Среднеквадратическое отклонение значений относительно центра кластера:

$$S_k = \sqrt{D_k}. \quad (4)$$

4. Радиус кластера как максимальное расстояние точек от центра кластера:

$$R_k = \max \sqrt{\sum_{j=1}^n w_j - (x_{ij} - \bar{x}_{kj})^2}. \quad (5)$$

Составим таблицу характеристик кластеров с учетом вышеперечисленных зависимостей (табл. 2).

Таблица 2. Характеристики кластеров

| Номер кластера | Кол-во элементов | $C_x$   | $C_y$  | $R_{kx}; R_{ky}$ | $S_{kx}$ | $S_{ky}$ | $D_{kx}$ | $D_{ky}$ |
|----------------|------------------|---------|--------|------------------|----------|----------|----------|----------|
| 1              | 377              | 0,076   | -1,352 | 0,5              | 0,778    | 0,263    | 0,605    | 0,069    |
| 2              | 65               | 3,253   | -2,734 | 0,5              | 1,277    | 0,394    | 1,630    | 0,155    |
| 3              | 11               | 9,092   | -3,877 | 0,5              | 1,116    | 0,583    | 1,245    | 0,339    |
| 4              | 3                | 19,640  | -7,255 | 0,5              | 0,28     | 1        | 0,078    | 1        |
| 5              | 25               | 14,699  | -3,411 | 0,5              | 0,332    | 0,491    | 0,110    | 0,241    |
| 6              | 16               | 21,625  | -2,993 | 0,5              | 0,087    | 0,446    | 0,007    | 0,198    |
| 7              | 47               | 9,503   | 0,029  | 0,5              | 1,295    | 0,616    | 1,677    | 0,379    |
| 8              | 156              | 3,659   | 1,510  | 0,5              | 1,363    | 0,369    | 1,857    | 0,136    |
| 9              | 339              | -0,0271 | 2,173  | 0,5              | 1,165    | 0,348    | 1,357    | 0,121    |
| 10             | 24               | -3,228  | 3,402  | 0,5              | 0,755    | 0,437    | 0,570    | 0,190    |

Данные, приведенные в табл. 2, демонстрируют, что наибольшее количество значений, находится в 1-м, 8-м и 9-м кластерах, поскольку при определении расстояния между кластерами производился выбор двух наиболее похожих кластеров, после чего происходил процесс объединения [11]:

1. Каждый объект считается отдельным кластером, и определяется функция расстояния:

$$R(\{x\}, \{x'\}) = p\{x, x'\}. \quad (6)$$

2. Запускается процесс объединения. На каждой итерации вместо пары ближайших кластеров  $U$  и  $V$  образуется новый кластер:

$$W = U \cup V. \quad (7)$$

3. Расстояние от нового кластера  $W$  до любого другого кластера  $S$  вычисляется по расстояниям  $R(U, V)$ ,  $R(U, S)$  и  $R(V, S)$ :

$$R = (U \cup V, S) = \alpha_U R(U, S) + \alpha_V R(V, S) + \beta R(U, V) + \gamma |R(U, S) - R(V, S)|, \quad (8)$$

где  $\alpha_U, \alpha_V, \beta, \gamma$  – числовые параметры.

4. В данном случае используется вычисление расстояний  $R(W, S)$  между центрами кластеров  $W$  и  $S$ :

$$d(C_i, C_j) = d^2 \left( \frac{1}{|C_i|} \sum_{x \in C_i} x, \frac{1}{|C_j|} \sum_{y \in C_j} y \right). \quad (9)$$

При разделении данных на количество кластеров от 3 до 8 существенное число

данных (50 % < N < 80 %) оказывалось в первом кластере, вследствие чего увеличивалось значение среднеквадратического отклонения выборки и возрастала сложность процесса фильтрации данных (координаты  $X$  и  $Y$ ). В результате проведенного расчета установлено, что параметр дисперсии  $D_{kx}$  находится на границе заданного значения ( $0,913 < 1$ ), что соответствует большему разбросу данных относительно центров кластеров, а параметр дисперсии  $D_{ky}$  имеет незначительное рассеяние ( $0,282 < 1$ ).

