

Илья Филимонов, Анатолий Ревко, Игорь Лысенко

СПОСОБЫ АВТОМАТИЧЕСКОГО ОПРЕДЕЛЕНИЯ ПОЛОЖЕНИЯ ДВИЖУЩЕЙСЯ ПЛАТФОРМЫ В ПРОСТРАНСТВЕ

Актуальность темы исследований. *Существование необходимости повышения точности исследования местности, в том числе на труднодоступных участках актуализирует направление поиска новых способов автоматической локализации для постановки задачи роботу о сборе окружающей его информации для собственной локализации и построении карты окружения.*

Постановка проблемы. *Существующие методы определения местоположения движущейся платформы в пространстве имеют существенную погрешность, которая является недопустимой для использования в устройствах, рассчитанных на управление без участия человека.*

Анализ последних исследований и публикаций. *Тенденции исследований показывают удовлетворительные результаты внедрения новых алгоритмов на базе нейронных сетей, но большинство решений рассчитаны на крупногабаритные движущиеся платформы, тогда как для малых платформ, например, БПЛА, решений недостаточно.*

Выделение неисследованных частей общей проблемы. *Работы по теме автоматического определения местоположения движущейся платформы, часто демонстрируют результаты экспериментов, проведенных в лабораторных условиях. Возникает вопрос, как будет вести себя система при испытаниях в реальных условиях.*

Постановка задачи. *Предполагается реализовать систему автоматического передвижения платформы на основе современных аппаратных средств и алгоритмов локализации.*

Изложение основного материала. *Рассмотрены общие сведения для методов локализации и картографирования SLAM, представлен общий алгоритм работы методов SLAM и их математическое представление. Описаны датчики, которые используются в задачах локализации и представлены два основных метода SLAM с подробным описанием. Были представлены результаты моделирования метода ORB-SLAM2.*

Выводы в соответствии со статьей. *В работе был выполнен обзор способов локализации движущейся платформы в пространстве и рассмотрен алгоритм работы методов SLAM. Представлены особенности SLAM методов и перспективы их развития.*

Ключевые слова: локализация; картографирование; методы SLAM.

Рис.: 4. Библ.: 10.

Актуальность темы исследований. В настоящее время актуально развитие направления автоматической локализации, так как существует необходимость исследования местности или других труднодоступных участков, где известные способы локализации не могут справиться. Это двигает направление развития робототехники, которое нацелено на решение создания полного автономного устройства. Предполагается, что роботы полностью заменят человека и будут выполнять задачи, которые являются трудными и опасными для жизни и здоровья людей. Примером такой задачи является исследование неизвестной местности. Для этого роботу необходимо локализовать себя в пространстве, построив карту окружения.

Постановка проблемы. Точность существующих методов определения местоположения движущейся платформы в пространстве имеет существенную погрешность, которая не позволяет реализовать автоматическое перемещение без участия человека.

Анализ последних исследований и публикаций. Последние исследования показывают внедрение новых алгоритмов на базе нейронных сетей, которые показывают удовлетворительные результаты, но большинство решений предложены для крупногабаритных движущихся платформ, тогда как для малых платформ, на пример БПЛА, решений мало.

Выделение неисследованных частей общей проблемы. Работы, которые относятся к теме автоматического определения местоположения движущейся платформы, часто подают результаты экспериментов, проведенных в лабораторных условиях, что не дает возможности достоверно определить, как поведут себя предложенные методы в реальных условиях. Можно предположить, что точность локализации может быть значительно ниже той, что описана в данных работах.

Постановка задачи. Предполагается реализовать систему автоматического передвижения платформы на основе современных аппаратных средств и алгоритмов локализации.

Изложение основного материала. Основной проблемой локализации является сопоставление реальной системы координат с системой, рассчитанной устройством [1].

Для вычисления позы робота, используются устройства сбора внешней информации, которые имеют свою погрешность. Так как при локализации часто используется набор таких устройств, ошибка накапливается с каждого датчика, что приводит к существенному отклонению при определении положения объекта.

