

УДК 004.896:621.865.8

А.Г. Борисов, С.С. Лукаш

АЛГОРИТМЫ ОБРАБОТКИ ДИНАМИЧЕСКИ ФОРМИРУЕМЫХ КАРТ ПОМЕЩЕНИЙ ПРИ ПОИСКЕ ОБЪЕКТА С ЗАДААННЫМИ ХАРАКТЕРИСТИКАМИ

Рассматриваются алгоритмы построения и анализа карты помещения, построенной мобильным робототехническим комплексом с использованием лазерных сканирующих сенсоров. Предлагается алгоритм формирования карт с использованием вероятностных и обучающих подходов.

Ключевые слова: лазерные сканеры, навигация, локализация, мобильный робот, цифровая карта.

Введение. Стремительное развитие робототехнических платформ в настоящее время связано, главным образом, с усложнением алгоритмов и способностью автономно функционировать в широком диапазоне условий. Одной из ключевых задач в этой области является поиск объекта интереса в автономном режиме, решение которой предоставляет массу дополнительных преимуществ: возможность масштабировать задачу с минимизацией трудовых ресурсов для её реализации; отсутствие необходимости специальной подготовки для управления платформой; возможность многократного повторения задачи в непрерывном режиме и др. В общем виде задача заключается в том, что мобильная робототехническая платформа (МРП) помещается в неизвестную для неё среду с целью поиска некоторого объекта интереса, отдельные параметры которого известны. Искомый объект интереса будем называть объектом с заданными характеристиками (ОЗХ). Кроме этого, задача выполняется при условии обеспечения проходимости МРП на некоторой области исследуемого пространства. В свою очередь, задача поиска ОЗХ предполагает решение следующих подзадач:

1. Получение данных с сенсоров и формирование на их основе интегрального представления о возможности перемещения в имеющемся пространстве.
2. Определение местоположения ОЗХ на основе имеющихся сенсорных данных.
3. Принятие решений в ходе исследования пространства и поиска ОЗХ.
4. Построение маршрута в точке интереса;
5. Локализация МРП в области найденного ОЗХ.
6. Управление робототехническим манипулятором на МРП для совершения определённых действий с ОЗХ.

Цель работы – определить основные алгоритмы и методы формирования интегрального представления об объектах в пространстве функционирования (ПФ) для обеспечения информации о проходимости и поиска ОЗХ с использованием МРП.

Теоретическая часть. В настоящее время в мобильной робототехнике сформировались два основных подхода к представлению объектов ПФ: массивы координат точек, которые для трёхмерного пространства носят название облака точек, и ячеечные структуры, наиболее распространённой из которых является карта проходимости.

Облака точек представляют собой набор координат точек в пространстве, которые получены с помощью различных типов сканирующих сенсоров [1] (рисунок 1). В большинстве случаев для их получения используют лазерные сканеры (как с двумерной диаграммой направленности, так и трёхмерные), однако возможно также использование RGBD-камер (типа Microsoft Kinect), стереовидеосенсоров и других устройств, позволяющих определять дальность до объектов. Облака точек, как правило, используются для высокоточного представления объектов окружающего пространства с возможностью последующего построения трёхмерных сцен, выделения объектов и их классификации. Точность координат каждой точки ограничена точностью соответствующего сенсора, с помощью которого она была получена.

Карты проходимости, как следует из названия, используются для оценки проходимости ПФ для МРП. Впервые они были подробно описаны в работе [2]. При их формировании модель исследуемого пространства разбивается на ячейки в соответствии с требуемым разрешением, каждая из которых в зависимости от данных сенсора за-

полняется соответствующим значением. В общем случае таких значений три: проходимая область, непроходимая область и область с неизвестной проходимостью (рисунок 2). При построении карты проходимости используется информация не только о координатах расположения препятствия, но и о пространстве на пути следования излучения между сенсором и препятствием.