Наиболее известной метрикой, используемой при кластеризации объектов, является евклидово расстояние:

$$p_E = (x_i, x_j) = \sqrt{\sum_{l=1}^k (x_{il} - x_{jl})^2}, \quad (10)$$

где  $x$  – значения  $l$  признака  $i$ -го и  $j$ -го объектов. Модификацией метрики является использование квадрата евклидова расстояния для увеличения весов (при  $w \leq 1$ ) расстояний между наиболее отдаленными объектами [12]:

$$p_E = (x_i, x_j) = \sum_{l=1}^k (x_{il} - x_{jl})^2. \quad (11)$$

При кластеризации выборки, указанной в табл. 1, используется квадрат евклидова расстояния. На рис. 1 изображен граф построения маршрутной карты с учетом координат  $X$  и  $Y$ , указанных в табл. 1.

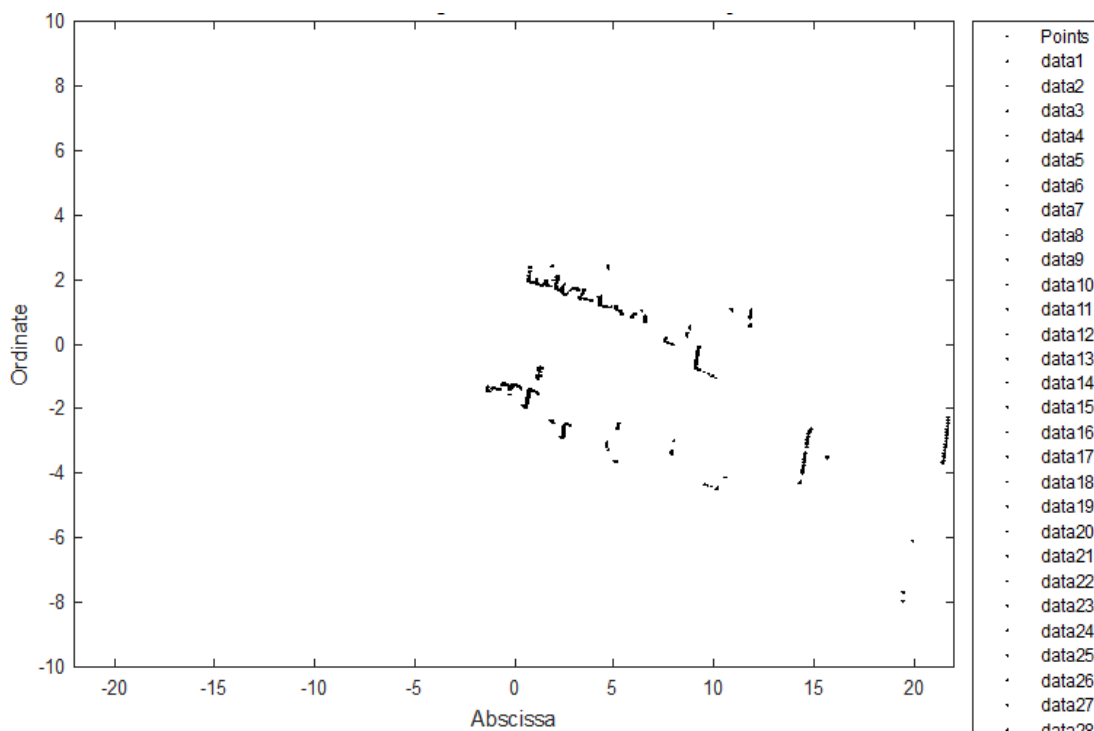


Рис. 1. Построение карты с использованием LIDAR-данных

После обработки первых двух параметров (координат  $X$  и  $Y$ ) применена фильтрация последних двух параметров выборки, указанных в табл. 1.

На рис. 2 отображен график линейной корреляционной связи дальности и интенсивности.

