

УДК 004.896:004.93

Т. С. Евдокимова, А. А. Синодкин, Л. О. Федосова, М. И. Тюриков

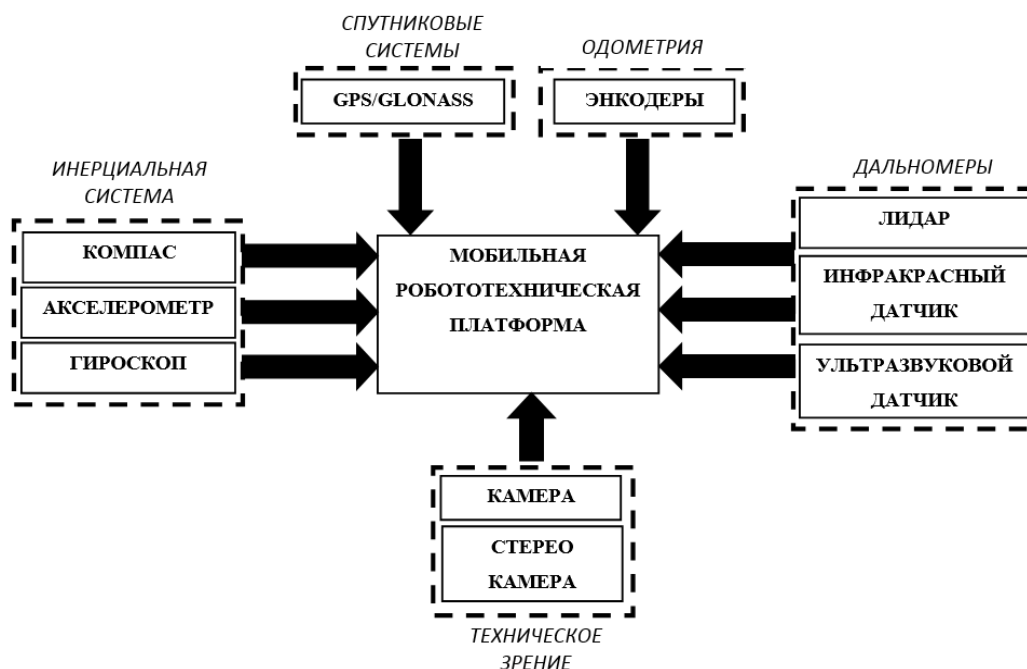
## СИСТЕМА ПОЗИЦИОНИРОВАНИЯ И ИДЕНТИФИКАЦИИ МОБИЛЬНОЙ РОБОТОТЕХНИЧЕСКОЙ ПЛАТФОРМЫ В ОГРАНИЧЕННОМ И ОТКРЫТОМ ПРОСТРАНСТВЕ

Нижегородский государственный технический университет им. Р.Е. Алексеева

Приведены методы построения карт местности с использованием мобильных робототехнических платформ и методы локализации мобильных роботов на карте. В статье показана структурная схема мобильной робототехнической платформы и рассмотрены отдельные компоненты, позволяющие решить задачу построения карты местности и локализации интересующего объекта на нем. В статье описаны методы FastSLAM, EKF-SLAM, Graph-Based SLAM и приведен их сравнительный анализ. Приведен пример практического использования SLAM – метода для ориентирования робототехнической платформы в пространстве.

*Ключевые слова:* FastSLAM, EKF-SLAM, Graph-Based SLAM, мобильная робототехническая платформа, системы навигации, техническое зрение, информационно-измерительные устройства.

Одной из самых активно развивающихся областей робототехники являются автономные мобильные робототехнические системы. Важной чертой таких платформ является возможность самостоятельно осуществлять навигацию в пространстве. Чаще всего точная и подробная карта местности отсутствует, поэтому активно развивающейся областью прикладной науки является построение роботом карты неизвестной местности самостоятельно. При этом роботу необходимо сохранить всю требуемую информацию об объектах сцены. Впоследствии эта информация может быть использована для решения роботом всевозможных задач на исследуемой области пространства. Второй актуальной задачей является идентификация положения робота в ограниченном пространстве, для которого уже построена карта, при этом необходимо наносить на карту вновь распознанные объекты при движении робота.



**Рис. 1.** Структурная схема мобильной робототехнической платформы для решения задач позиционирования в пространстве

Для решения описанных задач необходимо оснащение платформы определенными информационно-измерительными устройствами, позволяющими определить и отследить местоположение робота на карте. На рис. 1 представлено аппаратное обеспечение мобильной робототехнической платформы для решения задачи позиционирования в пространстве. Рассмотрим компоненты и назначение каждого модуля отдельно.