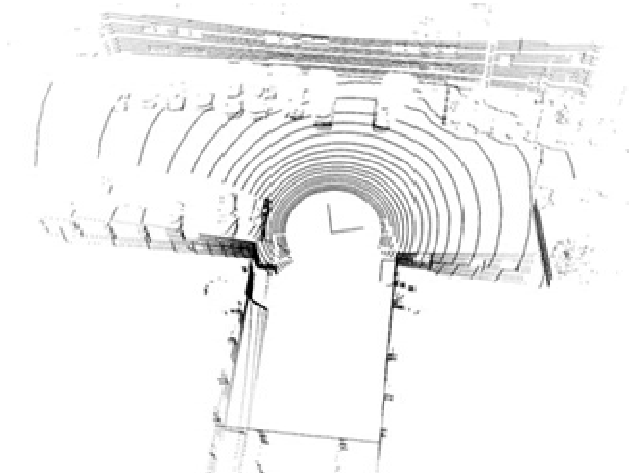


Рисунок 1 – Пример облака точек, полученного с помощью трёхмерного лазерного сканера



Рисунок 2 – Пример карты проходимости, полученной с помощью лазерного сканера с двумерной диаграммой направленности

В ходе исследования МРП осуществляет не только сбор данных об объектах ПФ, но и их совмещение для формирования обобщенного представления о ПФ. В зависимости от подхода к представлению объектов ПФ применяют различные алгоритмы совмещения: для облаков точек используют алгоритмы сопоставления, наиболее распространенным из которых является итеративный алгоритм ближайших точек (*Iterative Closest Point – ICP*) [4], для карт проходимости используют вероятностные подходы, в том числе основанные на фильтре частиц. Со-

поставление, в общем случае, осуществляется в два этапа: на первом этапе выполняется начальная коррекция данных об объектах ПФ на основе имеющейся информации о текущем местоположении (может быть получена совмещением данных с сенсоров GNSS/ИНС, колёсной одометрии и др. с использованием фильтра Калмана и др.); на втором этапе выполняется совмещение текущих данных и данных предыдущих итераций для окончательного сопоставления.

Поскольку и для формирования карт проходимости и для облаков точек используется идентичный формат данных с сенсоров, то одна форма представления может быть преобразована в другую и наоборот. Один из способов преобразования облака точек, полученного с помощью трёхмерного лидара, в двумерную карту проходимости представлен в работе [3].

Как было отмечено выше, в работе предлагается исследовать алгоритмы формирования интегрального представления о проходимости в ПФ, для чего рассмотрим ряд алгоритмов построения карт проходимости.

Один из наиболее распространённых алгоритмов для формирования карт проходимости основан на фильтре частиц Рао-Блэквелла [5], [6]. Ключевая идея состоит в оценке апостериорной вероятности $p(x_{1:t} | z_{1:t}, u_{0:t})$ потенциальных траекторий $x_{1:t}$ МРП на основе данных с сенсоров $z_{1:t}$ и колёсной одометрии $u_{0:t}$, на основе которой вычисляется апостериорная вероятность соответствующей карты:

$$p(x_{1:t}, m | z_{1:t}, u_{0:t}) = p(m | x_{1:t}, z_{1:t}) p(x_{1:t} | z_{1:t}, u_{0:t}). \quad (1)$$

Апостериорная вероятность для карты $p(m | x_{1:t}, z_{1:t})$ может быть найдена аналитически [7], в то время как для вычисления апостериорной вероятности $p(x_{1:t} | z_{1:t}, u_{0:t})$ используется фильтр, в котором для каждой частицы строится отдельная карта. Возможные траектории МРП определяются на основе информации о перемещении робота в предыдущие моменты времени, поэтому важно, чтобы предполагаемое распределение частиц как можно точнее соответствовало модели движения МРП.

Алгоритм на основе фильтра частиц Рао-Блэквелла последовательно выполняет вычисления, состоящие из следующих четырёх шагов:

1. *Формирование набора.* Множество частиц в каждый следующий момент времени $\{x_t^{(i)}\}$ формируется на основе множества частиц в текущий момент времени $\{x_{t-1}^{(i)}\}$ и предполагаемого распределения $\pi(x_t^{(i)} | z_{1:t}, u_{0:t})$.

