

Моделирование вычислительных, телекоммуникационных, управляющих и социально-экономических систем

DOI: 10.5862/JCSTCS.229.2

УДК 004.896:004.925.8

Н.А. Бабакина, М.П. Колесников, В.П. Шкодырев

ПРЕДСТАВЛЕНИЕ ОКРУЖАЮЩЕГО ПРОСТРАНСТВА НА ОСНОВЕ ВЕКТОРНЫХ ДИНАМИЧЕСКИХ СТРУКТУР В МОБИЛЬНЫХ РОБОТОТЕХНИЧЕСКИХ СИСТЕМАХ

N.A. Babakina, M.P. Kolesnikov, V.P. Shkodyrev

AN ENVIRONMENT REPRESENTATION BASED ON VECTOR DYNAMICAL STRUCTURES IN MOBILE ROBOTICS SYSTEMS

Рассмотрен подход к созданию геометрических векторных моделей для описания окружающего пространства. В совокупности данные модели образуют карту местности, на основе которой могут решаться задачи локализации робота, а также задачи управления движением. Также векторные модели предоставляют дополнительную возможность распознавания объектов по их геометрическим характеристикам. Это достигается благодаря инвариантным характеристикам моделей относительно движений объекта (робота) в пространстве. Функциональная особенность метода связана с обработкой вторичных данных на основе кусочно-линейной аппроксимации контуров, выделяемых из образов окружающего пространства. Такой подход допускает применение сенсорных систем, основанных на различных физических принципах работы. Описаны алгоритмы последовательного уточнения моделей объектов и адаптивной статистической оценки результатов, которые гарантируют достоверность выстраиваемой карты.

ТЕХНИЧЕСКОЕ ЗРЕНИЕ; ЛОКАЛИЗАЦИЯ; SLAM; ПРЕДСТАВЛЕНИЕ ОКРУЖАЮЩЕЙ СРЕДЫ; СОСТАВЛЕНИЕ КАРТЫ; ГЕОМЕТРИЧЕСКАЯ МОДЕЛЬ ОБЪЕКТА.

The article discusses an approach to creating vector geometric models for environment representation. In conjunction these models form a hierarchical map of some area. The problems of a mobile robot's localization and motion control can be solved using these structures. Moreover, vector models provide an additional opportunity for recognizing objects by their geometric characteristics. This is achieved by the invariant features of the model with respect to the motions of the object (robot) in space. A functional feature of the method is processing the secondary data based on a piecewise linear approximation of the edges allocated from the images of the surrounding space. This approach allows to use sensors based on different physical principles of operation. The algorithms of successive refinement of object models and adaptive statistical evaluation of the results are described. These algorithms guarantee the precision of the designed map.

MACHINE VISION; LOCALIZATION; SLAM; ENVIRONMENT REPRESENTATION; ENVIRONMENT MAPPING; GEOMETRIC MODEL OF THE OBJECT.

Разработка автономных мобильных систем — одна из наиболее актуальных задач

современной робототехники. Наглядным примером может служить ликвидация по-

следствий аварии на атомной электростанции Фукусима-1 (г. Окума, Япония). Оснащенность роботами, способными автономно работать в экстремальных условиях радиационной катастрофы, оказалась фактически нулевой [1]. Более удачными примерами в этом отношении стали системы PackBot 510 и Warrior 710 производства iRobot (США), а также спасательные роботы, разрабатываемые в Германии и Франции [2, 3]. Примечательно, что эти устройства также не являются полностью автономными.

Важнейшая задача при разработке автономной системы управления – проблема полного и достоверного описания окружающего пространства в условиях недостатка априорной информации. Такое описание включает в себя как геометрическое представление мира (составление карты) и локализацию относительно выделенных объектов, так и описание этих объектов с целью их идентификации, классификации, целенаправленного перемещения робота и решения других задач.

Наиболее известным подходом к описанию окружающего пространства в автоматическом режиме являются методы, объединенные в семейство SLAM (Simultaneous Localization and Mapping – Одновременная локализация и составление карты). Но даже наиболее совершенные методы этой группы (например, DP-SLAM, FastSLAM 2.0, EKF-based SLAM и др.) имеют ряд недостатков. Самым серьезным из них является требование к статичности окружающего пространства [4, с. 871–886], тогда как современная автономная роботизированная система должна функционировать в частично наблюдаемом, динамически изменяющемся, стохастическом окружении [5]. Дополнительные ограничения методов SLAM связаны с критическим возрастанием объема данных при увеличении исследуемой зоны или точности. В то же время, выделенные объекты фактически не имеют описания [4, 6]. Более совершенными являются методы visual SLAM, основанные на использовании систем технического зрения, но сложность вычислительных процедур и высокое энергопотребление ограничивают применение

этих технологий в мобильной робототехнике [7, с. 546–550].

Таким образом, проблема полного и инвариантного описания окружающего пространства не имеет наилучшего решения и является одной из наиболее актуальных в мобильной робототехнике.

1. Геометрическое представление окружающего пространства

Представление физических объектов. В работах [8, 9] предложен метод геометрического описания исследуемого пространства на основе кусочно-линейной аппроксимации выделенных контуров. В том случае, если первичные данные являются изображениями с одной или нескольких камер, они могут быть представлены в виде набора гранично-ориентированных проекций на сенсорные элементы робота. Аналогичный подход можно использовать и для данных, полученных в результате радиолокационного, ультразвукового или лазерного сканирования [5, 8, 9]. При использовании средств видеофиксации наиболее достоверный результат предоставляют методы, основанные на регистрации фазово-частотных изменений отражаемого света (например, [10]). Эффективность таких алгоритмов в основном связана с незначительным влиянием изменения яркости изображения в области границ на результат их определения.

Математически полученные данные могут быть описаны как полиэдры, представляющие собой объединение простейших симплексов пространства заданной размерности [11, с. 21–34]. На основании этого свойства в работах [8, 9] показано, что наблюдаемый физический объект H может быть представлен как набор \mathcal{H} 1-симплексов (отрезков) следующим образом:

$$L : H \rightarrow \mathcal{H} = \sum_k \sigma_k, \quad (1)$$

где σ_k – k -й отрезок с координатами, заданными в относительной системе координат робота.

Пусть множество точек $P \subseteq E$ принадлежат поверхности объекта H ; E – глобальное n -мерное пространство. Тогда отрезок с началом в точке $p_1 \in P$ и с концом в точке $p_2 \in P$

можно задать как множество точек:

$$\begin{aligned} \sigma(p_1, p_2) = \\ = \{\alpha p_2 + (1 - \alpha)p_1 \mid p_1, p_2 \in P, \alpha \in [0, 1]\}, \end{aligned} \quad (2)$$

при этом точка $p \in P$ может быть представлена отрезком с совпадающими концами. Следовательно, образ \mathcal{H} физического объекта H будет иметь следующий вид:

$$\mathcal{H} = \sum_k \sigma_k = \sum_k \sigma(p_1^k, p_2^k). \quad (3)$$

Инвариантность векторной модели. Рассмотрим ситуацию, когда наблюдатель находится в заранее не известной случайной точке пространства относительно исследуемого объекта, имея возможность произвести процедуру наблюдения. Наблюдателем ранее сформирована полная геометрическая модель некоторого объекта. По результатам наблюдения необходимо определить, принадлежит ли наблюдаемая часть тому объекту, для которого сформирована модель.

