

Название организации

Диссертация допущена к защите
зав. кафедрой

_____ ФИО зав. кафедрой

«_____» _____ 2016 г.

**ДИССЕРТАЦИЯ
на соискание ученой степени
МАГИСТРА**

Тема: **Тема диссертации**

Направление: 111111 – Название направления

Магистерская программа: 111111 – Название программы

Выполнил студент гр. 1111/1 _____ ФИО автора

Научный руководитель,

д. ф.-м. н., ст. н. с.

_____ ФИО руководителя

Рецензент,

д. ф.-м. н., в. н. с.

_____ ФИО рецензента

Консультант по вопросам

охраны труда,

к. т. н., доц.

_____ ФИО консультанта

Оглавление

Введение	3
Глава 1. Картирование с прямой и обратной моделью сенсора .	4
1.1. Картирование с обратной моделью сенсора	4
1.1.1. Обратная модель сенсора	6
1.1.2. Недостатки метода картирования с обратной моделью . .	7
1.2. Картирование с прямой моделью сенсора	8
1.2.1. Прямая модель сонара Труна	8
1.2.2. Картирование с прямой моделью	10
Глава 2. Картирование с прямой моделью в режиме реального времени	11
2.1. Картирование методом стохастического градиента	11
Заключение	13
Список литературы	14
Приложение А. Заголовок приложения	15

Введение

Глава 1

Картирование с прямой и обратной моделью сенсора

В этой главе рассматриваются два ставших уже классическими подхода построения карт проходимости. TODO

1.1. Картирование с обратной моделью сенсора

Пусть m_i - клетка карты проходимости m . Будем считать, что каждая клетка m_i - бинарная случайная величина, принимающая два значения: {свободная, занятая}. *Наблюдением* сенсора z_t будем называть измерение и позу датчика в момент времени t , где это измерение было сделано. Вместо того, чтобы напрямую решать задачу картирования, будем искать вероятность занятости некоторой карты m при наблюдениях z_1, \dots, z_T

$$p(m|z_1, \dots, z_T) \equiv p(m|z_{1,T})$$

Основная проблема в том, что карта проходимости m принадлежит пространству большой размерности. Чтобы обойти эту проблему при оценке $p(m|z_{1,T})$, вводится предположение о том, что клетки карты m_i - случайные, независимые величины. Тогда

$$p(m|z_{1,T}) = \prod_i p(m_i|z_{1,T})$$

Таким образом, достаточно понять, как можно оценить вероятность занятости клетки i при известных наблюдениях $z_{1,T}$. Разложим $p(m_i|z_t)$ по правилу Байеса:

$$p(m_i|z_{1,t}) = \frac{p(z_t|m_i, z_{1,t-1})p(m_i|z_{1,t-1})}{p(z_t|z_{1,t-1})} \quad (1.1)$$

В предположении статичности окружения, ясно, что наблюдение z_t не зависит от предыдущих наблюдений, при условии заданной карты проходимости m :

$$p(z_t|m, z_{1,t-1}) = p(z_t|m)$$

Это действительно верно в предположении о статичности окружения. Однако, в этом методе делается более сильное утверждение: *наблюдение z_t не зависит от предыдущих измерений при заданном состоянии клетки m_i , в независимости от состояний соседних клеток.*

$$p(z_t|m_i, z_{1,t-1}) = p(z_t|m_i) \quad (1.2)$$

Подставив в (1.1) формулу выше, снова воспользуемся правилом Байеса

$$p(m_i|z_{1,t}) = \frac{p(z_t|m_i)p(m_i|z_{1,t-1})}{p(z_t|z_{1,t-1})} = \frac{p(m_i|z_t)p(z_t)p(m_i|z_{1,t-1})}{p(m_i)p(z_t|z_{1,t-1})} \quad (1.3)$$

Напомним, что эта формула написана для случая, когда m_i занята. Похожую формулу можно получить для свободной m_i :

$$p(\overline{m_i}|z_{1,t}) = \frac{p(\overline{m_i}|z_t)p(z_t)p(\overline{m_i}|z_{1,t-1})}{p(\overline{m_i})p(z_t|z_{1,t-1})} \quad (1.4)$$