2. *Взвешивание.* Вес каждой частицы $w^{(i)}$ определяется как

$$w^{(i)} = \frac{p(x_t^{(i)} | z_{1:t}, u_{0:t})}{\pi(x_t^{(i)} | z_{1:t}, u_{0:t})}. \quad (2)$$

3. *Переформирование набора.* Частицы с низким весом w заменяются частицами с более высоким. Необходимость этого шага объясняется тем, что для аппроксимации непрерывного распределения используется конечное число частиц. Кроме этого, шаг переформирования позволяет использовать фильтр частиц в случаях, когда истинное распределение существенно отличается от предполагаемого.

4. *Оценка карты.* Для каждого набора координат $x_t^{(i)}$ осуществляется оценка соответствующей карты $m_t^{(i)}$ на основе имеющейся траектории и данных от сенсоров.

При реализации алгоритма используется ряд параметров, настройка которых необходима для каждого нового типа МРП и зависит от её характеристик. Кроме этого, существует ряд модификаций алгоритма, некоторые из них описаны в [5, 6].

Несмотря на многочисленные модификации, алгоритм имеет ряд недостатков, основным из которых является низкая точность картографирования в областях с объектами невысокой плотности, к которым могут относиться мелкая растительность, сетчатые и решётчатые заборы и т.п. Увеличение разрешения отчасти решает эту проблему, однако приводит к значительному увеличению вычислительной сложности, что может негативно отразиться при реализации системы. Не лишён недостатков и сам подход к представлению ПФ в виде карт проходимости, наиболее значительный из которых – независимость отдельных ячеек [8]. При использовании облаков точек возникает проблема неопределённости участков между отдельными вершинами, что приводит к неполному формированию представления об объектах ПФ в областях с низкой плотностью точек. На основании этого имеется необходимость разработки альтернативного метода представления объектов ПФ, равно как и алгоритма формирования.

В ряде работ обсуждается вопрос обучающего подхода при создании робототехнических комплексов [9]. Необходимость использования такого подхода обосновывается прежде всего тем, что по мере совершенствования автономных систем сложность используемых алгоритмов заметно повышается, что неизбежно приводит к увеличению количества различных параметров, которые характеризуют работу системы. Их настройка не только сложна и трудоёмка, но и требует посто-

янной коррекции при изменяющихся условиях ПФ. В работе [9] предлагается осуществлять настройку параметров системы в автоматизированном режиме с использованием так называемого показательного вождения, при котором оператор управляет МРП, а та, в свою очередь, осуществляет сопоставление получаемых сенсорных данных с командами управления и выполняет настройку параметров системы. Как показали проведённые эксперименты, такой подход не только сокращает ресурсы на настройку системы, но и приводит в ряде случаев к формированию более эффективного автономного управления.

Обучающий подход может быть использован не только при настройке всей системы в целом, но и при формировании отдельных подсистем, в том числе при разработке алгоритмов определения проходимости в ПФ. Особо стоит отметить методы, сочетающие в себе вероятностные и обучающие подходы, одним из которых является использование гауссовских процессов для классификации при обучении. В работе [10] представлена достаточно полная теоретическая информация об использовании гауссовских процессов в машинном обучении, а несколько позднее был представлен ряд работ [11,12], в которых этот подход был применён к построению карт проходимости. Одним из основных преимуществ такого подхода перед классическими картами проходимости является преодоление ограничений, связанных с допущением о независимости ячеек [12]. Объектам реального мира в большинстве случаев соответствует несколько ячеек карты проходимости, причём для последней не определяется корреляция между ячейками, что, с одной стороны, уменьшает вычислительную сложность, а с другой – снижает точность картографирования.

Последние работы в этой области [13-15] посвящены исследованиям подхода, основанного на реальных данных различных масштабов, его сравнению с классическим вероятностным подходом типа фильтра частиц Рао-Блэквелла, а также изучению метода на смоделированных данных динамического ПФ. Исследования показывают, что метод достаточно эффективно справляется с задачами картографирования, но в большинстве случаев требует значительных вычислительных ресурсов. Кроме того, подход имеет ряд преимуществ при планировании маршрута перемещения МРП [14].

