

УДК 004.93

Использование сонаров для решения задачи картографирования в мобильной робототехнике.

Д.А. Шепелев<sup>1,2</sup>

<sup>1</sup>Институт проблем передачи информации им. А.А. Харкевича РАН

<sup>2</sup>Московский физико-технический институт (государственный университет)

Одной из важнейших задач робототехники является SLAM (Simultaneous Location and Mapping) -- получение карты окружения и координат робота во время его движения. Задача является очень актуальной, т.к. от эффективности картирования и локализации зависит работа алгоритмов планирования движения и объезда препятствий. В данной работе мы рассматриваем способы построения карты местности. Такая карта может быть представлена как набор некоторых ориентиров, расположение которых известно, или как карта проходимости окружения (например, GridMap [1]). В работе мы рассматриваем карту проходимости GridMap и методы ее построения с известной траекторией робота и предполагаем статичность окружения.

На сегодняшний день для построения карты используются следующие виды датчиков: видеокамеры, лидары и сонары. Сонары являются относительно дешевыми и надежными датчиками для детектирования препятствий и обеспечивают высокую частоту измерений. Основное достоинство этих датчиков в том, что они независимы от освещенности и оптических свойств окружения, в отличие от видеокамер и, в некоторых случаях, лидаров. Хотя точность детектируемой дальности достаточна для картографирования в широком диапазоне сценариев (от 5 см. до 10 см. на расстояниях 3-6 метров), большой угловой разброс (порядка 10-30 градусов) сильно усложняет интерпретацию измерений при картографировании. Именно поэтому использование сонаров для построения GridMap является актуальной и полезной задачей для навигации мобильных роботов.

Существует два различных подхода картографирования: построение карты с обратной моделью сенсора и картографирования с прямой моделью сенсора. Прямая модель сенсора задается распределением  $p(z|m)$ , обратная -  $p(m|z)$ . Вычисление карты проходимости с помощью инверсной модели значительно более просто, однако менее точно.

Пример использования обратной модели сенсора - работа [1]. При построении карты используются следующие соображения: каждая ячейка GridMap хранит значение вероятности быть занятой, затем при получении новых данных с датчика значения ячеек обновляются в зависимости от предыдущего значения и полученных измерений. Достоинствами подхода [1] являются простота и построение карты в реальном времени.

Метод отлично подходит для картирования с помощью лидаров (например, [1], [2]), однако для сонаров карта получается со множеством неточностей [3], из-за большой угловой погрешности этих датчиков.

В работах [3] и [4] используется прямая модель сонара. В [4] при получении нового показания сонара модель перебирает возможные локальные конфигурации карты и находит такое, которое максимально согласуется с этим показанием. Это делает метод построения более точным, однако сохраняет возможность проводить обновление карты в режиме реального времени. Метод, предложенный в работе [3] использует все накопленные данные с сонаров и строит такую карту, которая максимизирует правдоподобие всех показаний сонаров. В качестве процедуры поиска такой карты используется EM-алгоритм. В результате карты не обладают недостатками, которые возникают при использовании метода [1]. Однако данный метод не способен обрабатывать данные сенсоров в онлайн режиме.

В нашей работе мы реализовали алгоритм, основанный на обратной модели сенсора и способный строить карты проходимости в реальном времени. Однако использование обратной модели сонара не позволило получить точную карту: построенный GridMap содержит значительные неточности. Поэтому было решено разработать и имплементировать алгоритм на основе прямой вероятностной модели. Вдохновившись работами [3], [4] мы придумали алгоритм, использующий прямую вероятностную модель сонара. Как и в работе [3], мы максимизируем правдоподобие измерений на некоторой построенной карте, но не всех, а только  $k$  последних сохраненных измерений. Для этого, между новыми измерениями мы случайно меняем карту методом стохастического градиента, стремясь сделать ее максимально согласованной с показаниями датчиков: после каждого изменения карты мы оцениваем правдоподобие, если оно стало больше, мы сохраняем эту карту, в противном случае мы сохраняем эту карту только с некоторой маленькой вероятностью. Таким образом, мы непрерывно обновляем состояние карты в реальном времени и, в то же время, используем преимущества прямой вероятностной модели.

#### Литература

1. *Thrun S.* [at al.] Probabilistic robotics. – Cambridge: MIT, 2005. – 672 с.
2. *Grisetti G., Stachniss C., Burgard W.* Improved Techniques for Grid Mapping with Rao-Blackwellized Particle Filters. – Robotics, IEEE Transactions – 2007. – V. 23, I. 1. – P. 34 - 46.
3. *Thrun S.* Learning Occupancy Grid Maps with Forward Sensor Models. – Autonomous Robots. – 2003. – V. 15, I. 2. – p. 111-127.
4. *A. Elfes* Occupancy Grids: A Stochastic Spatial Representation for Active Robot Perception. – arXiv preprint arXiv:1304.1098. – 2013.