Поделив (1.3) на (1.4) получим

$$\frac{p(m_i|z_{1,t})}{p(\overline{m_i}|z_{1,t})} = \frac{p(m_i|z_t) p(\overline{m_i}) p(m_i|z_{1,t-1})}{p(\overline{m_i}|z_t) p(m_i) p(\overline{m_i}|z_{1,t-1})} \quad (1.5)$$

Заметим, что $p(\overline{m_i}) = 1 - p(m_i)$. Поэтому, переписав (1.5) в виде log-odds $l(p(m_i)) = \log \frac{p(m_i)}{1-p(m_i)}$, окончательно получаем формулу позволяющую рекурсивно вычислять $l(m_i|z_{1,t})$

$$l(m_i|z_{1,t}) = l(m_i|z_t) - l(m_i) + l(m_i|z_{1,t-1}) \quad (1.6)$$

Алгоритм 1: Картирование с обратной моделью сенсора

Инициализация

for *all* m_i *in* m **do**

$l_i = \log \frac{p(m_i)}{1-p(m_i)}$

end

Рекурсивное обновление log-odds

for *all* z_t **do**

for *all* m_i *in* m **do**
 $l_{i+} = \log \frac{p(m_i|z_t)}{1-p(m_i|z_t)} - \log \frac{p(m_i)}{1-p(m_i)}$
 end

end

Получение вероятностей из log-odds

for *all* m_i *in* m **do**

$p(m_i|z_{1:T}) = 1 - e^{-l_i}$

end

В (1.5) вероятность $p(m_i)$ выражает наши априорные представления о карте, обычно её полагают равной 0.5, считая что какой-либо информации о занятости всей карты в целом нам ничего определенного неизвестно.

1.1.1. Обратная модель сенсора

Величину $p(m_i|z_t)$ называют *обратной моделью сенсора (inverse sensor model)*, выражающую вероятность занятости клетки m_i при известном наблюдении z_t . Пример того как выглядит эта вероятность можно увидеть на рисунке TODOInverseModelExample.

Заметим, что обратная модель *напрямую не содержит в себе зависимость от соседних клеток*. Это очень важное допущение, которое предполагает, что о состоянии клетки можно сделать выводы основываясь только на *наблюдениях*, независимо от соседних клеток карты. В этом заключается основной проблема этого метода, когда гипотеза о независимости клеток не работает.

1.1.2. Недостатки метода картирования с обратной моделью

Важное предположение о независимости клеток, необходимое для разложения вероятности $p(m)$ на произведение всех $p(m_i)$, является в некоторых случаях существенным. Рассмотрим в качестве примера ситуацию, когда для картирования используются идеальные сонары (без ошибки измерений). В отличие от лазерного дальномера, сонар имеет достаточно широкую область видимости, которая часто представляется в виде конуса, пересекающий множество клеток (см рис TODOInverseSonarsExample). Измерение сонара говорит о следующем - на конце конуса должно находиться препятствие, которое должно хорошо объяснять полученное измерение.

На рисунке TODOInverseSonarsExample изображены два сонара, области видимости которых пересекаются в нескольких клетках. Для левого сонара эти клетки принадлежат области препятствия, а для правого - области свободной от препятствия. В результате работы алгоритма мы получим, противоречивую информацию о занятости этих клеток: одно измерение говорит о том, что эти клетки должны быть заняты, другое - что свободны. Легко понять, что эти клетки должны быть свободны, так как есть другие клетки хорошо объясняющие эти 2 измерения (Рис TODOInverseSonarsExample). Однако эта важная дополнительная информация не используется методом, в силу предположения о независимости клеток.

В случае идеальных лазерных дальномеров, у которых очень узкая область видимости, эта проблема практически не касается.

Таким образом, можно сделать вывод, что по крайней мере в случае сонаров, использовать этот метод с предположением о независимости клеток нельзя. Но напрямую вычислить вероятность $p(m|z_{1-t})$ не представляется возможным, так как пространство всевозможных карт огромно.

Себастьян Трун (Sebastian Thrun) в работе TODOThrun предложил другой метод картирования, лишенный проблем выше.