Следующий аспект формирования представления о проходимости ПФ связан с определением коридора проходимости. Коридор проходимости – это участок ПФ, который может быть достигнут из текущей позиции МРП с учётом габаритов, характеристик проходимости и динамических

характеристик МРП. Кроме этого, на характеристики коридора проходимости оказывает влияние и стратегия исследования, т.е. насколько рискованным и динамичным является характер перемещения МРП по ПФ. Поэтому коридор проходимости может не только меняться в зависимости от типа МРП, но и изменяться в ходе различных режимов исследования: при быстром перемещении коридор строится таким образом, чтобы обеспечить минимальный риск перемещения, в то время как при точном позиционировании вблизи объекта интереса можно изменить коридор проходимости на более рискованный.

Для определения оптимального коридора проходимости предлагается следующий алгоритм, основанный на выделении контура. Пусть имеется некоторое представление ПФ, сформированное на основе данных сенсоров, которые были обобщены алгоритмом сопоставления. В результате проведённого сопоставления имеем множество точек на координатной плоскости с началом координат в текущем (последнем) положении МРП, причём M – подмножество, состоящее из точек, относящихся к препятствию, число которых n_m , m_i – точка препятствия, $m_i \in M$, $i = 1, \dots, n_m$. Каждая точка m_i представлена двумя координатами на плоскости – m_{i_x}, m_{i_y} . Для определения коридора проходимости необходимо выделить векторизованный контур, вершины которого состоят из точек множества M . Поскольку n_m может быть достаточно велико, требуется сокращение количества точек контура, и здесь может быть применён алгоритм итеративного удаления [16]. При этом вводится понятие важности узла

$$S_A = b + c - a, \quad (3)$$

где S_A – важность узла, a, b, c – длины сторон треугольника, показанного на рисунке 3.

С учётом имеющегося множества M выражение (3) можно переписать для i -го узла:

$$S_i = \sqrt{(m_{i_x} - m_{(i-1)_x})^2 + (m_{i_y} - m_{(i-1)_y})^2} + \sqrt{(m_{(i+1)_x} - m_{i_x})^2 + (m_{(i+1)_y} - m_{i_y})^2} - \sqrt{(m_{(i+1)_x} - m_{(i-1)_x})^2 + (m_{(i+1)_y} - m_{(i-1)_y})^2}. \quad (4)$$

Параметр важности узла итеративно вычисляется для всех имеющихся узлов, после чего выделяется узел с наименьшей важностью и удаляется. Условия прекращения удаления могут быть различными, такими как значение важности узла, максимальная или минимальная дистанция от текущего положения МРП и т.д.

Полученный контур будет эффективно описывать коридор проходимости в локальной об-

ласти МРП. Его использование дает возможность планирования траектории МРП с учётом режима исследования.

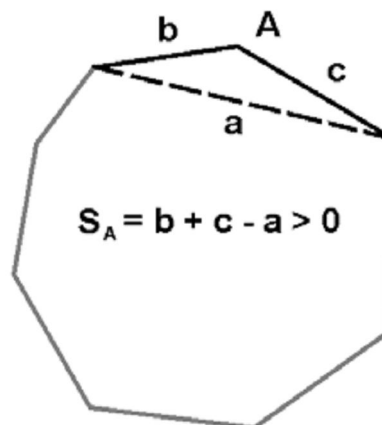


Рисунок 3 – Определение важности узла А

На основе рассмотренных подходов предложим алгоритм формирования представления о проходимости ПФ для МРП. Алгоритм состоит из следующих этапов.

1. *Получение данных и первичная обработка.* Осуществляется сбор данных с имеющихся сенсоров и проводится начальная обработка с целью формирования локальной карты проходимости и оценки перемещения МРП.

2. *Сопоставление данных.* Осуществляется сопоставление локальных карт с использованием вероятностных подходов и гауссовских процессов.

3. *Формирование коридора проходимости.* В зависимости от режима функционирования и параметров МРП осуществляется выбор параметров формирования коридора проходимости.

Выполнение вышеуказанных этапов осуществляется циклически при перемещении МРП на определённое расстояние. Для каждого, а особенно для второго и третьего этапов возможно использование обучающих подходов. Таким образом, предложенный алгоритм позволяет провести оценку проходимости ПФ. Можно выделить основные отличительные особенности предложенного алгоритма:

- использование вероятностных и обучающих подходов для сопоставления и классификации объектов в соответствии с их проходимостью;
- выделение коридора проходимости, зависящего от режима функционирования МРП;
- использование элементов векторного представления ПФ.