Для решения задачи локализации было предложено много способов и одним из них является создание методов SLAM.

SLAM (*simultaneous localization and mapping*) – метод, который определяет свое местоположение и местоположение объектов, которые находятся в поле зрения системы и выстраивает карту с расположением всех объектов [2].

Следуя изложенному материалу [2] и обобщая его, алгоритмы SLAM проводятся в несколько этапов:

1. Показания одометрии и прогнозирование местоположения. Вначале проводится сбор данных для определения положения движущейся платформы. С помощью датчиков положения проводится ориентация объекта и с помощью одометра или аналогичных датчиков измеряется пройденное расстояние с момента последнего положения робота для оценки его направления и нанесения пройденного пути на карту.

2. Показания датчиков и взаимосвязь данных. На этом этапе используются визуальные датчики для нахождения ориентиров. Полученные ориентиры сравниваются с теми, которые были получены на прошлой итерации для определения своего местоположения.

3. Коррекция местоположения. После сбора информации о местоположении с помощью одометрии или модели движения и с помощью визуальных данных или оценки наблюдения, эти данные объединяются для коррекции положения робота и обновления карты окружающей среды.

4. Добавление новых ориентиров. В заключение на карту добавляются новые ориентиры.

Исходя из вышеописанных этапов, для определения местоположения робота и построения карты необходимо иметь информацию об окружающей среде. Для этого используют различные типы датчиков, таких как радары, лидары, камеры, системы глобального позиционирования и т. д. Каждый тип датчиков имеет свои преимущества и недостатки [3-4].

Лазерные дальномеры. Лазерные дальномеры имеют хорошую точность определения расстояния до объекта и высокую скорость обработки данных. За счет этих качеств, лазерные дальномеры очень хорошо подходят для применения в системах с использованием SLAM. Однако их недостатком является отсутствие препятствий, что не позволяет использовать их на открытой местности, например в поле.

Радары. Преимуществом радарных датчиков является их невысокая стоимость, независимость от погодных условий и низкие требования по времени вычисления. В тоже время недостатками таких датчиков является низкая угловая точность, по сравнению с лазерными дальномерами.

Ультразвуковые датчики. Ультразвуковые датчики представляют собой самый дешевый класс датчиков, предназначенный для определения окружающей среды. Преимуществами данных датчиков является то, что они могут работать с многими типами поверхностей, как металлических, так и не металлических. Однако из-за низкого пространственного разрешения, низкого диапазона чувствительности и низкой скорости отклика, ультразвуковые датчики редко применяются как основной вид датчиков в системах с использованием SLAM.

Камеры. Визуальные датчики могут использоваться для оценки трехмерной структуры (позволяющей извлекать пространственную информацию), местоположения объектов и позы робота с использованием монокулярных, стереокамер или камер глубины. Преимуществом данных типов датчиков является большой объем охватываемой информации и относительно низкая стоимость, однако недостатком является повышенная вы-

TECHNICAL SCIENCES AND TECHNOLOGIES

числительная стоимость и необходимость в более сложных алгоритмах для извлечения и обработки визуальной информации. Визуальный SLAM обычно извлекает особые точки (ключевые точки) из изображений с камеры, используя дескрипторы, такие как масштабно-инвариантное преобразование объектов (SIFT). Данные точки имеют больше отличительной информации, чем обычная информация о геометрии различных объектов.

Монокулярные камеры. Преимуществом данных камер является то, что за счет использования только одной камеры снижаются стоимость конечного продукта, а также уменьшаются его габариты. На данный момент SLAM с использованием монокулярных камер хорошо себя зарекомендовал. Одной из областей применения является использование SLAM технологии для создания систем дополненной реальности с помощью камеры на мобильном телефоне. Недостатками использования монокулярных камер является отсутствие информации о глубине, масштабе, а также расстоянии до объектов, что приводит к усложнению алгоритмов и программного обеспечения.