Из рис. 2 видно, что корреляционная зависимость параметров дальности и интенсивности указывает на причинно-следственную связь изменений значений выборки данных.

Поскольку параметр  $S_{kx} > 1$ , то можно провести сокращение данных кластеров на 10–30 %. Результаты приведены в табл. 3.

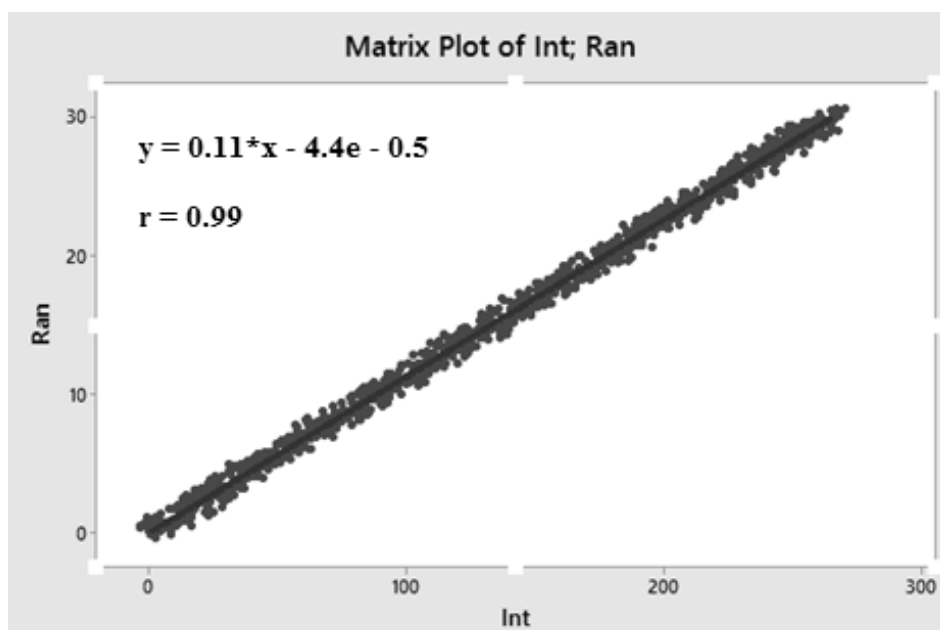


Рис. 2. Корреляционная зависимость параметров

Таблица 3. Изменение размерности кластеров

| Сокращение выборки (%) | Кол-во точек | Среднее значение $S_{kx}$ | Среднее значение $S_{ky}$ | Среднее значение $D_{kx}$ | Среднее значение $D_{ky}$ |
|------------------------|--------------|---------------------------|---------------------------|---------------------------|---------------------------|
| 10                     | 957          | 0,805                     | 0,486                     | 0,648                     | 0,236                     |
| 20                     | 862          | 0,754                     | 0,474                     | 0,569                     | 0,225                     |
| 30                     | 776          | 0,724                     | 0,458                     | 0,524                     | 0,210                     |

Исходя из результатов сокращения размерности выборки отметим, что уменьшение количества значений выборки является оптимальным при выборе 30 % сокращения,

так как в этом случае уменьшается среднее значение параметра дисперсии  $D_{kx}$  и  $D_{ky}$ , что говорит о малом рассеянии точек относительно центров кластеров выборки.

На рис. 3 отображен граф с указанием количества кластеров и определением центра каждого из них.

Необходимо переопределить центры кластеров с учетом отфильтрованной выборки параметров  $X$  и  $Y$ . Результаты приведены на рис. 4.