1.2. Картирование с прямой моделью сенсора

Величина $p(z|m)$ представляет собой вероятностное распределение наблюдения сенсора z при некоторой заданной карте проходимости m , которую будем называть *прямой моделью* (*forward model*) по аналогии с обратной моделью $p(m|z)$. Интуитивно прямая модель показывает на сколько хорошо наблюдение z объясняет карту проходимости m . Далее приведено подробное описание прямой модели сонара Себастьяна Труна, так как в дальнейшем оно будет использовано в работе.

1.2.1. Прямая модель сонара Труна

Предполагается, что сонар выдает измерения r принадлежащие $[R_{min}, R_{max}]$. Измерение r может быть получено в результате двух сценариев:

1. **Случайный выброс.** С вероятностью p_{rand} сонар выдает случайное значение дальности, распределенное равномерно на $[R_{min}, R_{max}]$. Этот случай описывает возможные ошибочные измерения сенсора, которые могут получиться в результате переотражений, зашумлений другими сонарами и т.д.
2. **Обычный случай.** С вероятностью p_{hit} некоторое препятствие, которое находится в области видимости сонара, может отразить волну, таким образом сонар измерит дистанцию до этого препятствия с некоторой гауссовой ошибкой. С вероятностью $1 - p_{hit}$ препятствие волну не отразит, но волна может отразиться от либо следующего препятствия, либо сонар в качестве измерения вернет максимальное R_{max} .

В качестве примера рассмотрим случай на Рис Сонар3Препятствия. Видно что самое близкое препятствие не лежит в конусе видимости сонара, поэтому при обычном сценарии работы сонара оно не влияет на $p(z|m)$. С вероятностью p_{rand} сонар выдаст ошибочное измерение. Пусть d_1 и d_2 расстояния до

первого и второго препятствия в области видимости сонара соответственно. С вероятностью $(1 - p_{rand})p_{hit}$ сонар обнаружит первое препятствие и вернёт $d_1 + e$, где e - гауссова ошибка. Однако с вероятностью $(1 - p_{rand})(1 - p_{hit})$ первое препятствие не будет замечено сенсором. Аналогично с вероятностью $(1 - p_{rand})(1 - p_{hit})p_{hit}$ будет обнаружено второе препятствие. С вероятностью $(1 - p_{rand})(1 - p_{hit})(1 - p_{hit})$ сенсор вернет максимальное измерение R_{max} .

Теперь опишем эту модель формально. Пусть внутри области видимости сонара находятся K препятствий, отсортированных в порядке возрастания дистанции d_k . Через $\{c_*, c_0, c_{1,K}\}$ будем обозначать множество различных сценариев работы сонара, через c_* - случайный выброс, c_0 - измерение R_{max} .

1. Пусть реализовался случай, когда измерение было порождено событием c_k , $k \in \{0, \dots, K\}$

$$p(z|m, c_k) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{1}{2} \frac{(z-d_k)^2}{\sigma^2}} \quad (1.7)$$

2. Если реализовался случай c_* , то

$$p(z|m, c_*) = \frac{1}{R_{max}} \quad (1.8)$$

Таким образом, распределение $p(z|m)$ является смесью распределений

$$p(z|m) = \sum_{c_i \in \{c_*, c_0, K\}} p(z|m, c_k) p(c_k) \quad (1.9)$$

Из рассуждений выше запишем априорную вероятность $p(c_k)$

$$p(c_k) = \begin{cases} p_{rand}, & k = * \\ (1 - p_{rand})(1 - p_{hit})^K, & k = 0 \\ (1 - p_{rand})(1 - p_{hit})^{k-1} p_{hit}, & k > 0 \end{cases} \quad (1.10)$$

Окончательно получаем

$$\begin{aligned}
p(z|m) = & \frac{1}{R_{max}} p_{rand} \\
& + \sum_{i \in \{1, \dots, K\}} \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{1}{2} \frac{(z-d_k)^2}{\sigma^2}} (1 - p_{rand})(1 - p_{hit})^{k-1} p_{hit} \\
& + \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{1}{2} \frac{(z-R_{max})^2}{\sigma^2}} (1 - p_{rand})(1 - p_{hit})^K
\end{aligned} \tag{1.11}$$