Стереокamеры. Системы стереозрения создают трехмерную информацию из двух или более двумерных изображений. Изображения могут быть получены из нескольких источников, например, двух камер, расположенных в определенном относительном положении, или одной движущейся камеры с серводвигателем или другим вращающимся приводом, или даже одной стереокамеры, которая состоит, как минимум, из двух оптических линз. С помощью таких камер можно получить особую информацию в виде глубины изображения.

Камеры глубины. Камеры глубины RGB-D проецируют структурированный инфракрасный свет, который затем воспринимается небольшой базовой инфракрасной камерой. Преимущества камер глубины заключается в том, что данные камеры способны восстанавливать трехмерную структуру окружения и двумерные изображения одновременно, а канал глубины практически не зависит от окружающего освещения. Недостатками таких камер является то, что они плохо воспринимают геометрию объектов, ограничены при работе под прямыми солнечными лучами, не обеспечивают надежных данных о дальности для полупрозрачных или сильно отражающих поверхностей и имеют ограниченный эффективный диапазон.

GPS. Применение систем глобального позиционирования имеет ряд преимуществ в виде простоты применения и большого охвата сканирования. Но низкая точность определения координат, влияние погодных условий и отсутствие возможности определять положения в помещении не позволяет использовать GPS как основной тип устройства определения положения в пространстве.

Как было сказано ранее, ошибка локализации связана с накоплением ошибок при сборе и обработке данных различными датчиками. Для уменьшения ошибки локализации в методах SLAM определяется вероятность расположения робота и ориентиров [5]. Для вычисления вероятности используют функцию распределения вероятности, которая описана ниже:

$$P(x_k, m | Z_{0:k}, U_{0:k}, x_0), \quad (1)$$

где P – функция распределения вероятности; x_k – поза робота; $m = \{m_1, m_2, \dots, m_n\}$ – набор позиций всех ориентиров (предполагается, что они не зависят от времени); $Z_{0:k} = \{z_1, z_2, \dots, z_k\}$ – набор всех видимых ориентиров; $U_{0:k} = \{u_1, u_2, \dots, u_k\}$ – журнал значений управляющих входов (значения, полученные с датчиков одометрии); x_0 – начальная поза робота.

Функция (1) описывает распределение вероятности общей плотности местоположения всех ориентиров и позу «главного» устройства в момент времени k с учетом всех прошлых наблюдений, данных полученных с датчиков и начальной позы «робота». Отсюда следует, что позиция робота в данный момент и позиция всех ориентиров не мо-

жет быть точно определена, поэтому SLAM вычисляет вероятность того, где робот и ориентиры могут находиться.

Из уравнения (1) видно, что оценка вероятности зависит от двух моделей. Первая модель использует устройства одометрии, которые являются управляющими входами $U_{0:k}$, что позволяет вначале оценить положение робота.

$$P(x_k | x_{k-1}, u_k), \quad (2)$$

где x_{k-1} – последняя поза робота.

Вторая модель использует данные, полученные с визуальных типов датчиков.

$$P(z_k | x_k, m). \quad (3)$$

Основываясь на этих двух моделях, можно решить проблему, представленную в (1). Сначала представляем обновление по времени (предположение). Основываясь на модели движения (2) и оценки предыдущего значения вероятности, получим:

$$P(x_k, m | Z_{0:k-1}, U_{0:k}, x_0) = \int P(x_k | x_{k-1}, u_k) \cdot P(x_{k-1}, m | Z_{0:k-1}, U_{0:k-1}, x_0) dx. \quad (4)$$

Следующий шаг предсказывает вероятность расположения новых ориентиров, используя модель наблюдения (3):

$$P(x_k, m | Z_{0:k-1}, U_{0:k}, x_0) = \frac{P(z_k | x_k, m) P(x_k, m | Z_{0:k-1}, U_{0:k}, x_0)}{P(z_k | Z_{0:k-1}, U_{0:k})}. \quad (5)$$

В настоящее время основная тенденция направлена на использование камер как основных типов датчиков по сбору внешней информации. Для этого разрабатываются специальные алгоритмы, которые входят в группу визуального SLAM. Принцип работы большинства методов визуального SLAM основан на выделении особых точек каждого кадра и использования полученной информации для построения карты, а также оценивании местоположений позы камеры и других объектов.