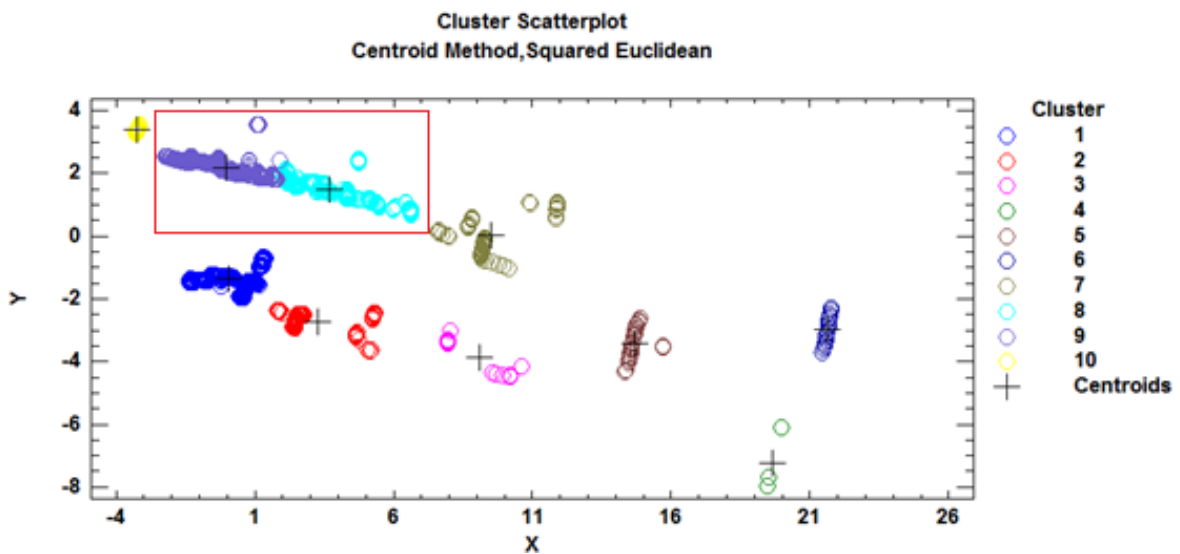


Рис. 3. Кластеризация исходных LIDAR-данных

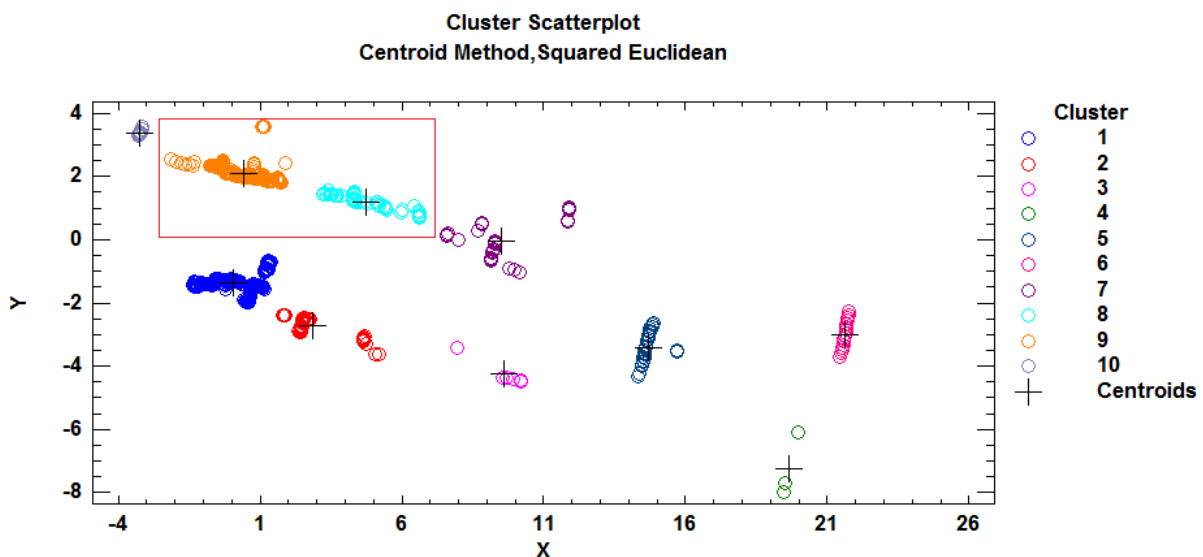


Рис. 4. Кластеризация обработанных LIDAR-данных

Из рис. 4 видно, что кластеры под номерами «8» и «9», в отличие от рис. 3, отделены друг от друга, что позволяет с более

высокой точностью определять принадлежность точек кластерам, то есть снизить показатель зашумленности выборки.