Для решения поставленной задачи необходимо найти такие величины, которые однозначно определяют заданный объект и являются инвариантными относительно преобразований вращения $g(\varphi)$ масштабирования $g'(\alpha)$. Группа преобразований $SO(\mathbb{R}^3)$ оставляет неизменной евклидову метрику пространства. Следовательно, при действии $g \in SO(\mathbb{R}^3)$ будут сохраняться расстояния и углы геометрического объекта. С другой стороны, действия из группы $O(\mathbb{R}^3)$ сохраняют в общем случае только углы. При заданном множестве действий g' будут сохраняться геометрические пропорции. Рассмотрим теперь свойства модели объекта.

Модель объекта задается как множество отрезков, расположенных друг относительно друга определенным образом (3). Следовательно, одну модель от другой отличает количество отрезков, их параметры и взаимное расположение, и два объекта можно считать равными, если они описаны моделями, состоящими из равных множеств элементов (отрезков). С этой точки зрения можно говорить о «структурной топологии» объекта как критерии инвариантности. Иначе говоря, структурная топология данного множества является основным свойством, позволяющим идентифицировать

объект по его модели и отличать от других. Основными рассматриваемыми характеристиками этой модели в данном случае являются размеры отрезков (сегментов) и их взаимное расположение. Преобразование масштабирования $g'(\alpha)$ сохраняет геометрические пропорции, что приводит к необходимости рассмотрения отношений длин между различными отрезками. Преобразование вращения $g(\varphi)$ сохраняет углы, что дает право производить первичную идентификацию объектов именно по этим характеристикам.

Согласно определению (2), сегмент модели задается посредством двух точек p_1, p_2 , что позволяет однозначно определить угол γ наклона прямой, проведенной через него, относительно заданной оси (например, Ox).

Действие $g(\varphi)$ приведет к изменению углов наклона каждого сегмента, но не изменит их разности:

$$\gamma_1 \rightarrow (\gamma_1 - \varphi), \quad \gamma_2 \rightarrow (\gamma_2 - \varphi);$$

$$\begin{aligned} \Delta\gamma = (\gamma_2 - \gamma_1) &\rightarrow \Delta\gamma' = \\ = [(\gamma_2 - \varphi) - (\gamma_1 - \varphi)] &= \Delta\gamma. \end{aligned}$$

Таким образом, угол между двумя сегментами инвариантен относительно поворотов и масштабирования и может использоваться для идентификации объекта по сформированной в результате наблюдения модели. При этом удобно вместо значений величины углов использовать их тангенсы [8].

2. Наблюдение стационарного объекта

Движение наблюдателя относительно неподвижного объекта может быть представлено двумя взаимно независимыми процессами: круговым движением вокруг объекта и изменением расстояния наблюдения. С физической точки зрения движение наблюдателя (робота) может быть перенесено на сам объект в соответствии с принципом относительности. Таким образом, можно говорить о вращении объекта на угол (строго говоря, вектор углов) φ и изменении расстояния между объектом и наблюдателем. Изменение расстояния между объектом характеризует изменение

масштаба образа объекта, получаемого при его наблюдении, с коэффициентом α .

Вращение объекта. Пусть наблюдатель производит наблюдение объекта из позиции P_1 , в результате которого строится геометрическая модель μ_1 . Данная модель, как было сказано выше, описывает лишь видимую часть физического объекта, полностью базируясь на проекциях объекта на сенсорные элементы робота. Поэтому она несет лишь частичную информацию о внешней геометрии наблюдаемого объекта:

$$\mu_1 = \sum_{k=0}^{N_1} \sigma_k^{\mu_1},$$

где $\sigma_k^{\mu_1}$ — отрезки, соответствующие модели μ_1 .

Зададим вращательное движение (действие) наблюдателя вокруг объекта как вращение последнего на некоторый угол $g(\varphi)$. При этом наблюдатель переместится из позиции P_1 в позицию P_2 и будет производить новую процедуру наблюдения, в результате которой получим новую геометрическую модель объекта μ_2 :

$$\mu_2 = \sum_{k=0}^{N_2} \sigma_k^{\mu_2},$$

где $\sigma_k^{\mu_2}$ — отрезки, соответствующие модели μ_2 . При этом в общем случае $N_1 \neq N_2$, а расположение и размеры отрезков $\sigma_k^{\mu_1}$ и $\sigma_k^{\mu_2}$ различны.

На основе набора $\{\mu_1, g(\varphi), \mu_2\}$ синтезируем две новые модели следующим образом. Так как движение g задано и известна исходная модель μ_1 , то при данном действии она перейдет в модель $\mu'_2 = g\mu_1$, где в общем случае действие g на модель μ сводится к действиям на составляющие ее сегменты:

$$g\mu = \sum_k g\sigma_k.$$

Модель μ'_2 характеризует представление в позиции P_2 тех частей наблюдаемого объекта, которые были зафиксированы при нахождении наблюдателя в позиции P_1 . Так как эти части могут быть не наблюдаемы в позиции P_2 , то уточненная модель может быть получена посредством объединения:

$$\tilde{\mu}_2 = \mu_2 \cup \mu'_2 = \mu_2 \cup g\mu_1.$$

Вторая синтезируемая модель μ'_1 полу-

чается с помощью обратного действия g^{-1} :

$$\mu'_1 = g^{-1}\mu_2.$$

Данная модель характеризует представление в позиции P_1 тех частей наблюдаемого объекта, которые были зафиксированы при нахождении наблюдателя уже в новой позиции P_2 . Уточненная модель в данном случае будет следующей:

$$\tilde{\mu}_1 = \mu_1 \cup \mu'_1 = \mu_1 \cup g^{-1}\mu_2.$$

Очевидно, что данные модели должны быть эквивалентны при условии установки соотношения эквивалентности в соответствии с действием g :

$$g\tilde{\mu}_1 = \tilde{\mu}_2.$$

Изменение масштабов объекта. Движение наблюдателя вдоль радиус-вектора на объект приведет к тому, что образ объекта, фиксируемый сенсорными элементами, будет пропорционально изменять свои размеры, т. е. будет происходить масштабирование образа объекта с коэффициентом α . Данное действие может быть задано с помощью линейного оператора в матричной форме как $g'(\alpha) = \alpha E_n$, где $\alpha \in \mathbb{R}^1$ — коэффициент масштабирования, а E_n — единичная матрица размера $n \times n$.

