
МЕТОДЫ ВОССТАНОВЛЕНИЯ КАРТЫ ПРОХОДИМОСТИ _____

Восстановление карты проходимости с использованием прямой модели сонаров методом градиентного спуска¹

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

Институт проблем передачи информации, Российская академия наук, Москва, Россия Поступила в редколлегию 18.03.2016

Аннотация—Картирование территории является одной из основных функций автономных роботов. Эффективный алогритм картирования необходим для локализации робота и построения маршрутов движения. Карты могут быть построены на основе показаний различных датчиков, однако наиболее часто используемыми являются сонары, благодаря простоте в установке и дешевизне. В данной работе мы предлагаем алгоритм картирования территории на основе показаний сонаров, опирающийся на методы непрерывной оптимизации. Предложенный алгоритм может быть использован в режиме реального времени, а его основным преимуществом по сравнению со стандартными методами является более аккуратное определение размера небольших препятствий (меньших и сравнимых с шириной луча сонара), а также более надежное обнаружение узких проходов, например, дверных проемов.

КЛЮЧЕВЫЕ СЛОВА: картирование с использованием сонаров, карты проходимости, прямая модель сонара, непрерывная оптимизация

1. КАРТИРОВАНИЕ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ СОНАРОВ

Карта проходимости описывает позиции и форму препятствий на территории. Карты проходимости используются в основном для навигации. Такие карты могут быть построены на основе показаний различных датчиков: стереопары (с использованием плотных алгоритмов стереосопоставления) [2], лазерного дальномера [1], радара или сонаров [3]. Сонары являются самыми дешевыми датчиками из перечисленных, а также способны работать при отсутствии освещения. В работе мы рассматриваем алгоритмы построения карты проходимости на основе показаний сонаров. Подобные карты используются как составная часть многих комплескных систем одновременного картирования и позиционирования, например [14].

Существует несколько типов представления карты проходимости. Самым распространенным и широко используемым является представление карты в виде сетки проходимости. При использовании этого метода каждая ячейка сетки соответствует участку территории. Каждая ячейка содержит информацию о проходимости соответствующего участка территории. В различных имплементациях и при различных методах восстановления ячейки сетки проходимости могут содержать как дискретные значения, 0 и 1, так и непрерывные значения от 0 до 1.

Подобное представление карт проходимости было предложено в конце 1980-ых годов [3,4] и остается популярным на сегодняшний день благодаря своей простоте. Недостатком таких карт является строгая дискретизация пространства, вызывающая ошибки при отнесении точек к той или иной ячейке, а также отсутствие информации о нормалях поверхностей. Подобными

¹ Исследование выполнено за счет гранта Российского научного фонда (проект No 14-50-00150)

недостатками не обладают методы, представляющие препятствия в виде геометрических фигур [11], в том числе на основе нахождения прямых границ между занятыми и незанятыми областями [5]. Однако подобные подходы имеет два существенных недостатка: они находят только границы между занятыми и незанятыми областями, но не указывают явно проходимость той или иной клетки; и кроме того, они не способен дать оценку уверенности в полученной карте (т.е. вероятностное распределение в пространстве карт проходимости). В работе [6] предлагается метод, позволяющий объединить достоинства обоих подходов, однако он является вычислительно сложным и вряд ли может быть реализован в реальном времени (эффективный алгоритм построения карты проходимости должен выполняться в режиме реального времени для осуществления помощи системе навигации робота). Такой метод однако может эффективно использоваться для пост-обработки для построение максимально точной карты территории.