### Инерциальная система навигации

Инерциальная система навигации позволяет определить ускорения объекта и его угловых скоростей с помощью установленных на движущемся объекте приборов и устройств. С помощью этих данных определяется местоположения объекта, его скорость и направление движения. Каждое инерциальное измерительное устройство включает в себя, как минимум, акселерометр и гироскоп. Зная ориентацию одной системы координат относительно другой становится возможным переводить измерения из системы координат устройства в глобальную. А знания об ускорениях в глобальной системе координат позволят путем интегрирования восстановить скорость и получить информацию об относительном местоположении мобильной робототехнической платформы.

### Одометрия

С помощью одометрических данных мы имеем возможность рассчитать пройденный путь на основании данных полученных от приводов. В реальных условиях одометры подвержены негативному влиянию, такому как люфт, пробуксовка колес. Если при оценке пройденного расстояния полагаться исключительно на данные с энкодера, то накопленные ошибки могут не только затруднить определение местоположения, но и сделать эту задачу невыполнимой. Поэтому, как правило, одометр используют как вспомогательный датчик в комбинации с другими датчиками.

### Дальномеры

Дальномеры для мобильных робототехнических платформ используются для определения расстояния до целей, при этом сканирующие лидары позволяют совместно с системой технического зрения сформировать двумерную или трехмерную картину окружающего пространства. В представленной далее табл. 1 приведены типы дальномеров, которые используются в мобильных роботах.

Таким образом, применение лидаров позволяет получать более полную и точную картину окружающего пространства, в то время как применение ультразвуковых дальномеров целесообразно в условиях, когда оптические методы определения расстояния работают плохо, например, в условиях густого тумана, задымленности, поэтому на практике применяют совмещенные системы, дополняя данные с лидаров информацией с ультразвуковых датчиков.

Таблица 1

#### Типы дальномеров

Тип дальномера	Описание	Преимущества	Недостатки
1	2	3	4
2D/3D сканирующие лидары. Диапазон измерения: 0,01-50 метров	Объект освещается коротким световым импульсом и измеряется время, через которое сигнал вернется к источнику. Чаще всего работают на длинах волн: 1064 нм, 532 нм, 600–1000 нм, ~1500 нм	<ul style="list-style-type: none"> <li>• быстрота сбора данных;</li> <li>• использование в любое время суток</li> <li>• большое разрешение</li> <li>• дальность измерений</li> <li>• высокая точность;</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• высокая стоимость</li> </ul>

Окончание табл. 1

1	2	3	4
Ультразвуковой датчик. Диапазон измерения: 0,03-6 метров	Ультразвуковые волны с частотой 65-400 кГц в виде кратковременного импульса излучаются в направлении контролируемой зоны 10-200 раз в секунду.	<ul style="list-style-type: none"> <li>• относительно высокая скорость измерений</li> <li>• небольшая стоимость.</li> <li>• эффективность работы в условиях густого тумана, задымленности</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• плохо воспринимает сигналы от звукопоглощающих объектов</li> <li>• неточность измерения</li> <li>• ограниченный диапазон измерений</li> </ul>
Инфракрасный датчик. Диапазон измерения: 0,03-1,5 метров	Излучение с длиной волны $850 \pm 70$ нм распространяется и отражается от объектов, находящихся в поле зрения сенсора. Возвращается на приемник. Испускаемый и отраженный луч образует треугольник «излучатель – объект отражения – приемник».	<ul style="list-style-type: none"> <li>• простота в использовании</li> <li>• небольшая стоимость</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• ограниченный диапазон измерений</li> <li>• не воспринимает прозрачную поверхность</li> <li>• засветы от солнца</li> <li>• некорректно определяет расстояния до светопоглощающих объектов</li> </ul>

### Модуль технического зрения

Теория машинного зрения предлагает целый ряд различных модельных описаний наблюдаемых объектов, которые могут быть использованы для их обнаружения и измерения. Видеокамеры способны дать больше информации об окружающем пространстве, нежели прочие датчики. В настоящее время для решения задач технического зрения широко применяются системы стереозрения, состоящие из двух сопряженных видеокамер. Такая система дает возможность не только рассчитывать расстояние до препятствий, но и построить 3D-модель окружающего мира. Наиболее распространенными проблемами при использовании видеокамер являются: высокая вычислительная сложность, оптические искажения, вносимые линзами в изображения, зависимость от освещения, ошибочные данные при работе с отражающими поверхностями, однородное окружение [8].

