

Прикладные аспекты в информатике

Построение карты проходимости на основе показаний датчиков расстояния методом стохастического градиента*

Д. П. Николаев, Е. А. Швец, Д. А. Шепелев

Аннотация. Построение карты проходимости на основе показаний датчиков измерения расстояния (например, сонаров) является одним из немногих методов для невизуальной локализации и картирования. Простейшая модель карты проходимости является сеткой, каждая ячейка которой может быть “проходимой” или “занятой”. Стандартным предположением при построении карты проходимости на основе показаний сонаров является независимость значений ее ячеек. Подобное предположение значительно упрощает задачу восстановления карты, однако в определенных случаях дает неверный ответ. Методы, которые не вводят предположения о независимости, более точны, однако большинство из них не способны работать в режиме реального времени. В данной работе предлагается метод, не использующий предположения о независимости ячеек и способный оперировать в реальном времени, и сравниваем результаты его работы с традиционным методом построения карты.

Ключевые слова: картографирование сонарами, прямая модель сонара, стохастический градиентный спуск.

Введение

Карта проходимости является одним из основных способов описания окружения робота. Чаще всего карта проходимости задается в виде сетки, состоящей из квадратных ячеек одинакового размера, каждая из которых может быть занята или свободна (в вероятностных представлениях каждая ячейка хранит вероятность быть занятой). Вероятностные карты проходимости, построенные на основе данных с сонаров, использовались уже в 1989 году [1]. Корректно построенная карта проходимости может быть использована для прокладки маршрута движения, избегания столкновений и локализации робота на местности [2-4].

Для построения карты используются датчики разных типов – лидары, сонары и видеокамеры. Лидары обеспечивают высокое качество измерений, однако являются дорогостоящими. Видеокамеры восстанавливают информацию о проходимости на основе сопоставления и триангуляции и требуют подходящих условий освещения. Сонары значительно дешевле и доступнее лидаров, и могут использоваться при любом освещении. Их недостатком является низкая точность и зашумленность измерений. Большой угловой разброс измерений также значительно усложняет интерпретацию результатов. Поэтому для построения корректной карты проходимости на основе сонаров необходимы алгоритмы, позволяющие компенсировать эти недостатки.

* Исследование выполнено за счет гранта Российского научного фонда (проект № 14-50-00150).

1. Построение карты проходимости с использованием обратной модели сенсора

Эффективный алгоритм построения карты должен выполняться в реальном времени, для осуществления помощи системе навигации робота. Основой большинства подходов, способных работать в режиме реального времени, является предположение о независимости значений ячеек сетки [1, 5, 6]. Задача оценки карты сводится в таком предположении к совокупности задач бинарных оценок каждой из ячеек. Формализуем задачу математически.

Карта проходимости M оценивается итеративно: после получения нового измерения z_n робот обновляет оценку карты проходимости, используя новое измерение и старую оценку. Пусть $z_1, z_2, \dots, z_n - n$ измерений, доступных роботу (предполагается, что каждое измерение также содержит точную позицию робота на карте в момент измерения). В силу предположения о независимости ячеек задача оценки $p(M|z_1, z_2, \dots, z_n)$ переходит в совокупность независимых оценок $p(m_{xy}|z_1, z_2, \dots, z_n)$, для всех ячеек m_{xy} карты. Для оценки значения $p(m_{xy}|z_1, \dots, z_n)$ мы используем предыдущую оценку $p(m_{xy}|z_1, \dots, z_{n-1})$. Для упрощения расчетов значения вероятности записываются в виде логарифма отношения шансов:

$$l_{xy} = \frac{p(m_{xy} | z_1, \dots, z_n)}{1 - p(m_{xy} | z_1, \dots, z_n)}$$
 Тогда процесс обновления карты может быть записан в виде:

$$l^t_{xy} = l^{t-1}_{xy} + \log \frac{p(m_{xy} | z_t)}{1 - p(m_{xy} | z_t)} + \log \frac{1 - p(m_{xy})}{p(m_{xy})}$$

где последнее слагаемое отвечает за априорную оценку карты и в нашей работе равно нулю. Подробный вывод данного выражения может быть найден, например, в работах [7].