Существует множество методов для построения карт проходимости на основе данных, полученных с сонаров. Построение подобных карт не является простой задачей, поскольку измерения сонаров подвержены случайным помехам и выбросовому шуму; также большая ширина луча сонара затрудняет восстановление карты: одно и то же показание сонара может быть получено при различных конфигурациях окружающих препятствий. Показание сонара свидетельствует не о наличии препятствия известного размера в некотором определенном месте, а лишь о наличии препятствия неизвестного размера в некоторой, достаточно большой, области. Кроме того, существуют поверхности, рассеивающие ультразвук, и поверхности, которые отражают сигналы сонаров только под углами, близкими к прямому, что также затрудняет процесс построения карт. Для эффективного использования сонаров необходимы алгоритмы, способные компенсировать эти недостатки.

Введем необходимые обозначения. Пусть M – карта территории, которую необходимо оценить (дискретизованная и представленная в виде сетки проходимости с необходимым размером ячейки); $Z_n = \{z_1, z_2, \ldots, z_n\}$ – последовательность измерений, полученная сонарами робота к некоторому моменту времени. В данной работе мы предполагаем, что задача локализации робота является решенной, то есть помимо показания сонара каждое измерение содержит его позицию в момент измерения. Тогда задачей построения карты проходимости является нахождение наиболее вероятной карты M и (опционально) вероятностного распределения $p(M|z_1, z_2, \ldots, z_n)$ в пространстве карт проходимости. Обозначим $M_{x,y}$ реальную проходимость участка территории, соответствующего ячейке карты M с координатами x, y ($M_{x,y}$ может принимать два значения: 0, если ячейка карты свободна, и 1 в ином случае, поскольку $M_{x,y}$ описывает реальную проходимость участка карты, представленной в дискретизованном виде); а вероятность (или уверенность алгоритма в оценке), что эта ячейка занята, обозначим $m_{x,y} = p(M_{x,y} = 1)$.

2. СТАНДАРТНЫЙ ПОДХОД К ПОСТРОЕНИЮ КАРТЫ ПРОХОДИМОСТИ

Рассмотрим наиболее популярные методы построения карты проходимости на основе показаний сонаров [3,4]. В данных работах задача позиционирования робота предполагается решенной, а методы опираются на предположение о независимости значений вероятности ячеек. То есть распределение карт может быть найдено как произведение распределений отдельных ячеек:

$$p(M|z_1, z_2, \dots, z_n) = \prod_{x,y} p(M_{x,y}|z_1, z_2, \dots, z_n),$$

и задача нахождения карты M (и ее вероятностного распределения) большой размерности переходит во множество простых, независимых оценок отдельных ячеек $M_{x,y}$.

Описанный ниже алгоритм, производит итеративное оценивание карты. Обозначим m^t и $m_{x,y}^t$ текущие оценки карты и значений проходимости ячеек после t итераций алгоритма. В процессе работы алгоритм хранит варьирующиеся от 0 до 1 значения $m_{x,y}$, а после завершения

работы осуществляют бинаризацию М полученной карты m.

Значения проходимости ячеек для удобства вычисления записываются в виде логарифмов:

$$l_{x,y} = \frac{p(m_{x,y}|Z_n)}{1 - p(m_{x,y}|Z_n)}$$

Хранение подобного логарифма позволяет однозначно восстановить значение $m_{x,y}$:

$$p(m_{x,y}|Z_n) = \frac{e^{l_{x,y}}}{1 + e^{l_{x,y}}}.$$

Простеший итеративный способ построения карты (оценка после получения n-ого измерения при наличии оценки после n - 1 измерений) может быть записан в виде [4,7,8]:

$$l_{x,y}^{t} = \log \frac{p(m_{x,y}|z_t)}{1 - p(m_{x,y}|z_t)} + \log \frac{1 - p(m_{x,y})}{p(m_{x,y})} + l_{x,y}^{t-1},$$
(1)

где $p(m_{x,y})$ – априорная оценка ячейки карты проходимости, и $l_{x,y}^0 = \log \frac{p(m_{x,y})}{p(1-m_{x,y})}$.

Картирование происходит следующим образом: задается априорная оценка проходимости для каждой ячейки карты (например, она может основываться на грубой оценке карты, или все значения могут быть инициализированы значением 0.5). Затем показания сонаров поочередно добавляются для внесения изменений в карту с использованием выражения (1).