### Спутниковые системы навигации

Суть работы любого навигационного устройства заключается в том, что на него отправляется сообщение о местонахождении спутника с точным указанием времени. Приемник сигнала сравнивает время отправки и получения и определяет свое расстояние до спутника. Благодаря сравнению таких данных определяется местоположение объекта. Но при этом нельзя сказать, что получаемые данные абсолютно точны, кроме того погрешность может варьироваться от 10 до 100 метров, но можно сократить это значение до 1-2 метров, также отметим, что с такой погрешностью нет смысла использовать данную систему в закрытых помещениях. На точность влияют следующие факторы: расположение объектов относительно друг друга, сигнал может отражаться от других объектов и др.

В зависимости от решаемой задачи или материального обеспечения выбирается определенный набор информационно-измерительных средств. Например, для ограниченного пространства (квартиры) нет необходимости устанавливать модуль навигации, т.к. это значительно увеличивает стоимость работы, а также дает слишком большую погрешность позиционирования [1].

## Метод одновременной навигации и построения карты

Решение задачи навигации мобильной робототехнической платформы в пространстве требует одновременного решения проблемы локализации и построения карты или ее дополнения вновь обнаруженными объектами в условиях несовершенных информационно-измерительных средств [3]. Большинство современных реализаций делит поставленную задачу на две основные подзадачи: задача последовательного уточнения карты и задача пере-счёта своего положения в пространстве. Эти задачи должна решать мобильная робототехническая платформа, которая получает информацию о внешнем мире посредством датчиков и строит гипотезу о своём местоположении на основе обработки полученных данных. В результате решение обеих поставленных подзадач заметно усложняется из-за того, что датчики имеют некоторую модель ошибки, точно вычислить и скорректировать которую в общем случае не представляется возможным. Поэтому роботу необходимо постоянно корректировать данные о своём положении. Уточнение собственных координат осуществляется за счёт вычисления своего положения относительно некоторых выделенных ориентиров. Каждому выделенному ориентиру сопоставляется описание, позволяющее идентифицировать его в каждый момент времени. Методики и технологии для решения описанных задач получили общее название SLAM (Simultaneous Localization And Mapping). На данный момент существует довольно большое количество реализаций и подходов, опирающиеся на аппаратные и программные возможности платформ, наиболее распространёнными алгоритмами SLAM являются:

- расширенный фильтр Калмана (Extended Kalman Filter) для SLAM (EKF-SLAM);
- частичный фильтр SLAM (FAST SLAM);
- основанный на графах SLAM (Graph-Based SLAM).

### Описание метода EKF-SLAM

EKF-SLAM основан на применении расширенного фильтра Калмана, применяемого при решении задачи локализации.

Расширенный фильтр Калмана является нелинейной версией фильтра Калмана, рекурсивного фильтра, оценивающего вектор состояния динамической системы, используя серию неполных и зашумленных измерений. Фильтр Калмана выполняет вычисления с помощью значений предшествующих аргументов, переоценки вектора состояния заранее известной динамической системы, т.е. для расчёта текущего состояния системы необходимо знать текущее измерение, а также предыдущее состояние самого фильтра. Однако расширенный фильтр Калмана (EKF) отличается от простого фильтра Калмана тем, что он может быть использован для оценки состояния нелинейных систем [5].

Расширенный фильтр Калмана используется для оценки состояния (положения) робота от данных одометрии и ориентиров. Стоит заметить, что у него нет обновления карты, которое необходимо при использовании EKF-SLAM [4]. Кроме этого, метод EKF-SLAM использует расширенный вектор состояния  $y_t$ , который включает положение робота  $x_t$  и положение всех элементов карты  $m_i$ :

$$y_t = [x_t, m_1, \dots, m_{n-1}]^T.$$

Для расчёта текущего состояния системы необходимо знать текущее измерение, а также предыдущее состояние самого фильтра. Состояние фильтра находится в двух переменных:

$y_t$  – оценка вектора состояния динамической системы в момент времени  $t$ ;

$P$  – ковариационная матрица ошибок (мера точности оценивания вектора состояния) в момент времени  $t$ .

