

基于已知位姿的构图算法 (Grid-based)







1、地图分类

建图算法

- 2、覆盖栅格建图算法
- ◯ 3、计数(Count Model)建图算法



1、地图分类

建图算法

- 2、覆盖栅格建图算法
- 3、计数(Count Model)建图算法





概念

- 地图即为环境的空间模型
- 环境地图是机器人进行定位和规划的前提
- 地图主要分为三类:



尺度地图



拓扑地图



语义地图



1、地图分类

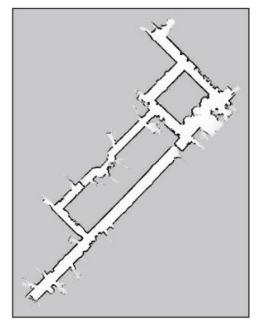
建图算法

- 2、覆盖栅格建图算法
- 3、计数(Count Model)建图算法



0

栅格地图的特征点



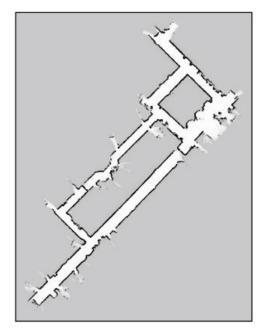
尺度地图

- 把环境分解成一个一个的小栅格
- 每个栅格有两种状态: 占用(Occupied) 或者空闲(free)
- 非参模型
- 随着地图的增大,内存需求急剧增加
- 天然区分可通行区域,适合进行轨迹规划



0

构建栅格地图



尺度地图



数学描述

• 给定机器人的位姿和传感器的观测数据 (主要指激光雷达)。

$$data = \{x_1, z_1, x_2, z_2, \dots x_n, z_n\}$$

• 估计出最可能的地图

$$m^* = \arg \max_{m} P(m|data)$$

$$\downarrow$$

$$m^* = \arg \max_{m} P(m|x_{1:t}, z_{1:t})$$



0

假设

- 栅格地图中的栅格是一个二元随机变量, 只能取两个值:占用(Occupied)或者空 闲(Free)
- $p(m_i) = 1$ 表示被占用, $p(m_i) = 0$ 表示空闲, $p(m_i) = 0.5$ 表示不知道(Unknown)
- 在建图的过程中,环境不会发生改变

• 地图中的每一个栅格都是独立的,因此数学表达式可以表示为:

$$p(m) = \prod p(m_i)$$

• 地图估计问题表示为:

$$p(m|x_{1:t}, z_{1:t}) = \prod p(m_i|x_{1:t}, z_{1:t})$$

• 因此,估计环境的地图只需要对每一个独立的栅格进行估计即可。



地图估计

• m_i是一个二元随机变量,因此:

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

$$= \frac{p(z_t|m_i, x_t)p(m_i|z_{1:t-1}, x_{1:t-1})}{p(z_t|z_{1:t-1}, x_{1:t})}$$

其中:

$$p(z_t|m_i, x_t) = \frac{p(m_i|z_t, x_t)p(z_t|x_t)}{p(m_i|x_t)}$$





• m_i是一个二元随机变量,因此:

$$p(m_i|x_{1:t}, z_{1:t}) = \frac{p(m_i|z_t, x_t)p(z_t|x_t)}{p(m_i|x_t)} \frac{p(m_i|z_{1:t-1}, x_{1:t-1})}{p(z_t|z_{1:t-1}, x_{1:t})}$$

$$= \frac{p(m_i|z_t, x_t)p(z_t|x_t)}{p(m_i)} \frac{p(m_i|z_{1:t-1}, x_{1:t})}{p(z_t|z_{1:t-1}, x_{1:t})}$$

同理,对于¬m_i:

$$p(\neg m_i|x_{1:t}, z_{1:t}) = \frac{p(\neg m_i|z_t, x_t)p(z_t|x_t)}{p(\neg m_i|x_t)} \frac{p(\neg m_i|z_{1:t-1}, x_{1:t-1})}{p(z_t|z_{1:t-1}, x_{1:t})}$$

$$= \frac{p(-m_i|z_t, x_t)p(z_t|x_t)}{p(\neg m_i)} \frac{p(\neg m_i|z_{1:t-1}, x_{1:t-1})}{p(z_t|z_{1:t-1}, x_{1:t})}$$