Описанная выше модель сонара опирается на распределение p(r|z) реального расстояния *r* до препятствия в зависимости от показания сонара *z*. Такая модель называется обратной, поскольку она обратна процессу снятия показаний – расстояние до объекта в такой модели определяется показанием сонара, а на самом деле показание сонара определяется расстоянием до препятствия. Фактически, алгоритм картирования с использованием обратной модели можно описать следующим образом: "после получения каждого измерения уменьшить вероятность наличия препятствия в тех клетках, которые находятся в зоне видимости сонара и расстояние до которых меньше, чем показанная сонаром дальность. Затем увеличить вероятность наличия препятствия в клетках, которые находятся в зоне видимости сонара, и расстояние до которых примерно равно показанной сонаром дальности".

Методы, использующие обратную модель сонара и предполагающие независимость значений ячеек, не способны аккуратно моделировать ни вероятностную природу показаний сенсоров, ни возможность получения отражения, когда препятствие закрывает луч сонара лишь частично. Предположение о независимости значений проходимости ячеек в описанной выше модели значительно упрощает решение задачи, однако оно может привести к построению сильно искаженных карт проходимости в некоторых сценариях. Обычно проблематичным является восстановление проходов, размер которых сравним с шириной луча сонара, например, дверных проемов. Маленькое препятствие, напротив, может быть опибочно увеличено в размере при использовании такого алгоритма восстановления карты. Примеры некорректного восстановления подробно рассматриваются в работе [7], один из них приведен на рисунке 1: дверной проем в результате работы традиционного алгоритма, основанного на предположении о независимости ячеек, оказывается полностью "закрашен". Однако несмотря на указанные недостатки, рассмотренный неточный алгоритм построения карты проходимости остается актуальным и на сегодняшний день в силу простоты и легкости имплементации, и главное – возможности работать в режиме реального времени.



Рис. 1. Пример восстановления карты традиционным методом.

В работах [9,10] рассматривается проблема переотражения лучей сонаров и способы борьбы с данным явлением. Подобные методы позволяют повысить качество восстанавливаемой карты в некоторых случаях, однако не решают основные проблемы восстановления с использованием обратной модели.

Из описанных в литературе методов, основанных на обратной модели, стоит отметить метод [9]. В методе учитывается возможность переотражения лучей сонаров при снятии показаний, а также решается проблема большого количества скоррелированных измерений. Для иллюстрации этой проблемы рассмотрим рисунок 2. Пусть робот стоит в позиции А достаточно долго и регистрирует много (сотни) измерений; затем в процессе движения получает несколько измерений из позиции В. Поскольку измерений в позиции А значительно больше, то дверной проем на карте будет "закрашен". Для снижения значимости множества одинаковых измерений в работе [9] предлагается снижать вес измерений, сильно скоррелированных с уже существующими (то есть снятых с той же позиции).



Рис. 2. Пример сценария, где большое количество скоррелированных измерений (в точке A) приведет к восстановлению неточной карты.

3. МЕТОД ВОССТАНОВЛЕНИЯ КАРТЫ НА ОСНОВЕ ГРАДИЕНТНОГО СПУСКА

Представим карту проходимости M в виде набора переменных x_i . Переменные x_i соответствуют ячейкам карты и принимают значения 0 или 1 – в зависимости от того, занята соответствующая ячейка или свободна. Искомый набор значений (карта) должен быть таким, чтобы как можно лучше объяснять имеющиеся показания сонаров. Численно, необходимо ввести невязку, которая описывает, насколько хорошо карта M объясняет определенное показание сонара. Для этого сначала опишем используемую модель сонара.