В самом начале, когда робот производит первые измерения, заполняется ковариационная матрица. Делается предположение, что эти элементы не взаимосвязаны. Это означает, что недиагональные элементы нулевые (1).

$$P_0 = \begin{bmatrix} \sigma_x^2 & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_{m_0}^2 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_{m_1}^2 & \dots & 0 & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ 0 & 0 & 0 & \dots & \sigma_{m_{n-2}}^2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & \sigma_{m_{n-1}}^2 \end{bmatrix} \quad (1)$$

Тем не менее, когда робот начинает движение и производит новые измерения, местоположение робота и ориентиры начинают коррелировать. Соответственно, ковариационная матрица (1) перестает быть разреженной (2).

$$P_0 = \begin{bmatrix} \sigma_x^2 & \sigma_{xm_0}^2 & \sigma_{xm_1}^2 & \dots & \sigma_{xm_{n-2}}^2 & \sigma_{xm_{n-1}}^2 \\ \sigma_{xm_0}^2 & \sigma_{m_0}^2 & \sigma_{m_0m_1}^2 & \dots & \sigma_{m_0m_{n-2}}^2 & \sigma_{m_0m_{n-1}}^2 \\ \sigma_{xm_1}^2 & \sigma_{m_0m_1}^2 & \sigma_{m_1}^2 & \dots & \sigma_{m_1m_{n-2}}^2 & \sigma_{m_1m_{n-1}}^2 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ \sigma_{xm_{n-2}}^2 & \sigma_{m_0m_{n-2}}^2 & \sigma_{m_1m_{n-2}}^2 & \dots & \sigma_{m_{n-2}}^2 & \sigma_{m_1m_{n-1}}^2 \\ \sigma_{xm_{n-1}}^2 & \sigma_{m_0m_{n-1}}^2 & \sigma_{m_1m_{n-1}}^2 & \dots & \sigma_{m_{n-2}m_{n-1}}^2 & \sigma_{m_{n-1}}^2 \end{bmatrix} \quad (2)$$

На рис. 2 показан упрощенный алгоритм работы EKF-SLAM метода.

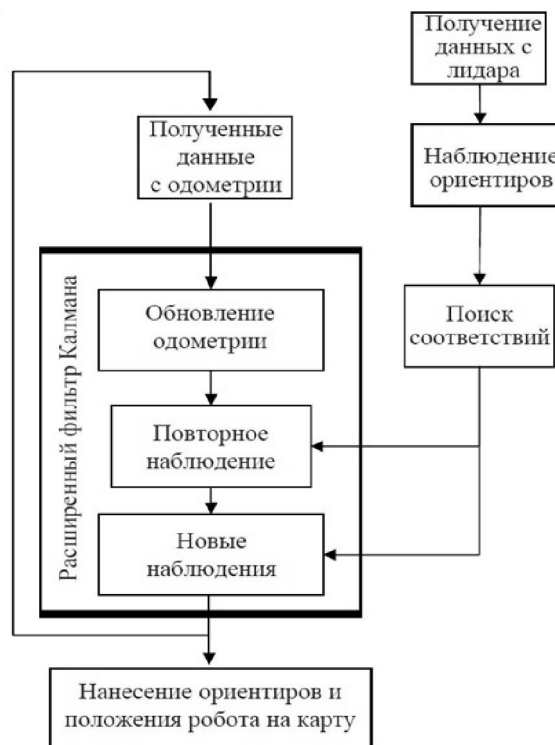
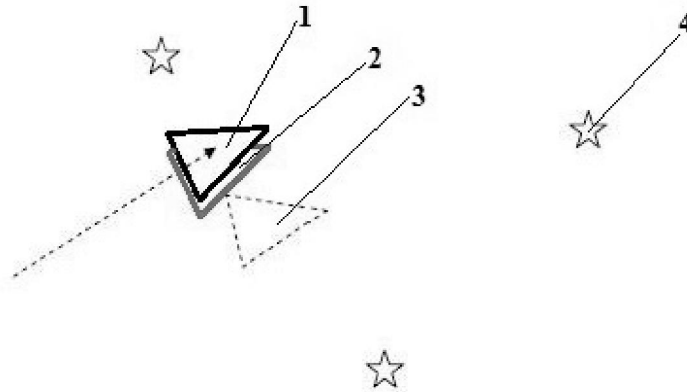


Рис. 2. Упрощенный алгоритм работы EKF-SLAM

Когда одометрия изменяется, новая позиция обновляется в расширенном фильтре Калмана с использованием обновления одометрии. Затем ориентиры извлекаются из окружающей среды, исходя из нового положения робота и определяются их описания, необходимые для поиска соответствий. Затем робот пытается связать эти ориентиры с ориентирами, которые были ранее. Повторно наблюдаемые ориентиры используются для обновления позиции робота в фильтре. Ориентиры, которые не были замечены, будут

добавлены в фильтр в качестве новых наблюдений. Принцип конечной работы метода представлен на рис. 3.

Несмотря на все свои преимущества, EKF-SLAM имеет ограничения на количество используемых ориентиров в системе. Связанно это с тем, что при появлении новых элементов в наблюдении они добавляются в вектор состояния. Таким образом, шум ковариационной матрицы растет квадратично, что приводит к увеличению времени обработки.