Приведенный алгоритм при вычислении значений ячеек проходимости опирается на модель сенсора, записанную в виде $p(r|z)$ – вероятностного распределения реального расстояния r до препятствия при показании сенсора z . Такая модель называется обратной, поскольку она обратна процессу снятия показаний – расстояние до объекта в такой модели определяется показанием сенсора, а на самом деле показание сенсора определяется расстоянием до препятствия.

Описанный выше метод не учитывает зависимости между ячейками карты проходимости, и из-за большого углового раствора датчика метод слаб при восстановлении деталей карты, размер которых сопоставим или меньше, чем ширина луча сенсора. При получении нового показания модель изменяет значения во всех ячейках видимости сенсора вблизи детектированного препятствия,

хотя причиной показания сенсора может быть малое препятствие, занимающее лишь одну ячейку карты. Несмотря на этот недостаток, описанный метод популярен благодаря своей простоте и возможности легкой имплементации для работы в реальном времени.

2. Методы построения карты проходимости на основе прямой модели сенсора

Альтернативой подходу, при котором все ячейки карты оцениваются независимо и «собираются» в единую карту, является нахождение полной карты проходимости, которая максимально правдоподобно объясняет сразу все показания сенсоров. Похожие подходы используются, например, в работах [7-9]. Карта проходимости в работе [7] находится путем EM-оптимизации [10], в статье [9] перебираются все возможные локальные конфигурации карты для нахождения максимально правдоподобной.

Подобные методы опираются на так называемую «прямую модель» сенсора – то есть записанную в виде $p(z|M)$ – распределения вероятности показаний сенсора при условии, что известна карта проходимости вокруг него (эти методы рассматривают различные карты и оценивают, насколько реальные показания сенсоров согласуются с распределениями, полученными для известной карты). При использовании методов с прямой моделью сенсора сохраняются все зависимости между ячейками, что позволяет лучше восстанавливать мелкие детали территории в сравнении с традиционными методами. На рис. 1 приведен пример из работы [7], где показано восстановление карты проходимости комнаты с использованием прямой и обратной модели. Как видно из рисунка, обратная модель оказалась неспособна восстановить дверной проем.

Проблема большинства подходов, основанных на прямой модели, заключается в невозможности имплементации в реальном времени и необходимости больших вычислительных ресурсов для поиска оптимальной конфигурации карты проходимости.

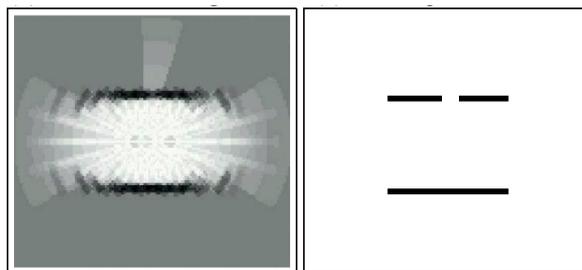


Рис. 1. Восстановленная карта проходимости (слева) и реальная (справа)

В работе предлагается алгоритм, использующий прямую модель сонара и метод стохастического градиента для нахождения оптимальной карты проходимости. Предполагается, что траектория движения робота и позиции каждого чтения сонара известны; окружение мы считаем статичным.

3. Прямая модель сонара

В работе использована прямая модель сонара $p(r|M)$, аналогичная описанной в [7]. Показания сонара r варьируются от R_{min} до R_{max} . Максимальное показание $r=R_{max}$ соответствует случаю, когда луч сонара не встретил препятствия. Приведем конструктивное описание модели:

1. С вероятностью p_{error} сонар выдает случайное значение, распределенное равномерно в интервале возможных значений. Это описывает случай выбросовой ошибки или помехи.
2. Если выбросовой ошибки не происходит, то показание сонара обусловлено препятствиями, находящимися в области видимости сонара, каждое из которых имеет некоторую вероятность p_{hit} отразить луч сонара. Минимальным препятствием является одна ячейка карты.