Далее рассмотрены некоторые экспериментальные исследования в этой области.

Экспериментальная часть. Для проверки рассмотренных и предложенных алгоритмов был проведён ряд экспериментов по картографированию в помещении. При исследовании использовалась МРП с манипулятором KUKA YouBot

(рисунок 4) с двумя лазерными сканерами, один из которых размещён на концевом актуаторе манипулятора, а другой на платформе так, что диаграмма направленности сканера расположена в горизонтальной плоскости. Оба сканера имеют угол обзора в 270 градусов и максимальную дальность сканирования 4 метра. С использованием сканера на робототехническом манипуляторе возможно получение трёхмерной карты ПФ с её дальнейшим преобразованием в двумерную карту проходимости (как описано в работе [3]), при использовании второго сканера возможно непосредственное получение локальной карты проходимости на уровне расположения устройства. Второй сканер использовался в эксперименте по картографированию, в ходе которого исследовано влияние различных параметров на построение карты проходимости.



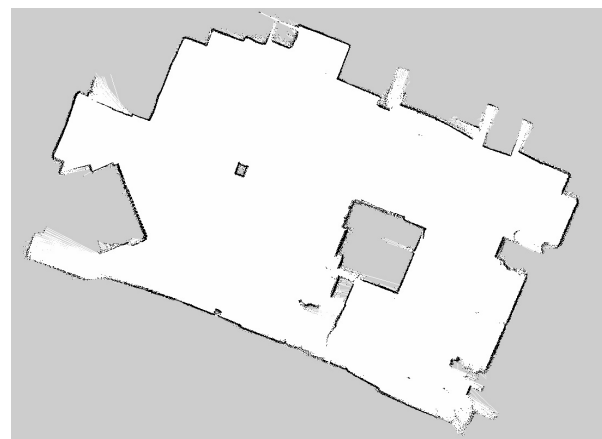
Рисунок 4 – МРП с установленными лазерными сканерами

На рисунке 5 представлены две карты, построенные в ходе перемещения МРП по робототехнической лаборатории Рязанского радиотехнического университета. Само помещение оставалось одним и тем же, однако в ходе эксперимента менялась его конфигурация. МРП перемещалась в режиме телеуправления, при этом ставилась задача исследовать все возможные участки. На изображении карты используются три цвета: белый – проходимый участок, чёрный – препятствие, серый – участок с неизвестной проходимостью.

Карта на рисунке 5,а имеет ряд участков (особенно в левой верхней части), проходимость которых затруднена вследствие наличия множества мелких объектов. Именно такие области и являются потенциально опасными при построении карты проходимости, поскольку из-за ограниченности углового разрешения лазерного сканера, а также из-за ошибок при построении карты мелкие объекты могут быть пропущены, что в итоге приведёт к столкновению МРП с ними.



а



б

Рисунок 5 – Карты проходимости, построенные в робототехнической лаборатории

На финальном этапе предложенного алгоритма выделяется коридор проходимости в соответствии с заданным риском, а также последующая векторизация контура коридора. На рисунке 6 представлена карта с выделенным контуром коридора проходимости, сформированным на основе задания минимального риска при исследовании. Видно, что контур отдалён от препятствий на некоторое расстояние.



Рисунок 6 – Карта проходимости с отмеченными границами коридора проходимости (выделены жирной чёрной линией)

Для векторизации контура применён алгоритм итеративного удаления узлов. Пример векторизации контура с его помощью показан на рисунке 7. Для исследования алгоритма использовалась конфигурация помещения с отсутствующими объектами. При работе алгоритма с картами помещений, внутри которых находятся некоторые объекты, требуется определить порог отделения контура одного объекта от другого.