地图估计

• 两者之比:

$$\frac{p(m_i|x_{1:t},z_{1:t})}{p(\neg m_i|x_{1:t},z_{1:t})} = \frac{p(m_i|z_t,x_t)}{p(m_i)} \frac{p(m_i|z_{1:t-1},x_{1:t-1})p(\neg m_i)}{p(-m_i|z_t,x_t)p(\neg m_i|z_{1:t-1},x_{1:t-1})}$$

$$= \frac{p(m_i|z_t,x_t)}{p(\neg m_i|z_t,x_t)} \frac{p(m_i|z_{1:t-1},x_{1:t-1})}{p(\neg m_i|z_{1:t-1},x_{1:t-1})} \frac{p(\neg m_i)}{p(m_i)}$$

• 对于二元随机变量:

$$\frac{p(m_i|x_{1:t},z_{1:t})}{p(\neg m_i|x_{1:t},z_{1:t})} = \frac{p(m_i|z_t,x_t)}{1 - p(m_i|z_t,x_t)} \frac{p(m_i|z_{1:t-1},x_{1:t-1})}{1 - p(m_i|z_{1:t-1},x_{1:t-1})} \frac{1 - p(m_i)}{p(m_i)}$$



地图估计

• 对于p(x), 定义对应的Log-Odd项:

$$l(x) = \frac{p(x)}{1 - p(x)}$$

• 则:

$$p(x) = 1 - \frac{1}{1 + \exp(l(x))}$$

⇒ 覆盖栅格建图算法



• 则变成:

$$l(m_i|x_{1:t},z_{1:t}) = l(m_i|x_t,z_t) + l(m_i|x_{1:t-1},z_{1:t-1}) - l(m_i)$$

- $l(m_i|x_t,z_t)$ 表示激光雷达的逆观测模型(inverse measurement Model)
- $l(m_i|x_{1:t-1},z_{1:t-1})$ 表示栅格 m_i 在t-1时刻的状态
- $l(m_i)$ 表示栅格 m_i 的先验值,该值对所有栅格都相同





occupancy_grid_mapping($\{l_{t-1,i}\}, x_t, z_t$):

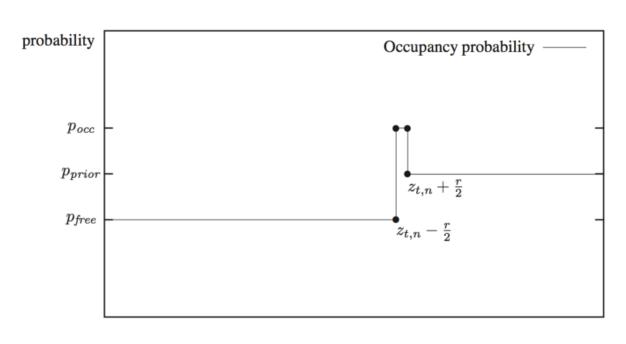
```
for all cells m_i do
1:
2:
              if m_i in perceptual field of z_t then
3:
                  l_{t,i} = l_{t-1,i} + \text{inv\_sensor\_model}(m_i, x_t, z_t) - l_0
4:
              else
5:
                  l_{t,i} = l_{t-1,i}
6:
              endif
7:
         endfor
8:
         return \{l_{t,i}\}
```

- 该算法对某一个栅格进行操作的 时候,只有加法操作,因此具有 非常高的更新速度。
- 更新的时候,需要知道传感器的 逆测量模型





激光雷达的逆观测模型



• 经过的栅格都为Free。

• 击中的栅格为Occupied

• 其余栅格为Unknown



1、地图分类

建图算法

- 2、覆盖栅格建图算法
- 3、计数(Count Model)建图算法

⇒ 计数建图算法

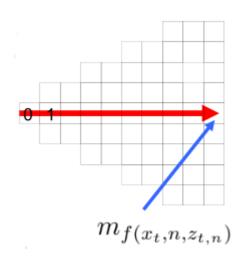


- 对于每一个栅格统计两个量: misses(i)和hits(i)
- misses(i)表示栅格i被激光束通过 的次数,即被标为free的次数
- hits(i)表示栅格i被激光束击中的 次数,即被标为occupied的次数