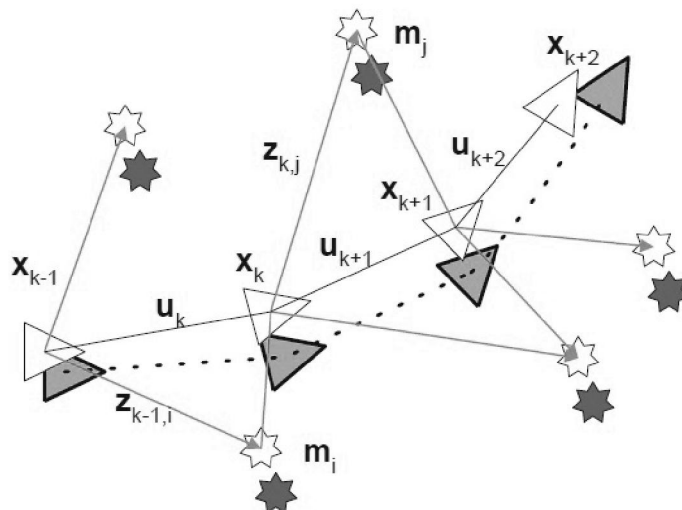


**Рис. 3. Наглядный пример работы метода EKF-SLAM:**

1 - показывает, где робот находится на самом деле; 2 - обозначен треугольник, показывающий работу алгоритма; 3 - треугольник показывает измерения положения от одометрии; 4 - ориентиры

### Описание метода FastSLAM

FastSLAM разделяет задачу локализации и картографии на множество подзадач, используя независимость состояния отдельных элементов модели SLAM. Алгоритм FastSLAM основан на фильтре частиц и применении байесовской сети. Все наблюдения независимы друг от друга. В действительности, единственное, что их связывает – это ошибка определения положения робота [4]. Таким образом, если положение робота определено абсолютно точно, тогда в этом случае не должно быть зависимостей между отдельными наблюдениями. Естественно, в реальности положение робота никогда не известно абсолютно точно, в этом и заключается проблема SLAM метода, но, тем не менее, независимость ориентиров друг от друга в методе FastSLAM позволяет обрабатывать каждый ориентир по отдельности. Такое упрощение приводит к падению точности, связанному с игнорированием взаимосвязи ошибок оценки положений ориентиров, приводит к увеличению скорости обработки данных [7].



**Рис. 4. Принцип работы FastSLAM**

На рис. 4 изображен принцип работы метода. Вектор состояния  $x_k$ , описывающий местоположение и ориентацию транспортного средства; управляющий вектор  $u_k$ , примененный в момент времени  $k-1$  для приведения транспортного средства в состояние  $x_k$  в момент  $k$ ; вектор, описывающий местоположение  $i$ -го ориентира представлен как  $m_i$ . Наблюдение  $z_{k,i}$ , взятое с носителя местоположения  $i$ -го ориентира в момент  $k$ . На рисунке наглядно показано, что ориентиры на карте независимы друг от друга. Это является ключевой особенностью FastSLAM и причиной его скорости вычисления [2].

### Описание метода Graph-Based SLAM

Предпосылкой к появлению этого метода была возможность представления задачи SLAM в виде разреженного графа и связей между его узлами. В данном методе узлы графа представляют собой позицию робота  $x_i$  и ориентиры  $m_j$ , а ребра — это связи между соответствующими узлами, они представляют информацию об ошибке позиции, измеряемую датчиком. Связи в Graph-Based SLAM являются подвижными. Информация о позиции робота будет получена при решении графа. Граф выглядит, как показано на рис. 5. Поскольку метод оптимизации графа использует всю доступную информацию, ее точность намного выше, чем у метода фильтрации, таким образом, он может достичь лучшего эффекта построения.

Существенное преимущество Graph-Based SLAM состоит в том, что по сравнению с методом EKF-SLAM количество вычислений и памяти, которые требуются для обновления и сохранения ковариационной матрицы, не растет квадратично с числом элементов. Однако в Graph-Based SLAM требуются большие затрат на вычисление, если робот прошел достаточно длинный путь.