При действии g' структура модели наблюдаемого объекта при переходе из точки наблюдения P_1 в точку наблюдения P_2 не изменяется. Поэтому действия масштабирования в идеальном случае не влияют на уточнение модели объекта. Однако в реальности необходимо учитывать разрешающую способность сенсорных элементов, поскольку это может привести к потере данных при достижении определенного граничного случая. Рассмотрим эту ситуацию подробнее.

Пусть сенсорные элементы робота обладают разрешающей способностью, заданной в виде линейного размера фиксирующего элемента δx . Обозначим в качестве Pg оператор проектирования отрезка σ_k на сенсорный элемент. Тогда потеря данных будет происходить в случае значительного уменьшения длины проекции отрезка по отношению к разрешающей способности сенсорного элемента:



$$\delta x > \alpha |\text{Pr } \sigma_k|.$$

С другой стороны, потеря данных возможна также и при увеличении коэффициента α (приближение). При достаточно большом значении α может произойти исчезновение отрезка σ_k из зоны видимости сенсорного элемента. Как в первом, так и во втором случае все зависит от качества сенсорных элементов наблюдателя.

3. Стохастические модели

Описанный выше подход носит детерминированный характер. Однако в реальной ситуации движение наблюдателя и процедура наблюдения являются стохастическими. Следовательно, необходимо перейти к стохастической модели процедуры наблюдения, а также к стохастической модели движения наблюдателя [5, 8, 9].

При описании отдельного физического объекта была предложена множественная модель с использованием 1-симплексов (3). Предположим, что модель \mathcal{H} является наиболее полной геометрической моделью объекта H , то есть

$$\forall \hat{\mathcal{H}}, \hat{\mathcal{H}} \cup \mathcal{H} \equiv \mathcal{H},$$

где $\hat{\mathcal{H}}$ – идеальная модель объекта (рассматривается в том же базисе, что и \mathcal{H}).

При единичном наблюдении формируется текущая наблюдаемая модель физического объекта μ . При этом даже в случае идеальной процедуры наблюдения об объекте будет получена лишь частичная информация, т. к. μ является подмножеством полной идеальной модели $\mu \subseteq \mathcal{H}$, где эквивалентность возможна только для самых простых объектов.

Тогда последовательность формирования геометрической модели наблюдаемого физического объекта H может быть представлена следующим образом:

$$H \rightarrow \mathcal{H} \rightarrow \mu.$$

Рассмотрим переход $\mathcal{H} \rightarrow \mu$. Для определения процедуры наблюдения выделим оператор, позволяющий получить максимально полную геометрическую модель физического объекта при нахождении в позиции наблюдателя. То есть \mathcal{H} и наблюдатель имеют различные ортогональные реперы, и физи-

ческий объект находится на некотором неизвестном расстоянии $\text{Pr} : \mathcal{H} \rightarrow \hat{\mathcal{H}}$, причем $\hat{\mathcal{H}} \subseteq \mathcal{H}$. Оператор Pr является идемпотентным, т. е. повторное действие не изменит его: $\text{PrPr} = \text{Pr}$, что позволяет использовать его как оператор проектирования.

Теперь рассмотрим оператор наблюдения O , позволяющий получить из идеальной модели $\hat{\mathcal{H}}$ геометрическую модель физического объекта μ :

$$O : \hat{\mathcal{H}} \rightarrow \mu.$$

Случай идеального наблюдения приводит к тому, что $\mu \equiv \hat{\mathcal{H}}$. Но в реальной ситуации необходимо учесть, что

- 1) элементы множества $\hat{\mathcal{H}}$ могут не войти в состав множества μ ;
- 2) процедура наблюдения переведет отрезок $\sigma_i \in \mathcal{H}$ в другой отрезок $\tilde{\sigma}_i \in \mu$.

Рассмотрим первое замечание. При наблюдении ненулевые элементы из $\hat{\mathcal{H}}$ могут стать элементами множества μ , но могут и не попасть в него, что обусловлено различными факторами, влияющими на результат наблюдения. Например, частичное размытие образа не позволит выделить некоторые сегменты. Случай непопадания элемента во множество μ зададим как преобразование в нулевой элемент (вырождение):

$$O(\hat{h}) \rightarrow 0, \hat{h} \in \ker O, \hat{h}, 0 \in \hat{\mathcal{H}},$$

где $\ker O$ – ядро оператора наблюдения O .

Ранее были рассмотрены действия, приводящие к изменению геометрической модели объекта – повороты и масштабирование. Действие поворота g влияет только на оператор проектирования Pr . Действие масштабирования g' влияет только на оператор наблюдения O .

Рассматривая реальную ситуацию, необходимо установить зависимость оператора наблюдения от разрешающей способности сенсорных элементов робота. Эти зависимости оператора O будут индуцированы также и на ядро $\ker O$:

$$O(\alpha, \delta) \rightarrow K(\alpha, \delta) = \ker O(\alpha, \delta).$$

Случайный характер процедуры наблюдения приведет к тому, что множество $K(\alpha, \delta)$ также будет случайным. Пусть задан элемент $h \in \hat{\mathcal{H}}$. Зададим для него вероят-

ность попадания в ядро оператора наблюдения как $P^K(h)$, $h \in (\alpha, \delta)$.

Тогда вероятность попадания элемента h во множество μ :

$$P^\mu(h) = 1 - P^K(h).$$

Функции $P^K(h)$ и $P^\mu(h)$ имеют все свойства функций принадлежности для множеств $K(\alpha, \delta)$ и μ . Совместно с множеством $\hat{\mathcal{H}}$ они задают K и μ как нечеткие множества [12, с. 51].

Рассмотрим теперь второе замечание о стохастичности процедуры наблюдения. Помимо того, что элемент идеальной модели $\hat{\mathcal{H}}$ может попасть в наблюдаемую модель μ с заданной вероятностью, при наблюдении он претерпевает случайные изменения, то есть

$$h \in \hat{\mathcal{H}} \rightarrow \tilde{h} \in \mu, \quad h \neq \tilde{h}.$$

В общем случае это приводит к получению стохастической модели наблюдения μ , такой, что $\mu \cap \hat{\mathcal{H}} = \emptyset$.

Рассмотрим отдельно элементы h и \hat{h} . Так как геометрически они представляют собой отрезки, можно задать невязку в виде

$$\begin{aligned} \Delta h &= \tilde{h} - h = \sigma(\tilde{p}_1, \tilde{p}_2) - \sigma(p_1, p_2) = \\ &= \sigma(\tilde{p}_1 - p_1, \tilde{p}_2 - p_2), \end{aligned}$$

где арифметические операции над точками производятся для каждой из координат по отдельности.