Занятые ячейки рассматриваются по очереди, начиная с расположенных ближе к сонару. Если занятая ячейка успешно отражает луч, то показание сонара задается гауссовским распределением с мат. ожиданием, равным расстоянию до этой клетки и отклонением σ . В противоположном случае (с вероятностью $1-p_{hit}$) рассматривается следующая по близости занятая клетка из карты. Подобный перебор продолжается для всех занятых ячеек в области видимости сонара. С использованием такой модели препятствия, покрывающие несколько ячеек карты проходимости, имеет больший шанс отразить луч сонара, чем препятствие, состоящее из одной ячейки. Если ни одно из препятствий не отражает луч сонара, то возвращается максимальное значение R_{max} .

4. Построение карты проходимости с использованием стохастического градиента

Используемый нами алгоритм пошагово вносит изменения в карту проходимости. Один шаг алгоритма заключается в (i) инвертировании значения в одной из ячеек карты проходимости и (ii) принятия решения о сохранении измененного значения или возврата ячейки в начальное состояние. Ячейка для инвертирования выбирается случайно.

Для принятия решения о сохранении инвертирования используется потенциал Φ карты, задаваемый выражением:

$$\Phi = \varphi_{sonars} + \varphi_{occ} + \varphi_{borders}.$$

Если инвертирование ячейки уменьшило значение Φ , то значение ячейки сохраняется инвертированным; в противном случае, инвертирование сохраняется с малой вероятностью p_{rand} , для избегания “застывания” в локальных минимумах.

Рассмотрим слагаемые, из которых состоит потенциал Φ . Первое слагаемое φ_{sonars} показывает, насколько хорошо карта M объясняет показания сонаров и вычисляется согласно $\varphi_{sonars} = \sum_{z_i} p(z_i | M)$: каждое измерение z_i сонара оценивается с точки зрения соответствия карте проходимости. Слагаемые φ_{occ} и $\varphi_{borders}$ являются условиями регуляризации: $\varphi_{borders} = \sum_{x,y} w_{borders} N_b^2(x,y)$ вводит штраф для каждой ячейки карты, пропорциональный квадрату числа границ N_b между проходимой и непроходимой областью у этой клетки. Потенциал $\varphi_{occ} = \sum_{x,y} w_{occ} Occ(x,y)$, где $Occ(x,y) = 0$, если ячейка (x,y) проходима, и $Occ(x,y) = 1$, если занята, вводит штраф за проходимость области: мы предполагаем, что большая часть территории является проходимой, поэтому каждая ячейка является с большей вероятностью свободной, чем занятой. Весовые коэффициенты $w_{borders}$ и w_{occ} позволяют регулировать относительную значимость условий регуляризации и измерений сонаров.

При инвертировании ячейки карты изменяется потенциал только тех слагаемых суммы φ_{sonars} , для которых ячейка находится в поле зрения. Поэтому, чтобы быстро подсчитывать значение потенциала на каждом шаге алгоритма, мы храним вспомогательную таблицу, где для каждой ячейки карты хранятся номера измерений показаний сонаров z_i , которые содержат эту ячейку в поле зрения. Это позволяет проводить оценку изменения потенциала на каждом шаге алгоритма достаточно быстро: необходимо пересчитать лишь малую часть слагаемых из φ_{sonars} , потенциал $\varphi_{borders}$ и φ_{occ} зависят вообще только от локальной конфигурации карты.

При работе в режиме реального времени оптимизация ведется одновременно с получением новых данных. Обратим внимание, что если робот движется достаточно долго и непрерывно собирает данные, то в определенный момент количество показаний сонаров превысит объем, который он способен обрабатывать в режиме реального времени. Поэтому необходимо выбирать лишь часть измерений, которые будут использоваться при оптимизации карты. Предлагаются следующие аль-

тернативные способы выбора измерений сенаров, используемых для оптимизации:

1. Для оценки карты по существующим показаниям в оффлайн-режиме – использовать все измерения.
2. Для оценки в реальном времени – использовать скользящее окно и рассматривать последние N измерений.
3. Для оценки в реальном времени – фильтровать измерения пространственно: как описано выше, для каждой ячейки хранятся номера измерений сенаров, которые содержат эту ячейку в поле зрения. Ограничение числа привязанных к каждой ячейке измерений значением N_{max} гарантирует, что один шаг алгоритма займет не больше некоторого времени $t_{max} = N_{max} t_{sonar} + t_{occ} + t_{border}$, где t_{sonar} – время, необходимое для пересчета одного слагаемого суммы φ_{sonars} , t_{occ} и t_{border} – время, необходимое для оценки потенциалов φ_{occ} и $\varphi_{borders}$. Для выбора N_{max} измерений, содержащих выбранную ячейку, предлагается выбирать N_{max} самых свежих измерений.

Экспериментальные результаты

Для проведения экспериментов была создана программа для генерации синтетических показаний сенаров на основе битовой карты проходимости, с использованием рассмотренной прямой модели сенара. Сгенерированные данные используются для восстановления исходной карты проходимости на основе стандартного метода восстановления карты проходимости и на основе метода, предложенного в работе. Полученные результаты сравниваются.

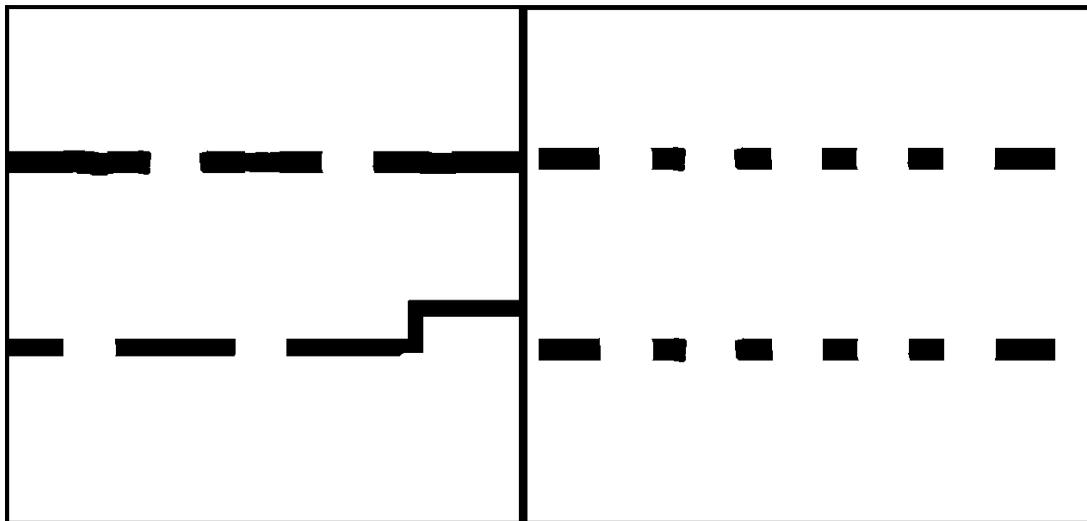


Рис. 4. территории 1 (слева) и 2 (справа), использованные для численных экспериментов

6. Детали проведенного эксперимента

При снятии результатов использованы следующие значения весовых коэффициентов и параметров алгоритма: $w_{sonars} = 1$, $w_{occ} = 0.05$, $w_{border} = 0.01$, $p_{rand} = 0.0001$.

Параметры p_{error} и p_{hit} различны при восстановлении карты проходимости и при снятии данных.

При восстановлении $p_{error} = 0.001$, $p_{hit} = 75\%$.
При снятии $p_{error} = 0$, $p_{hit} = 100\%$.