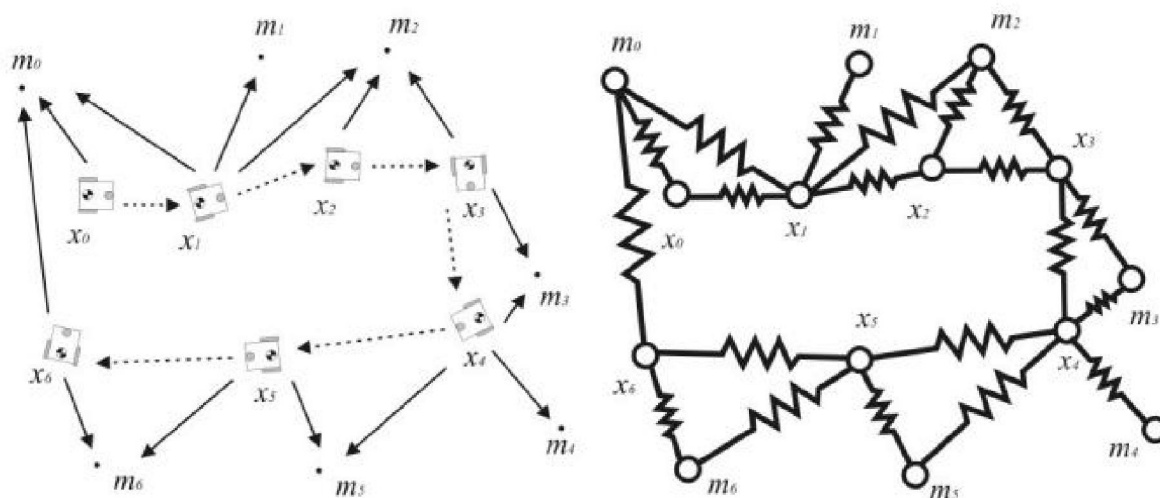


Рис. 5. Изображение графа построенного на примере движения робота

В настоящее время для построения систем локальной навигации и картографии применяется как подход на основе расширенного фильтра Калмана, так и на основе FastSLAM и Graph-Based SLAM. Выбор того или иного метода зависит от требуемой точности системы и ее скорости, от параметров среды, таких как наличие, количество и физические характеристики ориентиров и от многих других факторов.

### Практическое использование SLAM – метода для ориентирования робототехнической платформы в пространстве

В качестве практической задачи для тестирования SLAM метода были выбраны Всероссийские робототехнические соревнования «AutoNet 18+». Задание соревнований заключается в том, чтобы робот в автономном режиме перемещался с соблюдением правил дорожного движения по заранее известному игровому полю, в которое входит скоростной участок

и территория города, которая представляет собой зону городских кварталов. При этом предусматривается решение роботом задач движения с учетом элементов дорожной разметки, правильного реагирования на знаки светофора и знаков дорожного движения. Стоит отметить, что расположение некоторых дорожных знаков и светофора заранее неизвестно и может меняться. Для тестирования был выбран метод EKF-SLAM, так как по сравнению с методом FastSLAM, метод SLAM использующий расширенный фильтр Калмана эффективней работает в пространстве с меньшим количеством ориентиров, а в отличие от Graph-Based SLAM его точность не зависит от пройденного роботом расстояния. В дополнении к этому EKF-SLAM превосходит метод FastSLAM в точности построения карты и локализации робота.