Отрезок \hat{h} является стохастическим, поэтому его свойства переносятся на отрезок Δh ввиду детерминированности h . Форма задания отрезков (1) позволяет считать стохастическими невязки $\Delta p_1 = \tilde{p}_1 - p_1$, $\Delta p_2 = \tilde{p}_2 - p_2$.

Поскольку $p_i \in \mathbb{R}^n$, то и $\Delta p_i \in \mathbb{R}^n$. Отрезок h можно представить как точку в пространстве \mathbb{R}^{2n} . Тогда и отрезок Δh может быть представлен случайной точкой в этом же пространстве.

Пусть каждая координата точки Δp_i , $i = \{1; 2\}$, является случайной величиной с нормальным распределением плотности вероятности:

$$f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} |D|^{1/2}} e^{-\frac{x^2}{2D}},$$

где D – дисперсия случайной величины.

Согласно [13, с. 380–385], элемент Δh будет случайным вектором с многомерным гауссовым распределением вероятностей, зависящим от $2n$ переменных:

$$f_{2n}(x) = \frac{|A|^{1/2}}{(2\pi)^{2n/2}} \exp\left\{-\frac{1}{2}(Ax, x)\right\}, \quad (4)$$

где $x = (x_1, \dots, x_{2n})$; $A = R^{-1}$ и R – ковариационная матрица.

Предположим, что, во-первых, все случайные величины, которые задают координаты невязок, являются независимыми. Это приводит к диагональному виду ковариационной матрицы R и невырожденности матрицы A . Во-вторых, все случайные величины имеют нормальное распределение плотности вероятности.

Согласно (4), вероятность попадания сегмента Δh в $2n$ -мерный шар с радиусом r :

$$P_c(r) = \int_{|x| < r} f_{2n}(x) dx.$$

Устанавливая вероятность $P_c(r)$ и зная среднее отклонение, можно решать обратную задачу по определению радиуса $2n$ -мерного шара, в который с указанной вероятностью попадет точка $2n$ -мерного пространства Δh . Таким образом, для определения эквивалентности сегментов наблюдаемой модели μ и сформированной модели \mathcal{H} объекта H возможно использовать статистический подход.

4. Структура карты окружающего пространства

Иерархическая модель карты. На основе рассматриваемого подхода окружающее мобильного робота пространство представлено в виде определенным образом сгруппированных сегментов. С учетом относительного характера изменения координат (локализация объектов происходит в системе координат мобильного робота), для хранения данных удобно использовать древовидную структуру [5, 8, 9]. Корневым узлом структуры является точка, соответствующая началу отсчета в системе координат робота (центр масс робота). Каждому «листу» дерева соответствует полное или частичное отображение \mathcal{H}_p конкретного физического

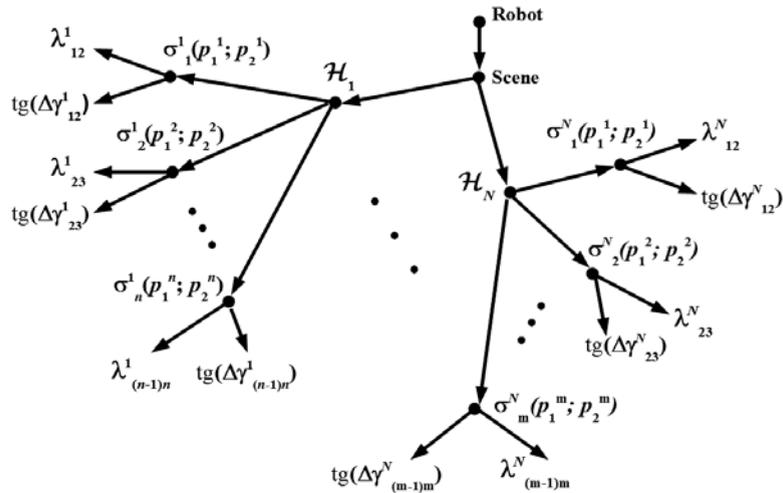


Рис. 1. Общий вид иерархической структуры для описания N объектов

объекта H_p . Наблюдаемым объектам также удобно сопоставить собственные локальные системы координат, что позволяет хранить их частные описания на нижеследующем уровне иерархической структуры. Общий вид рассматриваемой структуры показан на рис. 1.

Корневой узел, обозначенный на рисунке как Robot, и уровень наблюдаемой сцены Scene имеют абстрактное разделение, тогда как на физическом уровне эти точки совпадают. Хранение информации о количестве N выделенных объектов \mathcal{H}_i и вероятностных характеристиках их представлений на уровне сцены позволяет сократить необходимое количество операций поиска и сравнения для идентификации объектов или уточнения их моделей. Объекты $\mathcal{H}_1 \dots \mathcal{H}_N$ в соответствии с (3) представлены наборами сегментов $\sigma_j^i(p_1^j; p_2^j)$, где i – индекс объекта в описании сцены, j – индекс сегмента в его геометрической модели, пара точек $(p_1^j; p_2^j)$ соответствует координатам начала и конца j -го сегмента. Упорядочивание сегментов производится в соответствии с их расположением на контурах объекта таким образом, что разность $(p_2^{j-1} - p_1^j) \rightarrow \min$, и пара индексов $\{(j-1), j\}$ соответствует ближайшим сегментам. Для каждого из сегментов $\{\sigma_{j-1}^i; \sigma_j^i\}$ вычисляется отношение их длин $\lambda_{(j-1)j}^i$ и тангенс угла между ними $\text{tg}(\Delta\gamma_{(j-1)j}^i)$ в соответствии с выбранными в разделе 1 параметрами инвариантности геометрической модели.

ской модели.

Описание общей динамики системы. В рамках данной работы динамика робота и наблюдаемого пространства может быть описана следующими типами взаимных перемещений:

1. Робот перемещается среди статичных объектов, не изменяющих геометрическую конфигурацию. При этом наблюдателю известны точные или средние значения направления и величины перемещения, либо эти данные отсутствуют вообще (например, при включении системы).

2. Робот не перемещается, наблюдаемый мир может изменяться. Наблюдаемые объекты изменяют или свое положение в пространстве, и/или геометрическую конфигурацию.

3. Робот движется, объекты окружающего мира изменяются.

В общем случае движение наблюдателя (робота) в трехмерном пространстве может быть описано в терминах линейной алгебры как композиция вращения и сдвига. Вращение в евклидовом пространстве задается матрицей поворота:

$$\mathbf{R}(\theta_x, \theta_y, \theta_z) = \mathbf{M}_x(\theta_x)\mathbf{M}_y(\theta_y)\mathbf{M}_z(\theta_z),$$

где $\mathbf{M}_x(\theta_x)$, $\mathbf{M}_y(\theta_y)$, $\mathbf{M}_z(\theta_z)$ – матрицы поворота на угол θ вокруг осей X , Y и Z соответственно.