Построение карты с помощью визуального SLAM делится на два типа: разреженное и плотное. Разреженное построение карты или построение карты, основанное на особых точках, выполняется за счет отбора определенных ключевых точек, удовлетворяющих требованиям из всего множества точек, найденных на каждом кадре. В связи с этим построенная карта выглядит разреженной, состоящей из силуэтов объектов. Такой метод построения карты в основном используется для определения положения камеры и за счет малого количества точек имеет более высокую скорость вычислений и построения карты. Одним из представителей данного метода является метод ORB-SLAM [6-7] (рис. 1).

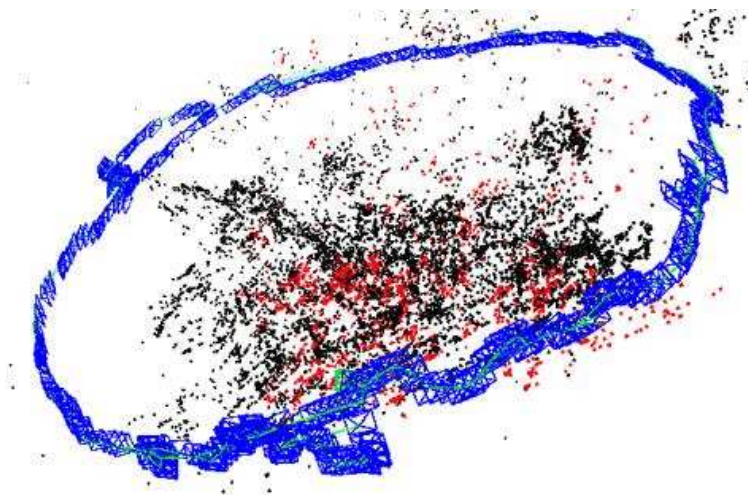


Рис. 1. Пример разреженной карты (ORB-SLAM)

TECHNICAL SCIENCES AND TECHNOLOGIES

Плотное построение карты наоборот отображает все найденные особые точки на карте за счет чего получают более детализированную карту местности. Недостатком этого метода является необходимость в более мощных вычислительных средствах. Метод LSD-SLAM как раз позволяет построить плотную карту (рис. 2) [8].

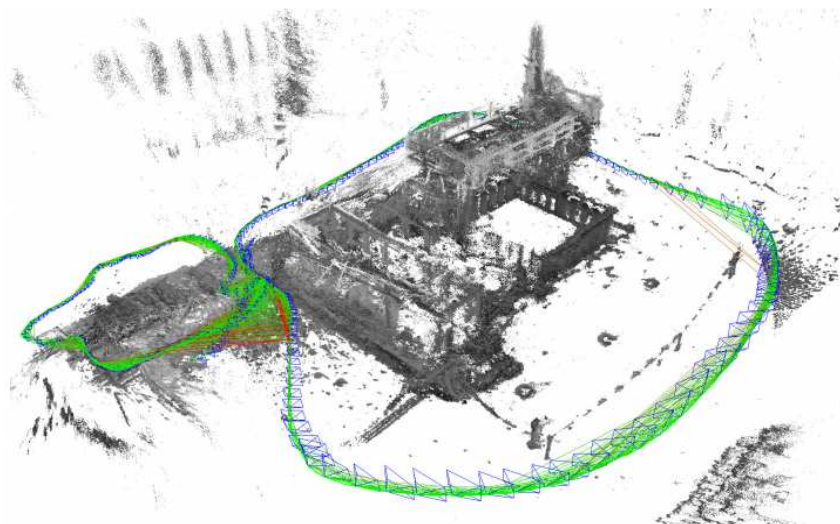


Рис. 2. Пример плотной карты (LSD-SLAM)

Последним этапом для завершения картирования и определения местоположения движущейся платформы является замыкание цикла. Замыкание цикла предполагает собой повторное посещение пройденных мест для уменьшения накопленной ошибки. За счет повторного посещения добавляются новые ориентиры и уточняются уже имеющиеся.