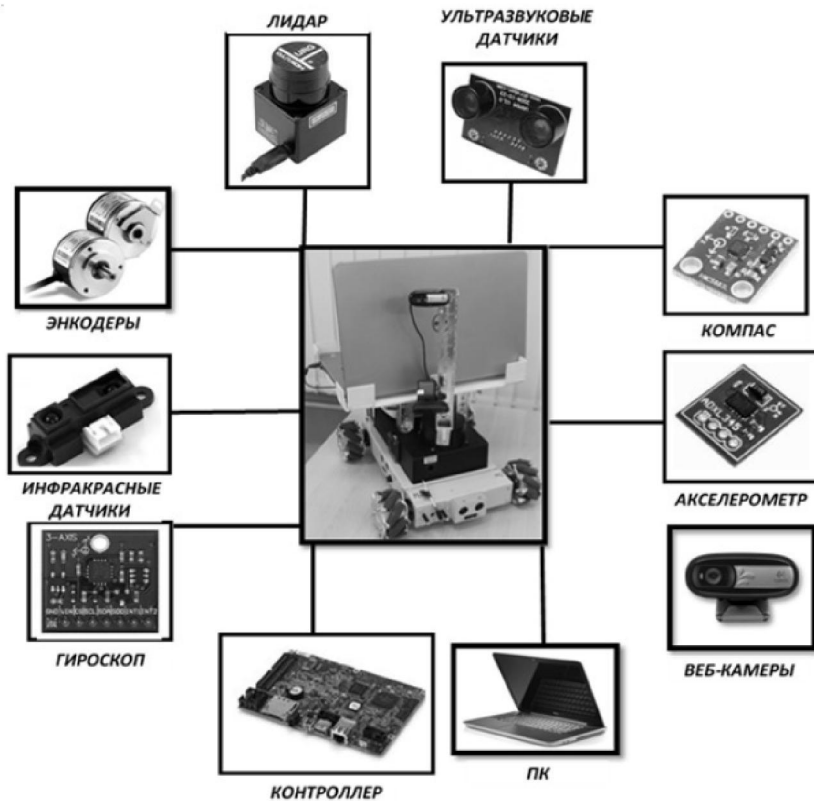


Рис. 6. Аппаратное обеспечение робота для соревнований

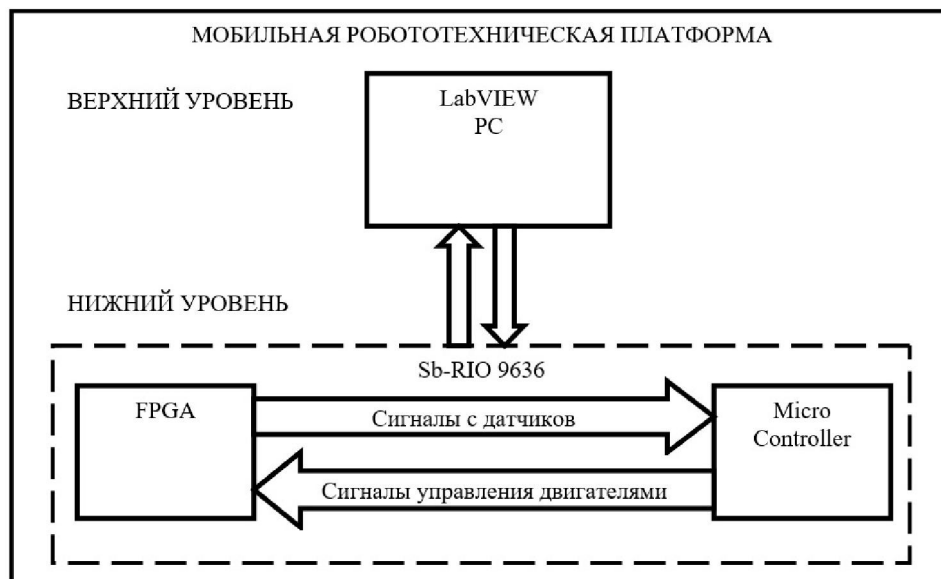


Рис. 7. Структура программного обеспечения МРТП



Для участия в данных соревнованиях была выбрана мобильная робототехническая платформа, на базе контроллера NI sb-RIO 9636, представленная на рис. 6. В качестве программного обеспечения выбрана среда программирования LabVIEW (рис. 7). Нужно отметить, что задача по распознаванию знаков, разметки, стоп-линии и светофора осуществлялась с использованием модуля NI Vision. Данные, полученные с одометрии и лидара, были объединены, обработаны и выделены ориентиры в виде углов стен игрового поля [8]. После обработки данных с использованием метода EKF-SLAM на операторскую карту, которая организована в виде сетки, были нанесены: путь, пройденный роботом и обнаруженные препятствия (рис. 8).