Обозначим \mathbf{d} вектор сдвига. Тогда движение наблюдателя может быть представ-

лено как

$$x' = \mathbf{R}(\theta_x, \theta_y, \theta_z) \cdot x + \mathbf{d}$$

или в матричной форме как

$$\begin{pmatrix} x' \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \mathbf{R}(\theta_x, \theta_y, \theta_z) & \mathbf{d} \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} x \\ 1 \end{pmatrix}. \quad (5)$$

В соответствии с представленной выше структурой карты, наблюдатель (робот) описан на корневом уровне древовидной структуры и соответствует нестационарной системе координат. Тогда движение наблюдателя может быть представлено как переход к новому базису. На нижележащих уровнях карты используются локальные системы координат со своими собственными матрицами перехода относительно движения корневого узла.

Пусть древовидная структура карты имеет две системы координат: корневую на уровне робота/сцены и локальную на уровне объектов \mathcal{H}_i (как показано на рис. 1). Обозначим \mathbf{P} матрицу перехода к локальной системе координат, в которой определяются координаты сегментов $\sigma_j^i(p_j^i; p_2^j)$ (рис. 1), в виде (5). Такая структура позволит изменять только матрицу перехода \mathbf{P} (применение процедуры перехода к новому базису), а сегменты, составляющие покрытие границ объекта со стационарной геометрической конфигурацией, будут инвариантны относительно движений наблюдателя.

Предположим, наблюдатель переместился, и матрица перехода \mathbf{T} имеет соответствующие компоненты вращения \mathbf{R} и

сдвига \mathbf{d} . Эта матрица может быть факторизована как

$$\mathbf{T} = \begin{pmatrix} \mathbf{R} & \mathbf{d} \\ 0 & 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \mathbf{E}_3 & \mathbf{d} \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} \mathbf{R} & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix},$$

где \mathbf{E}_3 — единичная матрица третьего порядка.

Тогда известная матрица перехода \mathbf{P} может быть преобразована как

$$\mathbf{P}' = \begin{pmatrix} \mathbf{R}^{-1} & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} \mathbf{E}_3 & -\mathbf{d} \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \cdot \mathbf{P}.$$

Поскольку матрица поворота \mathbf{R} является ортогональной и ее определитель $\det \mathbf{R} = 1$, то ее обратная матрица \mathbf{R}^{-1} равна транспонированной \mathbf{R}^T . Такая факторизация позволяет упростить алгоритмы определения движения объектов (обнаружения перехода в связи с движением объекта) и изменения матриц перехода при собственном движении робота, что позволяет снизить вычислительные затраты.

Наблюдение динамических объектов. Как было сказано выше, следует учитывать, что наблюдаемые объекты не являются стационарными. В общем случае необходимо описать два вида их динамики: перемещение в пространстве и изменение геометрической конфигурации (формы). Изменение структуры карты для этих двух случаев схематически показано на рис. 2.

Пусть робот производит серию из N наблюдений через малые промежутки времени, т. е. работает в дифференциальном

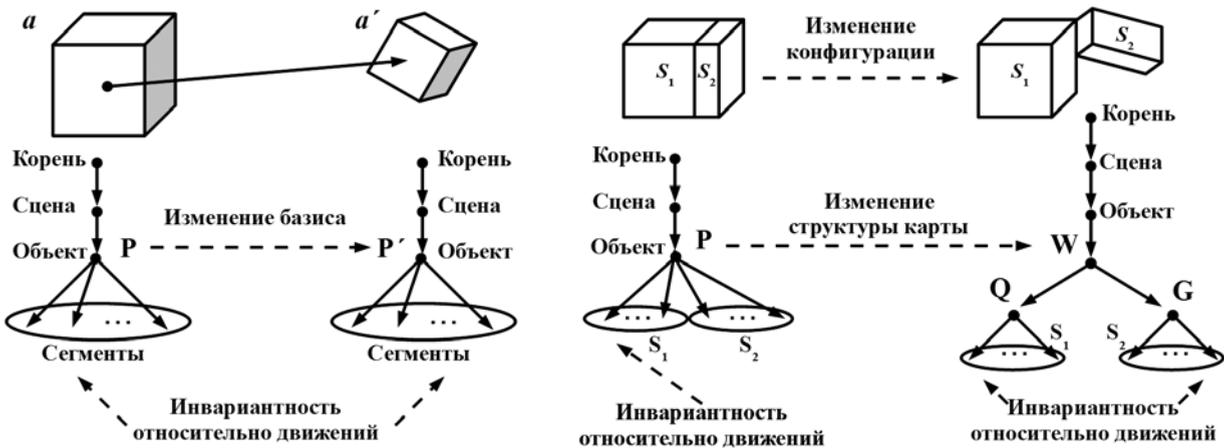


Рис. 2. Схематическое изображение изменения структуры карты для случаев перемещения объекта и его реконфигурации

режиме. Результаты представляют собой специализированный FIFO буфер, включающий $N+1$ моделей $\{\mu_r, \mu_{r-1}, \dots, \mu_{r-n}\}$, где μ_r соответствует текущему наблюдению, μ_{r-1} — предыдущему и т. д. В таком режиме возможно обнаружение последовательных изменений (тренда) на основе предположения, что общий тренд представляет собой композицию последовательных изменений.

Например, для набора $\{\mu_r, \mu_{r-1}, \mu_{r-2}\}$ $(\mu_r, \mu_{r-2}) = (\mu_r, \mu_{r-1}) \cdot (\mu_{r-1}, \mu_{r-2})$.

Движение объекта с сохранением формы (например, из положения a в положение a' на рис. 2) не изменяет инвариантных характеристик наблюдаемых моделей и затрагивает только положение нуля локальной системы координат. Это означает, что достаточно пересчитать только матрицу перехода \mathbf{P} к новому базису.

При изменении конфигурации инвариантное множество сегментов подвергается разбиению на подмножества в количестве $n \geq 2$ (S_1 и S_2 на рис. 2). При этом в границах данных подмножеств инвариантность сохраняется. Независимость каждого подмножества позволяет выделить для них собственные локальные системы координат. На рисунке показан переход к новым базисам с матрицами перехода \mathbf{Q} и \mathbf{G} . Учитывая, что подсистемы S_1 и S_2 связаны (присутствует исходная локальная система координат для объекта $S_1 \cup S_2$), необходимо ввести третью локальную систему координат с матрицей перехода \mathbf{W} . При этом изменение структуры карты происходит с увеличением глубины дерева на единицу.

Выделение изменений конфигурации объекта производится только в дифференциальном режиме на основе буферной модели наблюдения.

Идентификация объекта по его проекционной модели. На основе найденных величин и отношений можно предложить следующий метод идентификации наблюдаемых объектов:

- производится наблюдение объекта и построение проекционной модели μ' ;
- для проекционной модели вычисляются ее структурно-топологические характеристики: углы между отрезками и отношения сторон;

- производится поиск в дереве объекта, имеющего такой же набор топологических характеристик, что и проекционная модель μ' ;

- при нахождении заданного объекта (модель μ) вычисляется действие $g(\phi)$ и действие $g'(a)$;

- вычисленные действия g и g' применяются к проекционной модели μ' ;

- производится оценка равенства $\mu \cap \mu' = \mu'$.