При замыкании цикла существует две проблемы: ложноположительное определение, когда два разных места воспринимаются как одно и то же, и ложноотрицательное определение, когда одно место воспринимается как два разных места.

На рис. 3-4 представлены результаты моделирования метода ORB-SLAM2 в реальных условиях.



Рис. 3. Один из кадров с выделенными особыми точками, которые наносятся на карту

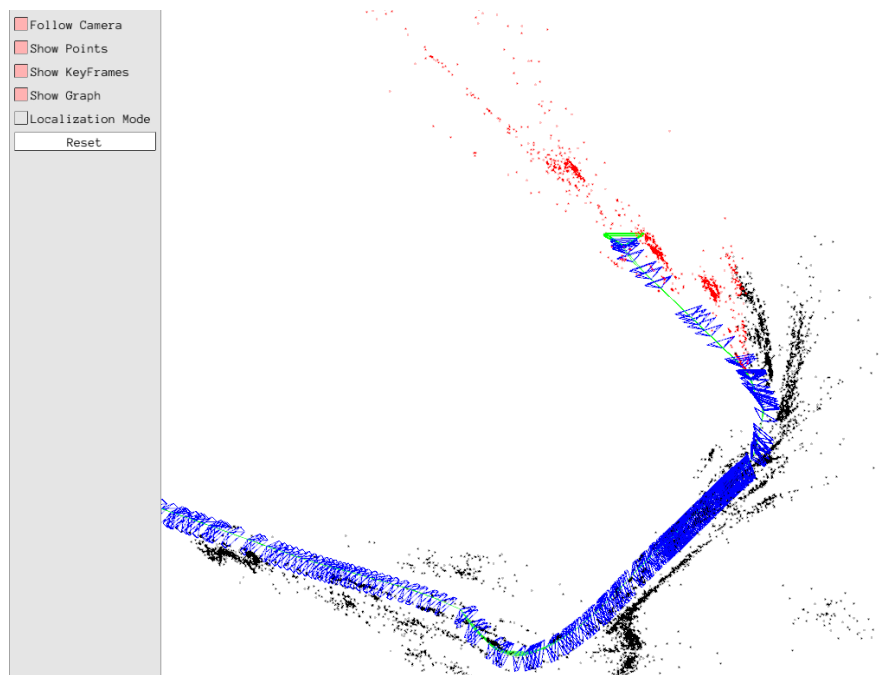


Рис. 4. Построение разреженной карты

На сегодняшний день одной из актуальных направлений в области разработки методов SLAM является использование нейронных сетей [9-10]. Нейронные сети помогают уменьшить ошибку, вызванную различными факторами, например, размытость при движении, освещение, слабо текстурированные объекты, неправильная калибровка датчика и т. д. Так же нейронные сети предполагают использование меньшего количества устройств сбора информации. В качестве примера, существует реализация с применением «только» монокулярной камеры.

Выводы в соответствии со статьей. В данной работе был выполнен обзор систем автоматического определения местоположения движущейся платформы. Рассматривались основные этапы при определении местоположения объекта, а также проблема при его локализации. Более детально рассмотрены этапы работы методов SLAM, которые позволяют определить местоположение движущейся платформы, а также строить карту местности. Для выполнения локализации и картографирования были рассмотрены датчики, с помощью которых можно реализовать эти задачи. Были продемонстрированы типы карт, которые выстраиваются в процессе прохождения пути. Текущее развитие методов SLAM направлено на взаимодействие с нейронными сетями. Дальнейшие исследования будут направлены на проведения экспериментов уже готовых реализаций в реальных условиях, чтобы определить аппаратную составляющую и подходящий метод SLAM для выполнения поставленной цели.