Рисунок 7 – Карта проходимости с векторизованным контуром (показан жирной чёрной ломаной линией)

Заключение. В ходе проведённого исследования были обозначены подзадачи, входящие в задачу поиска ОЗХ, рассмотрено решение первой из них и осуществлён анализ алгоритмов для формирования интегрального представления о ПФ. Описаны основные формы его представления. На основе проведённого анализа предложен алгоритм формирования интегрального представления о ПФ с использованием МРП. В ходе экспериментов осуществлена проверка некоторых элементов предложенного алгоритма и подтверждена их эффективность.

Рассмотренные в работе вопросы требуют более подробного исследования, равно как и дальнейшее исследование задачи поиска ОЗХ. Основной вопрос, который требуется изучить, — это возможность применения обучающих подходов. Ввиду высокой актуальности задачи тестирование системы может быть проведено на других типах платформ. Таким образом, рассмотренная проблема требует дальнейших исследований, способных найти эффективный способ решения задачи поиска ОЗХ.

Библиографический список

1. *Rusinkiewicz S., Levoy M.* QSplat: a multiresolution point rendering system for large meshes. In *Siggraph 2000*. ACM, New York, NY, 343-352.
2. *Moravec H., Elfes A.* High resolution maps from

wide angle sonar // *In Robotics and Automation. Proceedings. 1985 IEEE International Conference on. Volume 2.* P. 116–121. IEEE. March 1985.

3. *Артёмкин В.В., Лукиш С.С., Маликов А.Ю.* Реализация сценария «Следуй за мной» беспилотной системы управления автомобилем-роботом на основе данных лидара и видеодатчика // *Вестник Рязанского государственного радиотехнического университета.* 2013. № 4-3 (46). С. 29-35.

4. *Борисов А.Г., Голь С.А., Лукиш С.С.* Анализ эффективности алгоритмов обработки трёхмерных лазерных сканов в задаче построения карт для навигации мобильных роботов // *Вестник Рязанского государственного радиотехнического университета.* 2013. № 4-3 (46). С. 35-42.

5. *Grisetti G., Stachniss C., Burgard W.* Improving Grid-based SLAM with Rao-Blackwellized Particle Filters by Adaptive Proposals and Selective Resampling // *In Proc. of the IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), 2005.*

6. *Grisetti G., Stachniss C., Burgard W.* Improved Techniques for Grid Mapping with Rao-Blackwellized Particle Filters // *IEEE Transactions on Robotics. Volume 23, P. 34-46, 2007.*

7. *Moravec H.P.* Sensor fusion in certainty grids for mobile robots // *AI Magazine. P. 61-74. Summer 1988.*

8. *Viklund E.W., Wågberg J.* Continuous Occupancy Mapping Using Gaussian Processes. Examensarbete thesis. Department of Electrical Engineering Linköpings universitet, 2012.

9. *Bagnell J. A., Bradley D., Silver D., Sofman B.* Learning Rough-Terrain Autonomous Navigation // *Robotics & Automation Magazine. IEEE, 17, 2, 2010. P. 74-84.*

10. *Rasmussen C. E., Williams C. K. I.* Gaussian Processes for Machine Learning // MIT Press, 2006.

11. *O'Callaghan S., Ramos F., Durrant-Whyte H.* Contextual Occupancy Maps using Gaussian Processes // *In Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). P. 1054–1060, 2009.*

12. *O'Callaghan S., Ramos F., Durrant-Whyte H.* Contextual Occupancy Maps Incorporating Sensor and Location Uncertainty // *In Proceedings of the Robotics and Automation (ICRA). 2010 IEEE International Conference. P. 3478 – 3485, 2010.*

13. *S. O'Callaghan S., Ramos F.* Gaussian process occupancy maps for dynamic environments // *In The 14th International Symposium on Experimental Robotics (ISER), 2014.*

14. *Jadidi M. G., Miro J. V., Valencia R., Andrade-Cetto J.* Exploration on Continuous Gaussian Process Frontier Maps // *In Proceedings of the Robotics and Automation (ICRA), 2014 IEEE International Conference.*

15. *Kim S., Kim J.* Continuous occupancy maps using overlapping local Gaussian processes // *In Proceedings of the 2013 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS).*

16. *Хмелев Р.В.* Итеративная аппроксимация последовательностей по максимуму периметра и с использованием неравенства треугольника // *Компьютерная оптика. № 27. 2005. С. 155-164.*