В случае равенства можно утверждать, что наблюдаемый объект ранее описан и имеет геометрическую модель μ , а наблюдатель находится в такой позиции относительно объекта, которая соответствует вычисленным действиям $g(\phi)$ и $g'(a)$.

Этот подход дает однозначное решение задачи в случае, если модель μ не имеет двух и более пар отрезков с эквивалентными геометрическими характеристиками. Множество из двух и более эквивалентных пар приведет к тому, что описанный выше метод даст множество пар действий $\{g, g'\}$. В этом случае метод позволяет подтвердить, что наблюдаемые части имеются в составе модели объекта, однако данных для идентификации наблюдаемой части (из множества возможных эквивалентных частей) и положения относительно объекта недостаточно.

Рассчитаем необходимый объем вычислительных операций для приведенного алгоритма. Пусть проекционная модель μ' содержит M сегментов. Для данной модели необходимо произвести следующие вычисления:

длин (или квадратов длин) отрезков — M операций;

тангенсов углов наклона (к осям системы координат в трехмерном пространстве) — $2M$ операций;

тангенсов углов между отрезками — $M(M-1)$ операций.

Таким образом, всего требуется $M^2 + 2M$ вычислительных операций.

Рассмотрим случай прямого неоптимизированного поиска объекта, описываемого моделью μ' , в дереве. Пусть дерево содержит в общей сложности T отрезков. Тогда процедура поиска будет состоять из сравнения

тангенсов углов между отрезками модели μ' с тангенсами углов между отрезками, храняемыми в дереве. Всего получаем операций сравнения

$$\frac{T(T-1)}{2} \frac{M(M-1)}{2}$$

Очевидно, что при увеличении T время процедуры поиска по дереву будет возрастать квадратично при условии того, что среднее количество отрезков, наблюдаемых в проекционной модели μ' , не превышает некоторого M_{\max} . Поэтому целесообразно применить дифференциальный подход, использующий данные о проекционной модели на предыдущем этапе наблюдения. Как было замечено выше, применить такой подход возможно при незначительных изменениях в наблюдаемых проекционных моделях, что достигается за счет повышения частоты процедур наблюдения.

Пусть имеем проекционную модель μ' , описывающую предыдущее наблюдение, и проекционную модель μ'' , описывающую обрабатываемое наблюдение. Пусть количество отрезков модели $\mu' - M'$, в модели $\mu'' - M''$. Можно предполагать, что M'

сравнимо с M'' , то есть $M' \approx M'' \approx M$. Тогда приблизительное число операций сравнения составит

$$\frac{M^2(M-1)^2}{4} \leq \frac{M_{\max}^2(M_{\max}-1)^2}{4}$$

Например, при ограничении сверху $M_{\max} = 500$ получаем приблизительно $15,625 \cdot 10^9$ операций сравнения.

Дополнительные сегменты, которые составляют разницу между моделями μ' и μ'' , добавляются в итоговую структуру представления объектов.

Для уменьшения количества операций сравнения можно воспользоваться свойством малых отклонений модели μ'' от модели μ' . В случае совпадения пар отрезков двух моделей в дальнейшем они не участвуют в процедуре покомпонентного сравнения μ' и μ'' , что значительно снижает количество операций сравнения. Например, если модель μ' содержит $N' = 3$ отрезка, а модель $\mu'' - N'' = 4$ отрезка, и только первая процедура сравнения дала положительный итог, результирующее количество операций сравнения снижается на 38,89 % (11 операций вместо $3(3-1)4(4-1)/4 = 18$).