3.1. Прямая модель сонара, используемая в работе

Фактически, каждое показание сонара r говорит о следующих вещах: в некоторой области, расположенной на расстоянии примерно r от сонара, располагается один или несколько объектов, которых достаточно, чтобы сонар получил от них отражение на таком расстоянии. Кроме того, в области перед сонаром на расстояниях, меньших r, отсутствуют препятствия в таком количестве, которое бы вызвало показание сонара с меньшим r. Обозначим Ω_{free} множество переменных x_i , которые соответствуют ячейкам карты, находящимся в области луча сонара, где не должно быть препятствий в соответствии с его показанием; а Ω_{occ} – множество переменных x_i , соответствующих ячейкам карты, которые находятся в области луча сонара, где, согласно показанию, располагается препятствие.

В данной работе мы предполагаем, что показание сонара определяется только суммарной (как будет показано ниже, взвешенной) площадью препятствий в областях Ω_{free} и Ω_{occ} , но не взаимным расположением занятых клеток внутри области. На самом деле, большую роль на показание сонара влияет направление нормали к поверхности препятствия: легче всего задетектировать препятствие, поверхность которого перпендикулярна лучу сонара. Кроме того, сонары легче детектируют одно препятствие, расположенное в его поле зрения, чем несколько препятствий аналогичной формы и суммарной площади, которые рассредоточены в области луча. Данные эффекты в работе не рассматриваются.

Рассмотрим теперь невязку P^j , которая описывает, насколько хорошо карта M объясняет определенное показание сонара z_j . Эта невязка состоит из двух слагаемых: за отсутствие препятствий в области Ω_{free} *j*-ого сонара отвечает член P^j_{free} , за наличие препятствий в области $\Omega_{occ} - P^j_{occ}$.

Ниже мы будем оценивать правдоподобность одновременно нескольких показаний сонаров. Для этого невязка считается аддитивной, а все показания сонаров одинаково достоверными и обладающими равным весом. Следовательно, значение невязки должно принимать одинаковые максимальные и минимальные значения для различных сонаров. Мы постулируем, что каждое слагаемое (P_{free} или P_{occ}) принимает значения от 0 до 1.

Рассмотрим, как формируется невязка для области Ω_{free} . Занятые ячейки внутри области Ω_{free} противоречат показанию сонара. Однако, если чувствительность сонара низкая, то одна занятая ячейка не является достаточным основанием полагать, что показание сонара не объяснено картой: внутри Ω_{free} может содержаться несколько занятых ячеек при имеющемся показании сонара. При этом не все ячейки в области Ω_{free} являются равнозначными: ячейки, лежащие ближе к основанию луча сонара, играют большую роль, поскольку отражение луча от них более вероятно. Поэтому, чтобы получить оценку эффективного количества помех в области Ω_{free} , мы рассматриваем взвешенную сумму $X = \sum_{x_i \in \Omega_{free}} x_i \omega_i$, где ω_i – вес, определяющий, насколько важной является ячейка x_i . Если сумма X меньше некоторого порога X_0 , то показание сонара считается хорошо объясненным. Если же сумма X превышает порог X_0 , то начисляется штраф, увеличивающийся с возрастанием X. Будем считать, что слагаемое P_{free}

ШВЕЦ, ШЕПЕЛЕВ, НИКОЛАЕВ

может быть вычислено с помощью следующего выражения:

$$P_{free}(X) = \begin{cases} \alpha_1 X, & X < X_0\\ \alpha_1 X_0 + \beta_1 (X - X_0), & X \ge X_0 \end{cases},$$
(2)

при этом ставится ограничение: $P_{free}(1) = 1$. Отсюда следует $\beta_2 = \frac{1-\alpha_1 X_0}{1-X_0}$. Параметр α_1 должен быть достаточно малым, но отличным от нуля: в области $0 \le X \le X_0$ показание сонара хорошо объяснено, однако ненулевой штраф необходим, чтобы метод градиентного спуска мог сойтись.