- 当hits(i) / (missed(i) + hits(i))超 过阈值则认为该栅格为Occupied, 否则认为栅格是Free的。
- Hits(i)/(misses(i) + hits(i))表示 栅格i的极大似然估计



数学描述



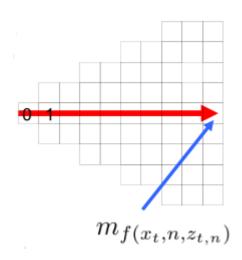
- t时刻的机器人位姿为 x_t
- t时刻的激光雷达数据为 z_t ,第n个激光束为 $z_{t,n}$
- $c_{t,n}$ 表示t时刻的第n个激光束是否为最大值。 $c_{t,n}$ =1表示最大值, $c_{t,n}$ =0表示正常值。

• $f(x_t, n, z_{t,n})$ 表示t时刻第n个激光束击中的栅格的下标, $m_{f(x_t, n, z_{t,n})}$ 表示对应的栅格的占用概率



0

观测模型



$$p(z_{t,n}|x_t,m) = \begin{cases} \prod_{k=0}^{z_{t,n}-1} (1 - m_{f(x_t,n,k)}) & c_{t,n} = 1\\ m_{f(x_t,n,z_{t,n})} \prod_{k=0}^{z_{t,n}-1} (1 - m_{f(x_t,n,z_{t,n})}) & c_{t,n} = 0 \end{cases}$$



地图估计

• 地图的极大似然估计为:

$$m^* = arg \max_{m} P(m|x_{1:t}, z_{1:t})$$

• 等价于:

$$m^* = arg \max_{m} P(z_{1:t}|m, x_{1:t})$$

$$= arg \max_{m} \prod P(z_t|m, x_t)$$

$$= arg \max_{m} \sum \ln P(z_t|m, x_t)$$

\$ 计数建图算法



地图估计

• 可化简为:

$$m^* = arg \max_{m} \sum_{j=0}^{J} \sum_{t=1}^{T} \sum_{n=1}^{N} \left(I(f(x_t, n, z_{t,n}) = j) \cdot (1 - c_{t,n}) \cdot \ln m_j + \sum_{k=0}^{z_{t,n}-1} I(f(x_t, n, z_{t,n}) = j) \cdot \ln(1 - m_j) \right)$$

$$a_j = \sum_{t=1}^T \sum_{n=1}^n I(f(x_t, n, z_{t,n}) = j)) \cdot (1 - c_{t,n})$$
表示栅格j被激光集中的次数,即hits(j)

$$b_j = \sum_{t=1}^T \sum_{n=1}^n \sum_{k=0}^{z_{t,n}-1} I(f(x_t, n, z_{t,n}) = j))$$
表示栅格j被激光通过的次数,即missed(j)

• 则:

$$m^* = arg \max_{m} \sum_{i=0}^{J} a_i \ln m_i + b_i \ln(1 - m_i)$$



地图估计

• 优化函数:

$$m^* = arg \max_{m} \sum_{j=0}^{J} a_j \ln m_j + b_j \ln(1 - m_j)$$

• 显然是关于 m_i 的函数,其极值可直接求其对于 m_i 的导数,令其等于0即可:

$$\frac{\partial F(x)}{\partial m_i} = \frac{a_j}{m_i} - \frac{b_j}{1 - m_i} = 0$$

• 化解可得:

$$m_j = \frac{a_j}{a_j + b_j}$$
 a_j 表示 $hits(j)$ b_j 表示 $misses(j)$





实现建图算法

• 建议使用覆盖栅格建图算法



感谢各位聆听 Thanks for Listening