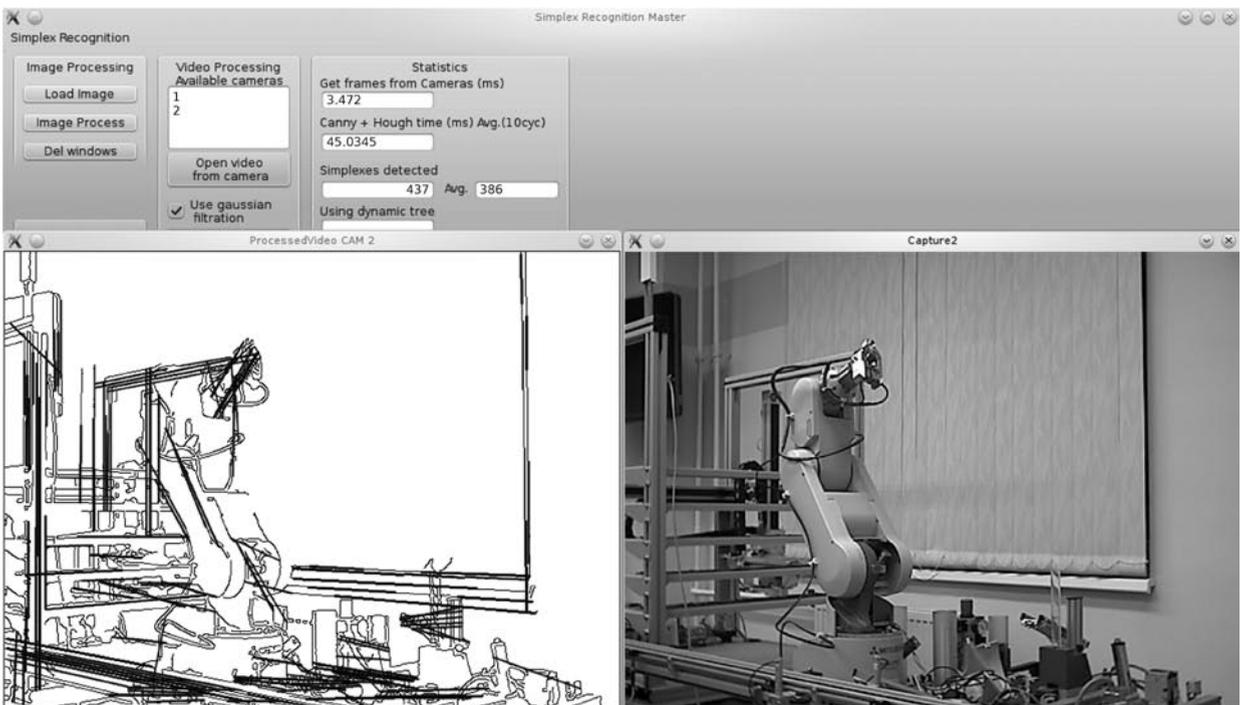


Рис. 3. Пример работы экспериментального программного комплекса

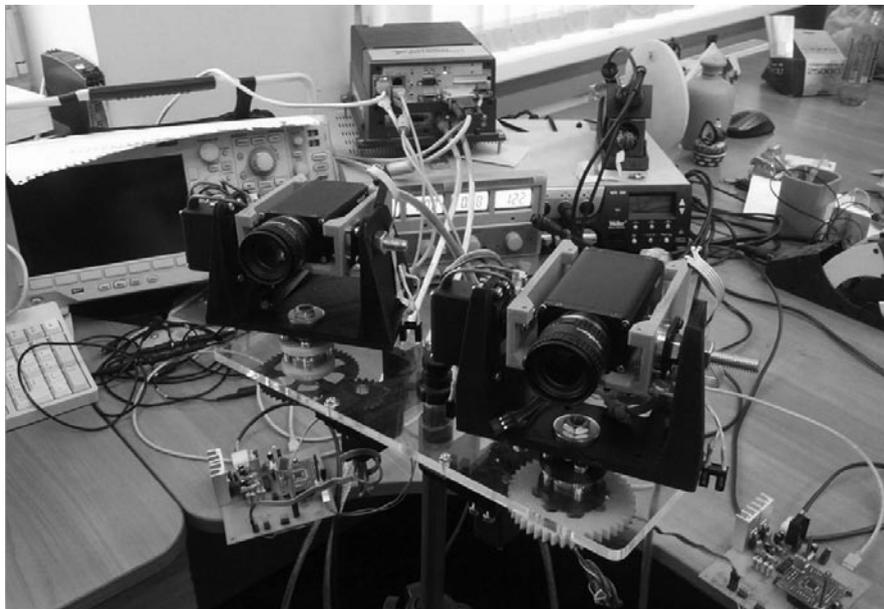


Рис. 4. Прототип мобильной автономной роботизированной системы

5. Экспериментальные результаты

Изначально подход к геометрическому описанию пространства на основе гранично-ориентированных проекций его образов был проверен с использованием библиотеки OpenCV на тестовом стенде со следующей конфигурацией: CPU – Intel Core2Duo 2 ГГц; RAM – DDR II 2 ГБ; стереопара – две цифровые камеры с разрешением $640 \times 480 \times 24$ бит и шиной USB2.0; программное обеспечение – OS Debian GNU/Linux, ker.3.0, KDE4, Qt4, OpenCV2.1 [8, 9].

В результате были получены исходные данные для построения моделей объектов с различными структурами наблюдаемых поверхностей и при разных условиях наблюдения. Пример работы тестового программного комплекса для описания геометрических объектов сложной формы показан на рис. 3. Для определения границ использовался детектор Кенни (Canny) [14]. Выделение аналитически заданных примитивов осуществлялось с использованием преобразования Хафа (Hough Transform) [15]. Эти методы подробно описаны и широко применяются для решения различных прикладных задач, что обусловило их использование для предварительной оценки

скорости работы и особенностей реализации разрабатываемого подхода.

В ходе проверки на тестовом стенде было установлено, что суммарное время обработки потока данных со стереоскопической пары не превышало 50 мс, а уровень загрузки центрального процессора не поднимался выше 38 %.

Положительные результаты позволили приступить к разработке аппаратного комплекса на основе встраиваемой системы компьютерного зрения EVS-1464RT производства National Instruments с подключением двух цифровых камер высокого разрешения Basler Scout sA1390-17fc. Общий вид аппаратного комплекса показан на рис. 4.

Были разработаны оригинальные электронные и механические подсистемы управления положением камер и фокусировки объективов, приложение для настройки и обработки изображения с распределенной клиент-серверной архитектурой [16]. В настоящее время программное обеспечение проходит доработку с целью внедрения более совершенного по сравнению с алгоритмом Кенни метода определения границ на основе представления изображения в частотной области [10], а также оптимизации структуры итоговой динамической карты.

Данная статья развивает предложенный в работах [8, 9] метод полного и инвариантного представления окружающего пространства для мобильных автономных систем, действующих в стохастической, динамически изменяющейся среде в условиях отсутствия предварительных сведений о ней. Метод построения динамических геометрических моделей объектов окружающего пространства (динамических карт)

может служить основой для разработки алгоритмов автономного целенаправленного перемещения мобильных роботов. Для реализации описанных методов нами разрабатывается прототип мобильной автономной роботизированной системы для решения таких прикладных задач как, например, проведение разведки, поиска и перемещения объектов в заданную точку при отсутствии исходных данных о локации.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. **Yasuyuki S.** Japan's Decline as a Robotics Superpower: Lessons From Fukushima // *The Asia-Pacific Journal*. 2011. Vol. 9. Iss. 24. No. 2.
2. **Guizzo E.** Robot Vacuum Sucks Up Radiation at Fukushima Plant // *IEEE Spectrum*. 07.07.2011 [электронный ресурс] / URL: <http://spectrum.ieee.org/automaton/robotics/industrial-robots/robot-vacuum-sucks-up-radiation-at-fukushima> (дата обращения: 03.06. 2015).
3. **Guizzo E.** Fukushima Robot Operator Writes Tell-All Blog // *IEEE Spectrum*. 23.08.2011 [электронный ресурс] / URL: <http://spectrum.ieee.org/automaton/robotics/industrial-robots/fukushima-robot-operator-diaries> (дата обращения: 03.06.2015).
4. **Siciliano B., Khatib O.** (eds.). *Springer Handbook of Robotics*. Springer, 2008.
5. **Арсеньев Д.Г., Бабакина Н.А., Колесников М.П., Шкодырев В.П.** Построение векторных моделей окружающего пространства для задач управления в мобильных робототехнических системах // *Робототехника и техническая кибернетика*. 2014. № 1(2). С. 58–64.
6. **Nuchter A.** 3D Robotic Mapping: The Simultaneous Localization and Mapping Problem with Six Degrees of Freedom. Springer, 2009.
7. **Визильтер Ю.В., Желтов С.Ю., Бондаренко А.В. и др.** Обработка и анализ изображений в задачах машинного зрения. М.: Физматкнига, 2010. 672 с.
8. **Бабакина Н.А., Колесников М.П.** Построение динамических геометрических моделей окружающего пространства для мобильных автономных систем // *Информационно-управляющие*

- системы. 2012. № 1(56). С. 51–59.
9. **Babakina N.A., Kolesnikov M.P.** Using of environment's dynamic geometric models for solving the mobile robot SLAM problem // *Proc. of 5th Internat. Symp. on Communications Control and Signal Processing*. Roma, 2012.
10. **Kovesi P.** Phase Congruency Detects Corners and Edges // *The Australian Pattern Recognition Society Conference: DICTA*. Sydney, 2003. Pp. 309–318.
11. **Рурк К., Сандерсон Б.** Введение в кусочно-линейную топологию. М.: 1974. 208 с.
12. **Перат А.** Нечеткое моделирование и управление. М.: БИНОМ. Лаборатория знаний, 2009. 798 с.
13. **Ширяев А.Н.** Вероятность: в 2 кн. Кн. 1. 3-е изд., перераб. и доп. М.: МЦНМО, 2004. 520 с.
14. **Canny J.** A computational approach to edge detection // *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 1986. Vol. PAMI-8. No. 6. Pp. 679–698.
15. **Ballard D.H.** Generalizing the Hough transform to detect arbitrary shapes // *Pattern Recognition*. 1981. Vol. 13. No. 2. Pp. 111–122.
16. **Арсеньев Д.Г., Бабакина Н.А., Колесников М.П., Шкодырев В.П.** Построение векторных моделей окружающего пространства для задач управления в мобильных робототехнических системах // *Труды VII междунар. симп. Экстремальная робототехника – робототехника для работы в условиях опасной окружающей среды*. СПб., 2013. С. 471–478.