## Заключение

Предложенный алгоритм агломеративной иерархической кластеризации с применением метода главных компонент доказал свою эффективность при обработке действительных *LIDAR*-данных, поскольку позволяет с более высокой точностью определять принадлежность точек кластерам, то есть снизить показатель зашумленности выборки. Показано, что для определения оптимального количества кластеров, позволяющего снизить вычислительные мощности, достаточным является применение метода экспертных оценок.

## Библиографические ссылки

1. *Sergi F., Guillem A., Juan Andrade-Cetto, Carme T.* Object modeling using a ToF camera under an uncertainty reduction approach // *IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*. IEEE, 2010. С. 1306-1312.
2. *Абрамов И. В., Абрамов А. И., Мазитов Т. М., Пальмов А. М.* Применение пчелиного алгоритма для обработки данных лазерной сканирующей системы при навигации мобильных роботов // *Вестник ИжГТУ имени М. Т. Калашникова*. 2016. Т. 19. № 2. С. 101–104.
3. *Абрамов И. В., Абрамов А. И., Мазитов Т. М.* Модификация алгоритма ICP путем внедрения коэффициента усиления для ускорения совмещения облаков точек // *Интеллектуальные системы в производстве*. 2016. Т. 14. № 2. С. 4–9.
4. *Баранова И. В., Ооржак О. Е.* Алгоритм кластеризации k-средних и его реализация в среде MATLAB // *Сборник научных трудов XI Международной конференции студентов и молодых ученых*. Томск, 2014. С. 645–647.
5. *Huang Zhexue.* Extensions to the k-means algorithm for clustering large data sets with categorical values // *Data Mining and Knowledge Discovery*. 1998. Т. 2. № 3. С. 283–304.
6. *Ralambondrainy H.* A conceptual version of the K-Means algorithm // *Pattern Recognition Letters*. 1995. Т. 16, № 11. С. 1147–1157.
7. *San O. M., Huynh V. N., Nakamori Y.* An alternative extension of the k-means algorithm for clustering categorical data // *International Journal Applied Mathematic Computing Science*. 2004. Т. 14, № 2. С. 241–247.
8. *Jolliffe, I. T.* Principal Component Analysis. Series: *Springer Series in Statistics*. M. : Springer, NY, 2002. 487 с.

9. Сканирующий лазерный дальномер UTM-30LN. URL: [http://sensotek.ru/images/hokuyo/UTM-30LX\\_spec\\_en.pdf](http://sensotek.ru/images/hokuyo/UTM-30LX_spec_en.pdf) (дата обращения: 04.11.2017).

10. *Michael Steinbach, George Karypis, Vipin Kumar.* A Comparison of Document Clustering Techniques. Department of Computer Science and Engineering. University of Minnesota, 2000. 20 с.

11. *Воронцов К. В.* Лекции по алгоритмам кластеризации и многомерного шкалирования. URL: <http://www.machinelearning.ru/wiki/images/c/ca/Voron-ML-Clustering.pdf> (дата обращения: 14.11.2017).

12. *Кострикин А. И., Манин Ю. И.* Линейная алгебра и геометрия. 5-е изд., перераб. и доп. М. : Лань, 2008. 304 с.