Список использованных источников

1. Chris Kahlefeldt. *Implementation and Evaluation of Monocular SLAM for an Underwater Robot*. Hamburg, January 2018. 127 p.
2. Megan R. Naminski. An Analysis of Simultaneous Localization and Mapping (SLAM) Algorithms. *Mathematics, Statistics, and Computer Science Honors Projects*. 2013. Paper 29. P. 1–41.
3. Chong T. J., Tang X. J., Leng C. H., Yogeswaran M., Ng O. E., Chong Y. Z. Sensor Technologies and Simultaneous Localization and Mapping (SLAM). *Procedia Computer Science*. 2015. Vol. 76. P. 174–179.
4. Фатеев А. В. Разработка робототехнического модуля, позволяющего вычислять карту окружающего пространства: магистерская диссертация по направлению подготовки: 02.04.02 «Фундаментальная информатика и информационные технологии / Томск. гос. ун-т. Томск, 2016. 50 с.

TECHNICAL SCIENCES AND TECHNOLOGIES

5. Hugh Durrant-Whyte, Tim Bailey. Simultaneous Localisation and Mapping (SLAM): Part I The Essential Algorithms. *IEEE Robotics and Automation Magazine*. 2006. № 13 (2). P. 99–110. DOI: 10.1109/MRA.2006.1638022.
6. Raul Mur-Artal, J. M. M. Montiel, Juan D. Tardos. ORB-SLAM: a Versatile and Accurate Monocular SLAM System. *IEEE Transactions on Robotics*. 2015. № 31(5). P. 1147-1163. DOI: 10.1109/TRO.2015.2463671.
7. Raul Mur-Artal, Juan D. Tardos. ORB-SLAM2: an Open-Source SLAM System for Monocular, Stereo and RGB-D Cameras. *IEEE Transactions on Robotics*. Jun 2017. № 31(5), P. 1255-1262. DOI: 10.1109/TRO.2017.2705103.
8. Engel, J., Schops, T., Cremers, D.: LSD-SLAM: Large-Scale Direct Monocular SLAM. In: Fleet, D., Pajdla, T., Schiele, B., Tuytelaars, T. (eds.) ECCV 2014, Part II. LNCS, Vol. 8690, P. 834-849. Springer, Heidelberg (2014).
9. Emilio Parisotto, Devendra Singh Chaplot, Jian Zhang, Ruslan Salakhutdinov. Global Pose Estimation with an Attention-based Recurrent Network. Feb. 2018. P. 1–10.
10. Yi Li, Chenggang Xie, Huimin Lu, Xieyuanli Chen, Junhao Xiao, Hui Zhang. Scale-aware Monocular SLAM Based on Convolutional Neural Network. August 2018.

References

1. Kahlefeldt, C. (January 2018). *Implementation and Evaluation of Monocular SLAM for an Underwater Robot*. (Master's Thesis). Hamburg University of Technology, Hamburg.
2. Naminski, M. (2013). An Analysis of Simultaneous Localization and Mapping (SLAM) Algorithms. *Mathematics, Statistics, and Computer Science Honors Project*, 29, 1–41.
3. Chong, T. J., Tang, X. J., Leng, C. H., Yogeswaran, M., Ng, O. E., Chong, Y. Z. (2015). Sensor Technologies and Simultaneous Localization and Mapping (SLAM). *Procedia Computer Science*, 76, 174–179.
4. Fateev, A. V. (2016). *Razrabotka robototekhnicheskogo modulia, pozvoliaiushchego vychisliat kartu okruzhaiushchego prostranstva: masterskaia dissertatsiia po napravleniiu podgotovki [Development of a robotic module that allows you to calculate the map of the surrounding space]*. (Master's Thesis). Tomsk State University, Tomsk [in Russian].
5. Durrant-Whyte, H., Bailey, T. (2006). Simultaneous Localisation and Mapping (SLAM): Part I The Essential Algorithms. *IEEE Robotics and Automation Magazine*, 13 (2), 99–110. DOI: 10.1109/MRA.2006.1638022.
6. Mur-Artal, R., Montiel, J. M. M. Tardos, J. D. (2015). ORB-SLAM: a Versatile and Accurate Monocular SLAM System. *IEEE Transactions on Robotics*, 31(5), 1147-1163. DOI: 10.1109/TRO.2015.2463671.
7. Rau Mur-Artal, R., Montiel, J. M. M. Tardos, J. D. (2017). ORB-SLAM2: an Open-Source SLAM System for Monocular, Stereo and RGB-D Cameras. *IEEE Transactions on Robotics*, 31(5), 1255-1262. DOI: 10.1109/TRO.2017.2705103.
8. Engel, J., Schops, T., Cremers, D. (2014). LSD-SLAM: Large-Scale Direct Monocular SLAM. *Computer Vision-ECCV*, 8690, 834-849.
9. Parisotto, E., Chaplot, D. S., Zhang, J., Salakhutdinov, R. (Feb. 2018). Global Pose Estimation with an Attention-based Recurrent Network. *CoRR*, abs/1802.06857, pp. 1–0.
10. Li, Y., Xie, C., Lu, H., Chen, X., Xiao, J., Zhang, H. (August 2018). Scale-aware Monocular SLAM Based on Convolutional Neural Network.