Слагаемое P_{occ} вычисляется аналогичным образом: сначала находятся веса ω_i и сумма X, затем используется выражение:

$$P_{occ}(X) = \begin{cases} 1 - \beta_2 X, & X < X_0 \\ 1 - \beta_2 X_0 - \alpha_2 (X - X_0), & X \ge X_0 \end{cases},$$
(3)

при этом ставится ограничение: $P_{occ}(1) = 0$. Показание сонара является хорошо объясненным картой при $X > X_0$, следовательно параметр α_2 должен быть мал, а $\beta_2 = \frac{1-\alpha_2+\alpha_2X_0}{X_0}$.

Для расчета порога X_0 и весов ω_i необходимо знать чувствительность сонара. Обычно информация о чувствительности сонара предоставляется в спецификации от производителя, которая строятся следующим образом: используется набор столбов различного диаметра, и каждый из столбов помещается в разные точки луча сонара. Таким образом определяется геометрическое место точек для каждого из столбов, в которых он обнаруживается сонаром. Пример такой спецификации, использованный в данной работе, приведен в [12]. В работе мы обобщаем такое описание чувствительности, и предполагаем ее заданной в виде функции d(x, y), которая определяется следующим образом: для каждой точки x, y (координаты которой заданы относительно сонара), функция задает минимальный диаметр столба d, который обнаруживается сонаром в этой точке. Для реального сонара подобная диаграмма чувствительности такая спецификация может быть найдена эмпирически, либо построена приближенно на основе спецификаций.

Необходимо учитывать, что восстановление карты проходимости происходит на дискретной сетке. Пусть площадь одной ячейки сетки равна *s*. Тогда алгоритм выбора весов ω_i и порога X_0 следующий:

- 1. Сначала происходит расчет предварительных весов: для каждой ячейки x_i выбирается вес $\omega_i^0 = \min(\frac{s}{d(x,y)}, 1)$. То есть вес равен отношению площади клетки к площади, которая должна располагаться в этой точке, чтобы сонар смог обнаружить препятствие, но если площадь ячейки больше, чем площадь, необходимая для обнаруживания, вес все равно берется равным 1.
- 2. При таких весах, сонар обнаружит препятствие, если сумма $X = \sum_{x_i \in \Omega_{free}} x_i \omega_i^0$ будет не меньше 1.
- 3. Для удобства расчета, мы хотим, чтобы значения функции P_{free} были заключены между 0 и 1, следовательно, согласно (2),(3), сумма X должна принимать значения от 0 до 1. Для этого мы проводим нормировку: ω_i = ^{ω_i⁰}/_{Σω_i⁰}. Порог X₀ тогда берется равным:

$$X_0 = \frac{1}{\sum_i \omega_i^0}$$

3.2. Нахождение карты проходимости методом градиентного спуска

В данной работе для восстановления карты проходимости мы минимизируем сумму невязок P^{j} , используя метод градиентного спуска. Обратим внимание, что описанная выше модель

предназначена для карт проходимости, где переменные x_i принимают значения только 0 и 1. Оптимизация без ограничений на значения x_i может привести к возникновению значительных искажений на восстановленной карте в случаях, когда переменные x_i принимают значения больше 1 или меньше 0. Поэтому, для того, чтобы значения x_i были близки к 0 и 1, мы вводим дополнительные члены регуляризации в сумму S. Похожий способ борьбы с артефактами может быть найден, например, в статье [13].

Чтобы заключить значения проходимости ячеек построенной карты между 0 и 1 вводится регуляризация:

$$R_1(x_i) = \begin{cases} c_1 \cdot (x_i - 1), \, x_i > 1\\ 0, \qquad 0 \le x_i \le 1\\ -c_1 x_i, \qquad x_i < 0 \end{cases}$$

Чтобы значения проходимости принимали значения, близкие к 0 и 1, вводится слагаемое, которое штрафует за близость значения переменной к 0.5:

$$R_2(x_i) = c_2 | x_i - 0.5 |$$

Доопределим производные функций:

$$P'_{free}(X_0) = P'_{occ}(X_0) = 0,$$

$$R'_1(0) = R'_1(1) = 0,$$

$$R'_2(0.5) = 0.$$

Поскольку $R'_{2}(0.5) = 0$, то значения ячеек клеток, которые не попали в луч ни одного сонара, останутся равными 0.5.

