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

Москва – 2016

Оглавление

Введение

Глава 1

Картирование с прямой и обратной моделью сенсора

В этой главе рассматриваются 2 классических метода 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 $z_1, ..., z_T$

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

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 Баеса:

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

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 (не всегда применимое): *наблюдение z_t не зависит от предыдущих измерений при заданном состоянии клетки m_i, в независимости от состояний соседних клеток.*

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

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

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

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

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

Поделив (1.3) на (1.4) получим

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

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 $l(m_i|z_{1,t})$

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

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**

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

  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

Заключение

Список литературы

Приложение А

Заголовок приложения