UDC 004.896

Illia Filimonov, Anatoly Revko, Igor Lysenko

METHODS OF AUTOMATIC DETERMINATION OF THE POSITION OF A MOVING PLATFORM IN SPACE

Urgency of the research. The existence of the need to improve the accuracy of research areas, including in hard-to-reach areas, updates the direction of finding new ways of automatic localization for the task of the robot about collecting the information surrounding it for its own localization and building the environment map.

Target setting. Existing methods for determining the location of a moving platform in space have a significant error, which is unacceptable for use in devices designed to operate without human intervention.

Actual scientific researches and issues analysis. Research trends show satisfactory results of the introduction of new algorithms based on neural networks, but most of the solutions are designed for large moving platforms, while for small platforms, such as UAVs, solutions are not enough.

Uninvestigated parts of general matters defining. Works on the automatic determination of the location of a moving platform often demonstrate the results of experiments that were performed in laboratory conditions. The question arises: how the system will behave when tested in real conditions?

The research objective. It is supposed to implement a system of automatic movement of the platform based on modern hardware and localization algorithms.

The statement of basic materials. Considered general information for methods of localization and mapping of SLAM, the general algorithm for the operation of methods of SLAM and their mathematical representation are presented. Sensors, that are used in localization tasks, are described and two main SLAM methods with a detailed description are presented. The results of the simulation of the ORB-SLAM2 method were presented.

Conclusions. The methods for localizing a moving platform in space and algorithm for the operation of the SLAM methods were reviewed in this paper. The features of SLAM methods and their development prospects are presented.

Keywords: localization; mapping; SLAM methods.

Fig.: 4. **References:** 10.

Филимонов Илья Юрьевич – аспирант кафедры электроники, автоматизи, робототехники и мехатроники, Черниговский национальный технологический университет (ул. Шевченко, 95, г. Чернигов, 14035, Украина).

Filimonov Iliia – PhD student of the Department of Electronics, Automation, Robotics and Mechatronics, Chernihiv National University of Technology (95 Shevchenka Str., 14035 Chernihiv, Ukraine).

E-mail: i.y.filimonov24@gmail.com

Ревко Анатолий Сергеевич – кандидат технических наук, доцент, доцент кафедры электроники, автоматизи, робототехники и мехатроники, Черниговский национальный технологический университет (ул. Шевченко, 95, г. Чернигов, 14035, Украина).

Revko Anatoly – PhD in Technical Sciences, Associate Professor, Associate Professor of the Department of Electronics, Automation, Robotics and Mechatronics, Chernihiv National University of Technology (95 Shevchenka Str., 14035 Chernihiv, Ukraine).

E-mail: asr@inel.stu.cn.ua

ORCID: <http://orcid.org/0000-0001-6818-2961>

ResearcherID: F-8024-2014

Scopus Author ID: 57188714850

Лысенко Игорь Юрьевич – IT предприниматель, основатель компании Incomvision (ул. Пирогова, 5/29, г. Чернигов, 14005, Украина).

Lysenko Igor – IT entrepreneur, founder of the company Incomvision (5/29 Pirogova Str., 14005 Chernihiv, Ukraine).

E-mail: ilysenko1@gmail.com

ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-8774-9740>