## References

1. *Sergi F., Guillem A., Juan Andrade-Cetto, Carme T.* (2010) Object modeling using a ToF camera under an uncertainty reduction approach. *IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, pp. 1306-1312.
2. *Abramov I. V., Abramov A. I., Mazitov T. M., Pal'mov A. M.* (2016). *Vestnik IzhGTU imeni M. T. Kalashnikova* [Bulletin of Kalashnikov ISTU], vol. 19, no. 2, pp. 101-104 (in Russ).
3. *Abramov I. V., Abramov A. I., Mazitov T. M.* (2016). *Intellectual'nyye sistemy v proizvodstve* [Intellectual systems in production], vol. 14, no. 2, pp. 4-9. (in Russ).
4. *Baranova I. V., Oorzhak O. Ye.* (2014). *Algoritm klasterizatsii k-srednikh i ego realizatsiya v srede MATLAB* [The k-means clustering algorithm and its implementation in the MATLAB environment]. Proceedings of the *Sbornik nauchnykh trudov XI Mezhdunarodnoy konferentsii studentov i molodykh uchenykh Tomsk*, pp. 645-647 (in Russ).
5. *Huang Zhexue.* Extensions to the k-means algorithm for clustering large data sets with categorical values. *Data Mining and Knowledge Discovery*, 1998, vol. 2, no. 3, pp. 283-304.
6. *Ralambondrainy, H.* A conceptual version of the K-Means algorithm. *Pattern Recognition Letters*, 1995, vol. 16, no. 11, pp. 1147-1157.
7. *San O. M., Huynh V. N., Nakamori Y.* An alternative extension of the k-means algorithm for clustering categorical data. *International Journal Applied Mathematic Computing Science*, 2004, vol. 14, no. 2, pp. 241-247.
8. *Jolliffe I. T.* Principal Component Analysis. Series: *Springer Series in Statistics*. New York, 2002. 487 p.
9. *Skaniroyushchiy lazernyy dal'nomer UTM-30LN* [Scanning Laser Range Finder UTM-30LN],

available at: [http://sensotek.ru/images/hokuyo/UTM-30LX\\_spec\\_en.pdf](http://sensotek.ru/images/hokuyo/UTM-30LX_spec_en.pdf) (accessed November 4, 2017) (in Russ).

10. Michael Steinbach, George Karypis, Vipin Kumar. A Comparison of Document Clustering Techniques. *Department of Computer Science and Engineering*. University of Minnesota, 2000. 20p.

11. Vorontsov K. V. *Leksii po algoritmam klasterizatsii I mnogomernogo shkalirovaniia* [Lectures on algorithms for clustering and multidimensional scaling], available at: <http://www.machine-learning.ru/wiki/images/c/ca/Voron-ML-Clustering.pdf> (accessed: November 14, 2017) (in Russ.).

12. Kostrikin A. I., Manin YU. I. (2008). *Lineynaya algebra i geometriya* [Linear algebra and geometry] (5<sup>th</sup> ed.). Moscow: Lan' (in Russ.).

\*\*\*

*I. V. Abramov*, DSc in Engineering, Professor, Kalashnikov ISTU

*A. I. Abramov*, PhD in Engineering, Associate Professor, Kalashnikov ISTU

*A. I. Emelyanov*, Student, Kalashnikov ISTU

### **Scientific and Technical Aspects of Applying the Method of Principal Components in the Processing of Lidar Data**

*The processing of experimental data for the purpose of subsequent decision making in the field of mobile robot control is one of the complex processes that require the use of modern algorithms and mathematical methods. Most often, the data on mobile robot positioning are formed using machine vision systems. One of the problems in managing mobile robots is the timely determination of the coordinates of the mobile robot's location and obstacles to its movement. The considered system of technical vision based on LIDAR realizes the spatial orientation of the mobile robot and forms a single technical module. This module has a number of advantages in processing experimental data of industrial premises that have a significant area and are represented by a number of dynamic and static objects. The paper proposed the use of agglomerative hierarchical clustering algorithm using the method of principal components for processing the position data of the robot, obtained by means of a laser rangefinder Hokuyo UTM-30LN. The paper is devoted to the development of a scanning system and the subsequent formation of a route map, using two parameters of the technical vision system – range and intensity. The paper contains a mathematical description of the clustering algorithm and implemented the process of constructing a route map of the mobile robot using the data obtained with the LIDAR-system. The results of real data processing are shown, which prove the effectiveness of the modified algorithm using LIDAR-parameters: the range to the object and light intensity.*

**Keywords:** laser scanning, time-of-flight camera, cluster analysis data, treatment parameters, principal component analysis, route map.

Получено: 15.02.18