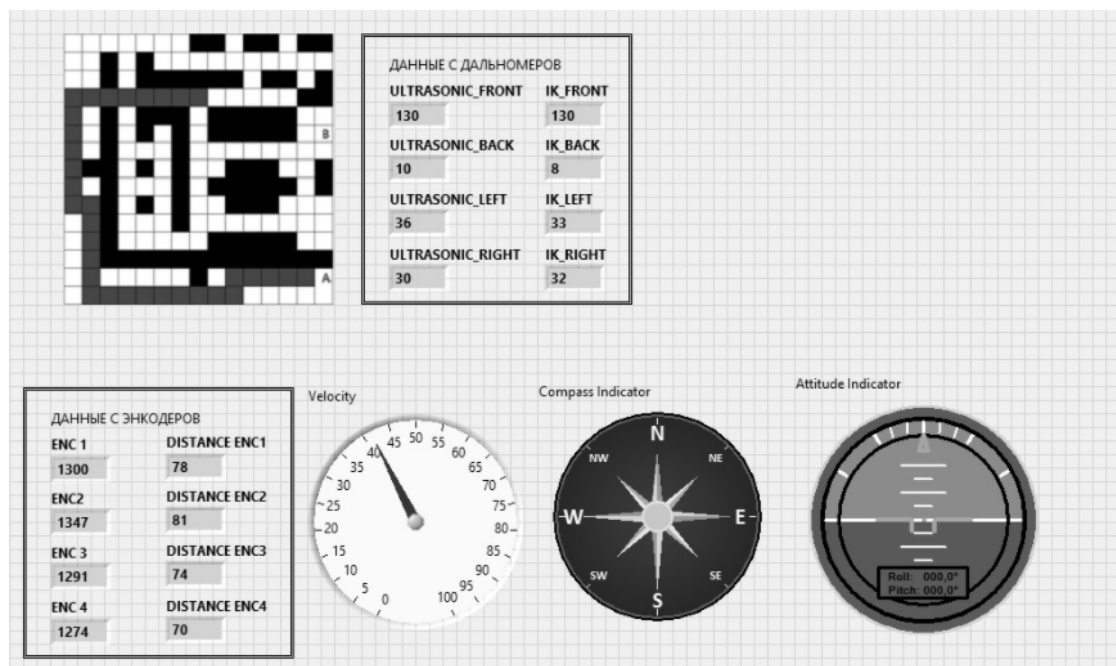


Рис. 8. Интерфейс программного обеспечения мобильной робототехнической платформы

В результате практических испытаний мобильной платформы метод EKF-SLAM доказал свою эффективность при дополнении карты объектами и позиционировании робота в условиях несовершенных информационно-измерительных средств и карты с ограниченными ориентирами.

#### Библиографический список

1. **Войтович, И. Д.** Интеллектуальные сенсоры / И.Д. Войтович, В.М. Корсунский // Издательство: "Бином. Лаборатория знаний" 2009. – С. 51–53.
2. **Дергачев, В. В.** Способы оценки и снижения вычислительной сложности алгоритмов принятия решений в задачах одновременной локализации и картографирования / В. В. Дергачев, О.О. Карташов // Инженерный вестник Дона. – 2017. – №4.
3. **Thrun, S.** FastSLAM: An Efficient Solution to the Simultaneous Localization And Mapping Problem with Unknown Data Association / S. Thrun [et al.] // Journal of Machine Learning Research, 2004.
4. **Кучерский, Р.В.** Алгоритмы локальной навигации и картографии для бортовой системы управления автономного мобильного робота / Р.В. Кучерский, С.В. Манько // Известия ЮФУ. Технические науки, 2012.
5. **Michael Calonder** EKF SLAM vs. FastSLAM-A Comparison // Article Computer Vision Lab.
6. Swiss Federal Institute of Technology, Lausanne (EPFL), 2006.
7. **Michael Montemerlo, Sebastian Thrun** A Scalable Method for the Simultaneous Localization and Mapping Problem in Robotics / FastSLAM. – 2007.

8. **Визильтер, Ю. В.** Обработка и анализ цифровых изображений с примерами на LabVIEW IMAQ Vision / Ю. В. Визильтер // ДМК Пресс, 2007.

*Дата поступления  
в редакцию 05.04.2018*

**T. S. Evdokimova, A.A. Sinodkin, L.O. Fedosova, A.Y. Sizov**

## **THE IMPACT OF EQUIPMENT ON QUALITY AND EFFICIENCY OF PRODUCTION OF PLASTIC PRODUCTS**

Nizhny Novgorod state technical university n. a. R. E. Alekseev

**Introduction:** One of the most actively developing areas of robotics are autonomous mobile robotic systems. An important feature of such platforms is the ability to independently navigate in space. Most often, there is no exact and detailed map of the area, so an actively developing field of applied science is the construction of a map of an unknown terrain by the robot on its own. The second actual task is to identify the position of the robot in a confined space for which a map has already been built, and it is necessary to map the newly recognized objects to the map when the robot moves.

**Methods:** The work methods are applied: Extended Kalman Filter SLAM, FastSLAM, Graph-Based SLAM.

**Results:** Methods were given for constructing terrain maps using mobile robotic platforms, and methods for localizing mobile robots on the map. The structural diagram of the mobile robotic platform was shown and separate components were considered that allow solving the task of constructing a map of the locality and localizing the object of interest on it. In the article methods FastSLAM, EKF-SLAM, Graph-Based SLAM were described and their comparative analysis is given. An example of the practical use of the SLAM method for orienting the robotic platform in space is given.

**Conclusions:** As a result of practical testing of the mobile platform, the EKF-SLAM method proved effective when the map was added with objects and the positioning of the robot, in the conditions of imperfect information measuring tools and maps with limited reference points.

*Key words:* FastSLAM, EKF-SLAM, Graph-Based SLAM, mobile robotic platform, navigation systems, technical vision, information-measuring devices.