1.2.2. Картирование с прямой моделью

Придумать какие-то слова про картирование с помощью ЕМ алгоритма и какой-нибудь ещё метод. БЛАБЛА

По сравнению с методами картирования, которые используют обратную модель, алгоритмы с прямой моделью сохраняют зависимости между клетками карты, что позволяет лучше восстанавливать карту проходимости. На Рис ОбрПрямДверь видно, что метод из работы РаботаТрун восстановила дверной проем, в отличие от метода обратной модели.

Основной недостаток этих методов заключается в том, что они не работают в режиме реального времени и требуют больших вычислительных ресурсов для поиска оптимальной карты.

Глава 2

Картирование с прямой моделью в режиме реального времени

2.1. Картирование методом стохастического градиента

Используя прямую модель Труна, мы предлагаем метод картирования, который использует преимущества прямой модели, при этом допускает реализацию, работающую в режиме реального времени. Как и раньше, через m будем обозначать карту проходимости. Через S - множество сонаров s . Через $o(m_i)$ будем обозначать занятость клетки m_i : $o(m_i) = 1$ - клетка проходима, $o(m_i) = 0$ - клетка непроходима. Введем следующий функционал от m и S :

$$\Phi(m, S) = \phi_{sonars}(m, S) + \phi_{occupancy}(m) + \phi_{borders}(m), \quad (2.1)$$

Рассмотрим составляющие функционала (2.1)

1. ϕ_{sonars} - распределение наблюдений сонаров z_s при заданной карте проходимости m .

$$\phi_{sonars} = p(z_1, \dots, z_S | m) = \prod_{s \in S} p(z_s | m) \quad (2.2)$$

2. $\phi_{occupancy}(m)$ отвечает за априорные представления о проходимости карты

$$\phi_{occupancy}(m) = \sum_{m_i} w_o o(m_i) \quad (2.3)$$

3. $\phi_{borders}(m)$ вводит штраф пропорциональный квадрату числа границ между проходимыми и непроходимыми клетками

$$\phi_{borders}(m) = \sum_{m_i} w_b n^2(m_i) \quad (2.4)$$

Весовые коэффициенты w_o и w_b позволяют регулировать значимость регуляризации и показаний сонаров.

Таким образом задача картирования сводится к задаче минимизации (2.1) по всем возможным картам проходимости

$$m^* = \underset{m}{\operatorname{argmin}} \phi_{sonars}(m, S) + \phi_{occupancy}(m) + \phi_{borders}(m) \quad (2.5)$$

Минимизация проводится стохастического градиента. На каждом шаге оптимизации выполняется следующее:

1. Случайным образом выбирается клетка m_i и значение проходимости $o(m_i)$ инвертируется.
2. Для нового значения проходимости клетки m_i пересчитываются $\phi_{sonars}(m, S)$, $\phi_{occupancy}(m)$ и $\phi_{borders}(m)$.
3. Если $\Phi_{new}(m, S) < \Phi_{old}(m, S)$, то сохраняем новое значение $o(m_i)$, иначе инвертируем обратно. Для избежания застревания в локальных минимумах, инвертирование сохраняется с вероятностью p_{rand} , вне зависимости от $\Phi_{new}(m, S)$.

При инвертировании одной клетки слагаемые $\phi_{occupancy}(m)$ и $\phi_{borders}(m)$ меняется очевидным образом (TODO описать??).

В слагаемом $\phi_{sonars}(m, S) = \prod_{s \in S} p(z_s | m)$ меняются только те члены произведения, для которых инвертированная клетка лежит в области видимости сенсора.

Все это позволяет на каждом шаге быстро пересчитывать значение функционала $\Phi_{new}(m, S)$, так как приходится пересчитывать лишь малую часть функционала $\phi_{sonars}(m, S)$, значения $\phi_{occupancy}(m)$ и $\phi_{borders}(m)$ зависит только от локальной части карты.

Заключение

Список литературы

Приложение А

Заголовок приложения