REFERENCES

1. **Yasuyuki S.** Japan's Decline as a Robotics Superpower: Lessons From Fukushima. *The Asia-Pacific Journal*, 2011, Vol. 9, Issue 24, No. 2.
2. **Guizzo E.** *Robot Vacuum Sucks Up Radiation*

- at Fukushima Plant, IEEE Spectrum*, July 07, 2011. Available: <http://spectrum.ieee.org/automaton/robotics/industrial-robots/robot-vacuum-sucks-up-radiation-at-fukushima> (Accessed: 03.06. 2015).

3. **Guizzo E.** *Fukushima Robot Operator Writes Tell-All Blog*, *IEEE Spectrum*, August 23, 2011. Available: <http://spectrum.ieee.org/automaton/robotics/industrial-robots/fukushima-robot-operator-diaries> (Accessed: 03.06.2015).
4. **Siciliano B., Khatib O.** (eds.) *Springer Handbook of Robotics*. Springer, 2008.
5. **Arsenyev D.G., Babakina N.A., Kolesnikov M.P., Shkodyrev V.P.** Postroyeniye vektornykh modeley okruzhayushchego prostranstva dlya zadach upravleniya v mobilnykh robototekhnicheskikh sistemakh [Design of vector-based environment models for the control problems in mobile robotic systems]. *Robototekhnika i tekhnicheskaya kibernetika* [Robotics and Technical Cybernetics], 2014, No. 1(2), Pp. 58–64. (rus)
6. **Nuchter A.** *3D Robotic Mapping: The Simultaneous Localization and Mapping Problem with Six Degrees of Freedom*. Springer, 2009.
7. **Vizilter Yu.V., Zheltov S.Yu., Bondarenko A.V. et al.** *Obrabotka i analiz izobrazheniy v zadachakh mashinnogo zreniya* [Image processing and analysis in machine vision issues]. Moscow: Fizmatkniga Publ., 2010, 672 p. (rus)
8. **Babakina N.A., Kolesnikov M.P.** Postroyeniye dinamicheskikh geometricheskikh modeley okruzhayushchego prostranstva dlya mobilnykh avtonomnykh sistem [Construction of Dynamic Geometric Models of the Environment for Mobile Autonomous Systems]. *Informatsionno-upravlyayuschie sistemy* [Information and Control Systems], 2012, No. 1(56), Pp. 51–59. (rus)
9. **Babakina N.A., Kolesnikov M.P.** Using of environment's dynamic geometric models for solving the mobile robot SLAM problem. *Proceedings of 5th International Symposium on Communications Control and Signal Processing*. Roma, 2012.
10. **Kovesi P.** Phase Congruency Detects Corners and Edges. *The Australian Pattern Recognition Society Conference: DICTA*. Sydney, 2003. Pp. 309–318.
11. **Rurk K., Sanderson B.** *Vvedeniye v kusochno lineynuyu topologiyu* [Introduction to piecewise-linear topology]. Moscow, 1974, 208 p. (rus)
12. **Pegat A.** *Nechetkoye modelirovaniye i upravleniye* [Fuzzy modeling and control]. Moscow: BINOM. Laboratoriya znaniy Publ., 2009, 798 p. (rus)
13. **Shiryayev A.N.** *Veroyatnost: v 2 kn. Kniga 1.* [Probability: in 2 books. Book 1]. Moscow: MCNMO Publ., 2004, 520 p. (rus)
14. **Canny J.** A computational approach to edge detection. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1986, Vol. PAMI-8, No. 6, Pp. 679–698.
15. **Ballard D.H.** Generalizing the Hough transform to detect arbitrary shapes. *Pattern Recognition*, 1981, Vol. 13, No. 2, Pp. 111–122.
16. **Arsenyev D.G., Babakina N.A., Kolesnikov M.P., Shkodyrev V.P.** Postroyeniye vektornykh modeley okruzhayushchego prostranstva dlya zadach upravleniya v mobilnykh robototekhnicheskikh sistemakh [Design of vector-based environment models for the control problems in mobile robotic systems]. *Trudy VII mezhdunarodnogo simpoziuma Ekstremalnaya robototekhnika – robototekhnika dlya raboty v usloviyah opasnoy okruzhayushey sredy* [Proceedings of 7th IARP RISE-ER'2013]. St. Petersburg, 2013, Pp. 471–478. (rus)

БАБАКИНА Надежда Александровна – старший преподаватель кафедры систем и технологий управления Института компьютерных наук и технологий Санкт-Петербургского политехнического университета Петра Великого.

195251, Россия, Санкт-Петербург, ул. Политехническая, д. 29.

E-mail: nadia.babakina@gmail.com

БАБАКИНА Nadezhda A. Peter the Great St. Petersburg Polytechnic University.

195251, Politekhnikeskaya Str. 29, St. Petersburg, Russia.

E-mail: nadia.babakina@gmail.com

КОЛЕСНИКОВ Максим Павлович – инженер 1 категории ОАО «КОНЦЕРН «ЦНИИ «ЭЛЕКТРОПРИБОР».

197046, Россия, Санкт-Петербург, улица Малая Посадская, д. 30.

E-mail: maxim.p.kolesnikov@gmail.com

KOLESNIKOV Maxim P. Concern CSRI Elektropribor, JSC.

197046, Malaya Posadskaya Str. 30, St. Petersburg, Russia.

E-mail: maxim.p.kolesnikov@gmail.com

ШКОДЫРЕВ Вячеслав Петрович – директор научно-исследовательского комплекса «Математическое моделирование и системы управления» Санкт-Петербургского политехнического университета Петра Великого, доктор технических наук.

195251, Россия, Санкт-Петербург, ул. Политехническая, д. 29.

E-mail: shkodyrev@mail.ru

SHKODYREV Viacheslav P. *Peter the Great St. Petersburg Polytechnic University.*

195251, Politekhnikeskaya Str. 29, St. Petersburg, Russia.

E-mail: shkodyrev@mail.ru