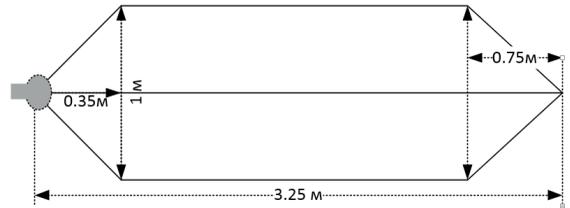


Рис. 2. диаграмма направленности используемых сенаров

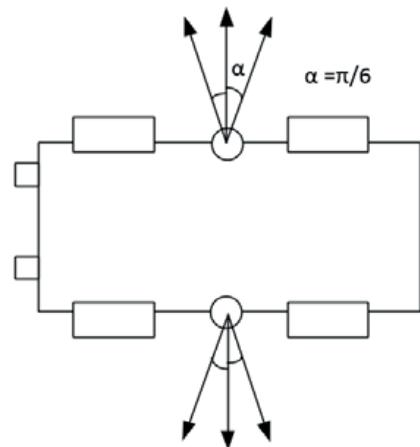


Рис. 3. расположение сенаров

Диаграмма направленности сонара приведена на рис. 2, расположение сонаров робота – на рис. 3.

Для экспериментов по восстановлению карты проходимости использованы данные, синтезированные для двух территорий, приведенных на рис. 4. Сценарий для обеих территорий одинаков: робот проезжает справа налево по центру коридора.

Результаты восстановления для территорий 1 и 2 приведены на рис. 5 и 6 соответственно.

Полученные результаты показывают, что наш метод позволяет восстанавливать карту проходимости точнее, чем традиционный алгоритм. Важно отметить, что прямой алгоритм восстанавливает такую карты, которая объясняет показания сонаров и является «минимальной».

Заключение

В работе предложен способ, основанный на методе стохастического градиента, позволяющий строить карту проходимости, используя показания сонаров. Метод не использует предположения о независимости ячеек карты проходимости и способен работать в режиме реального времени. Проведенные эксперименты показали, что в ряде случаев предложенный метод способен восстанавливать карты значительно точнее, чем традиционный, основанный на обратной модели сонара. В работе предложен способ использовать предложенный метод в режиме реального времени для продолжительного картирования территории, когда количество данных, получаемых роботом, непрерывно растет.

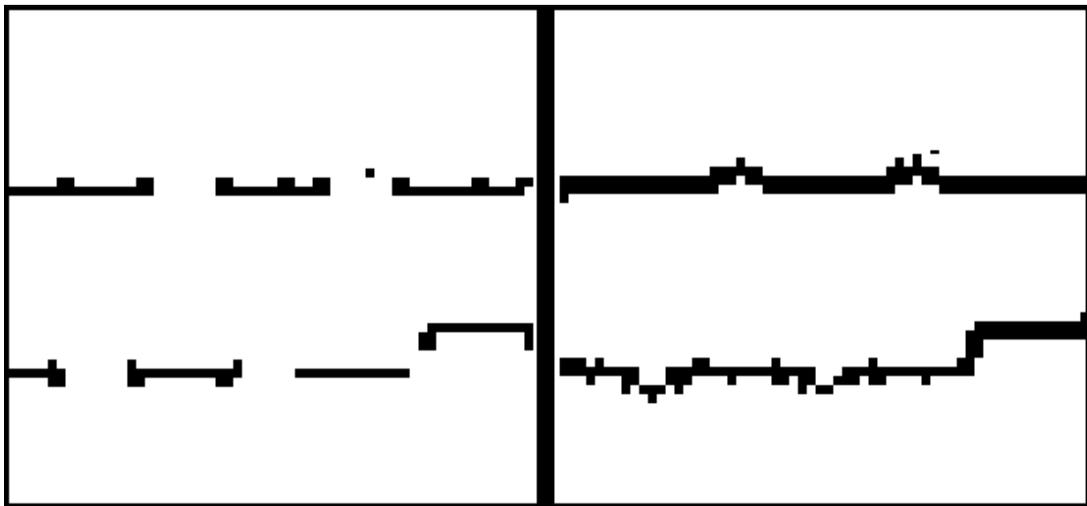


Рис. 5. Результат восстановления карты проходимости территории 1 для нашего алгоритма (слева) и традиционного (справа)