Таким образом, задача построения оптимальной карты переходит в задачу минимизации следующей суммы:

$$S = \sum_{x_i \in M} (R_1(x_i) + R_2(x_i)) + \sum_{z_j \in Z} (P_{free}^j + P_{occ}^j),$$

где *М* – множество ячеек карты, а *Z* – множество показаний сонаров.



Рис. 3. Расположение сонаров на роботе для эксперимента с использованием синтетических (слева) и реальных (спрвава) данных.

ШВЕЦ, ШЕПЕЛЕВ, НИКОЛАЕВ

В данной работе предложенный алгоритм использовался только для обработки уже собранных данных. Скорость работы алгоритма позволяет использовать его в реальном времени, однако для работы в таком режиме (и для работы в течение неограниченного времени) необходимо осуществлять фильтрацию измерения, например, с помощью временного окна.

4. ЧИСЛЕННЫЕ ЭКСПЕРИМЕНТЫ

Форма луча (диаграмма направленности) сонара, использованного в численных экспериментах, приведена на рисунке 4. Области Ω_{free} и Ω_{occ} определяются следующим образом: область Ω_{occ} содержит все точки луча сонара, расстояние до которых лежит в диапазоне $[r - \Delta r; r + \Delta r]$. Область Ω_{free} содержит все точки луча сонара, расстояние до которых меньше $r - \Delta r$.



Рис. 4. Диаграмма направленности сонаров, использованных в экспериментах.



Рис. 5. Территории, на которых проводилось картирование (слева – искусственная территория, справа – реальная территория).

Для численных экспериментов выбраны два набора данных. Первый набор данных синтезирован на основе искусственной карты, представленной на слева на рисунке 5, и все показания сонаров являются точными. В этом эксперименте робот движется по прямой снизу вверх (по центру карты), и на его корпусе располагаются три сонара с каждой стороны (слева и справа): один сонар с каждой стороны смотрит строго перпендикулярно в направлении к стене, и еще два сонара с каждой стороны развернуты к нему под углом 30 градусов, как показано на рисунке 3 (слева). Результаты экспериментов на синтетической карте приведены на рисунке 6. Результаты восстановления карты проходимости представлены на рисунке 6. Как видно из

рисунка, наш метод значительно лучше восстанавливает дверные проемы. Для экспериментов использовались следующие параметры: $\alpha_1 = 0.05$, $\alpha_2 = 0.01$, $c_1 = 5$, $c_2 = 1$



Рис. 6. Результаты восстановления карты проходимости на основе синтетических данных.

Второй набор данных собран с использованием настоящего робота, с передней стороны которого расположены 4 сонара как показано на рис. 3 (справа). При этом робот осуществляет полное вращение на месте в комнате, карта которой представлена справа на рисунке 5. Показания распределены неравномерно по углу (поскольку вращение осуществлялось не с постоянной скоростью). При этом некоторые показания сонаров являются выбросовыми, а также позиции сонаров измерены не совсем точно. Этот случай позволяет определить, какой эффективность обладает наш алгоритм на реальных данных по сравнению с традиционным. Результаты восстановления представлены на рисунке 7. Вследствие неравномерности снятых измерений, а также особенностей используемых методов, оба метода не смогли восстановить точную карту проходимости, однако метод на основе градиента сумел успешно восстановить дверное отверстие, в то время как традиционный метод – нет.

5. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В данной работе предлагается алгоритм восстановления карты проходимости на основе показаний сонаров, использующий метод градиентного спуска. Предложена простая прямая модель сонара, описывающая, насколько хорошо показания сонара объяснены имеющейся картой проходимости. Основным преимуществом предложенной модели над стандартными моделями является отсутствие предположения о независимости значений проходимости соседних ячеек карты проходимости. Проведены численные эксперименты на реальных и синтетических данных, и показано, что предложенный метод превосходит стандартный метод восстановления карты проходимости. Предложенный метод может быть имплементирован для работы в реальном времени в течение длительного времени: для этого достаточно имплементировать динамическое добавление и удаление членов из функции, которая минимизируется при поиске карты. Однако в данной работе не были проведены подобные эксперименты. Будущая работа включает проведение более масштабных испытаний на реальных данных в режиме реального времени.



Рис. 7. Результаты восстановления карты проходимости на основе реальных данных.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

- Moras J., Cherfaoui V., and Bonnifait P. Credibilist occupancy grids for vehicle perception in dynamic environments. In *Robotics and Automation (ICRA)*, 2011 IEEE International Conference on, pages 84–89. IEEE, 2011.
- Lategahn H., Derendarz W., Graf T., Kitt B., and Jan E. Occupancy grid computation from dense stereo and sparse structure and motion points for automotive applications. In *Intelligent Vehicles Symposium* (IV), 2010 IEEE, pages 819–824. IEEE, 2010.
- Elfes A. Using occupancy grids for mobile robot perception and navigation. Computer, 22(6):46–57, 1989.
- 4. Moravec H. Sensor fusion in certainty grids for mobile robots. AI magazine, 9(2):61, 1988.
- Tardós J.D., Neira J., Newman P., and Leonard J. Robust mapping and localization in indoor environments using sonar data. The International Journal of Robotics Research, 21(4):311–330, 2002.
- 6. Paskin M. and Thrun S. Robotic mapping with polygonal random fields. arXiv:1207.1399, 2012.
- 7. Thrun S. Learning occupancy grid maps with forward sensor models. *Autonomous robots*, 15(2):111–127, 2003.
- 8. Elfes A. Occupancy grids: a probabilistic framework for robot perception and navigation. 1989.
- 9. Konolige K. Improved occupancy grids for map building. Autonomous Robots, 4(4):351–367, 1997.
- Leonard J., Durrant-Whyte H., and Cox I. Dynamic map building for an autonomous mobile robot. The International Journal of Robotics Research, 11(4):286-298, 1992.
- Latombe J-C.. Robot motion planning (the kluwer international series in engineering and computer science). 1990.
- 12. LV MaxSonar EZ Series Data sheet. http://maxbotix.com/documents/LV-MaxSonar-EZ Datasheet.pdf.
- Chukalina M., Nikolaev D., Sokolov V., Ingacheva A., Buzmakov A., Prun V. CT Metal Artifact Reduction by Soft Inequality Constraints. *Proceedings SPIE. Eighth International Conference on Machine* Vision (ICMV 2015), 2015, V. 9875, 98751C-1, pp. 1-5. 10.1117/12.2228810
- Shvets E., Nikolaev D. Complex approach to long-term multi-agent mapping in low dynamic environments. *Eighth International Conference on Machine Vision*. International Society for Optics and Photonics, 2015.

Sonar-based Occupancy Grid Mapping with Forward Sonar Model Using Gradient Descent

E. A. Shvets, D. A. Shepelev, D. P. Nikolaev

Mapping of the surrounding environment is one of the most important functions of autonomous robots. Efficient mapping algorithm is necessary for successful localization and path finding. Mapping can be done using data from different sensors. Using sonars is a very popular option, due to their cheapness and ease of installation. In this paper we propose a sonar-based mapping algorithm that uses continuous optimization. Proposed algorithm can be used in real-time, and its main advantage over the popular methods is more accurate detection of form of small obstacles (with size equal or less to the sonar beam width) and detection of narrow passages, such as doorways.

KEYWORDS: sonar-based mapping, occupancy grid maps, forward sonar model, continuous optimization