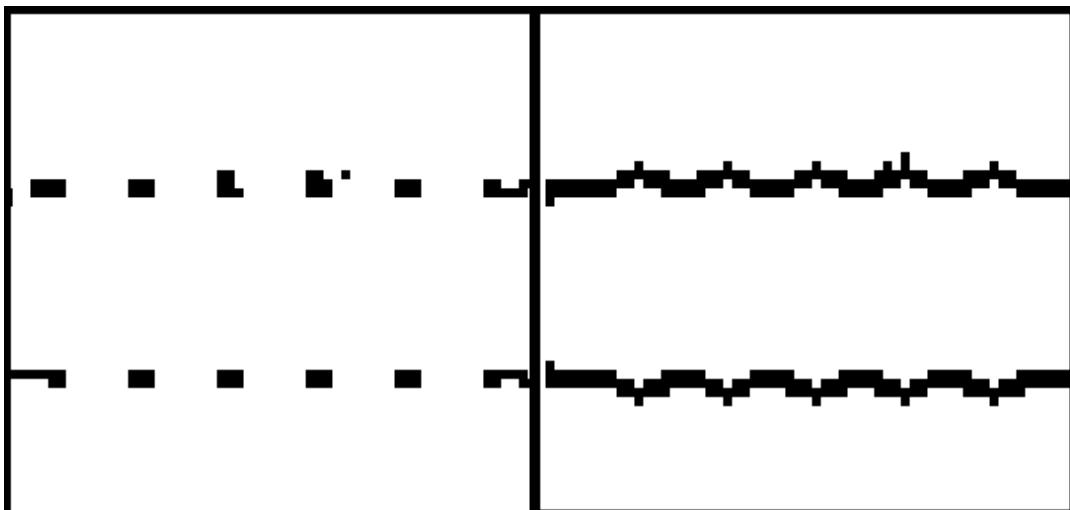


Рис. 6. Результат восстановления карты проходимости территории 2 для нашего алгоритма (слева) и традиционного (справа)

Литература

1. *Elfes Alberto*. Occupancy grids: a probabilistic framework for robot perception and navigation. 1989.
2. *Schiele, Bernt, James L. Crowley*. A comparison of position estimation techniques using occupancy grids. Robotics and Automation, 1994. Proceedings., 1994 IEEE International Conference on. IEEE, 1994.
3. *Kortenkamp David, Bonasso R. P., Murphy R.* AI-based Mobile Robots: Case studies of successful robot systems. 1998.
4. *Schiele B., Crowley J.* A comparison of position estimation techniques using occupancy grids.
5. *Moravec, Hans P.* Sensor fusion in certainty grids for mobile robots. AI magazine 9.2. 1988: 61.
6. *Moravec, Hans P., Martin C. Martin*. Robot navigation by 3D spatial evidence grids. Mobile Robot Laboratory. Robotics Institute, Carnegie Mellon University. 1994.
7. *Thrun Sebastian*. «Learning occupancy grid maps with forward sensor models.» Autonomous robots 15.2. 2003: p. 111-127.
8. *Konolige Kurt*. Improved occupancy grids for map building. Autonomous Robots 4.4. 1997: p. 351-367.
9. *Elfes Alberto*. «Occupancy grids: A stochastic spatial representation for active robot perception.» arXiv preprint arXiv:1304.1098. 2013.
10. *Dempster, Arthur P., Nan M. Laird, Donald B. Rubin*. Maximum likelihood from incomplete data via the EM algorithm. Journal of the royal statistical society. Series B (methodological). 1977 г. 1-38.

Николаев Дмитрий Петрович. Зав. сектором ИППИ РАН. К.ф.-м.н. Окончил в 2000 г. МГУ. Количество печатных работ: 168. Область научных интересов: машинное зрение, быстрые алгоритмы обработки изображений, распознавание образов. E-mail: dimonstr@iitp.ru

Швец Евгений Александрович. И.о. м.н.с. ИППИ РАН. Окончил в 2013 г. МФТИ. Количество печатных работ: 7. Область научных интересов: машинное зрение, алгоритмы коллективного поведения, SLAM. E-mail: shvets@visillect.com

Шепелев Денис Александрович. Студент МФТИ. Количество печатных работ: 1. Область научных интересов: мобильная робототехника, картографирование, SLAM. E-mail: shepelev@phystech.edu