

基于动态阈值启发式图搜索的 SLAM 算法

冯 林, 柴红霞, 孙 焘, 殷志远

(大连理工大学创新实验学院, 辽宁 大连 116023)

摘 要: 针对当前多数 SLAM 数据关联算法存在不能在线修正的问题, 提出一种使用动态阈值的启发式图搜索数据关联算法。该方法使用回溯机制实现对错误数据的修正, 在搜索过程中使用动态阈值进行门限过滤, 减少可能的数据关联的数目, 在不降低数据关联正确率的情况下, 提高数据关联效率。仿真实验结果表明, 该算法可有效地降低运算时间。

关键词: 数据关联; 启发式图搜索; 动态阈值; 在线修正; 回溯

SLAM Algorithm Based on Heuristic Graph Search with Dynamic Threshold

FENG Lin, CHAI Hong-xia, SUN Tao, YIN Zhi-yuan

(School of Innovation Experiment, Dalian University of Technology, Dalian 116023, China)

【Abstract】 Aiming at the problem that most of data association algorithm can't amend past error associations on line, this paper presents a heuristic graph search algorithm which uses dynamic threshold. The algorithm uses recall to reach amend past error associations and uses dynamic threshold to reduce the number of probable data association. The algorithm doesn't lower the accuracy of data association but raise the efficiency of data association. Experimental result shows that the algorithm takes less times.

【Key words】 data association; heuristic graph search; dynamic threshold; correction on line; recall

DOI: 10.3969/j.issn.1000-3428.2011.17.062

1 概述

在完全未知环境中移动机器人依靠自身所携带的传感器获取环境的感知信息, 创建周围环境的地图, 同时利用所创建的地图实现自身定位, 即同时定位和地图创建(Simultaneous Localization and Mapping Building, SLAM)问题是移动机器人实现自主的关键。SLAM 算法最早出现在文献[1]中, 提出了基于扩展的卡尔曼滤波(Extended Kalman Filtering, EKF)的统计地图, 其中数据关联是它的一个难点。

数据关联是建立在不同时间、不同地点的传感器测量之间, 传感器测量与地图特征之间或者地图特征之间的对应关系, 以确定它们是否源于环境中同一物理实体的过程^[2-3]。不同于一般简单的定位, SLAM 算法对数据关联非常敏感, 错误的数据关联不仅影响机器人的定位, 还会影响地图的建立, 直接导致算法的不一致性及发散^[4-6]。

当前大多数数据关联算法确定关联假设后就不能修改, 如最近邻算法、联合相容算法等。而自 SLAM 问题提出的惰性数据关联的算法^[7]是一种启发式搜索算法, 通过回溯方法实现了修正过去错误的数据关联, 但是因为该方法需要计算维数较大矩阵的逆, 它的实时应用受到了限制。文献[8]提出的基于一种关联树回溯算法(Full SLAM with Backtracking Search Data Association, BTK_SLAM)是在惰性数据关联上的一种改进, 将对数据关联树的搜索和最小二乘的 SLAM 状态估计的算法相结合, 实现了修正过去错误的数据关联, 通过相应的剪枝, 有效减小了运算量, 这种算法是一种启发式搜索的算法。BTK_SLAM 算法使用的固定阈值进行门限过滤, 进行了一些不必要的运算和存储。

本文提出的这种动态阈值的启发式搜索算法是对 BTK_

SLAM 算法的改进。利用最佳优先原则对关联树进行搜索, 获得当前时刻最优的数据关联。当有更优的数据关联存在时, 采用回溯机制获得全局最优关联。在搜索过程中限制搜索深度, 使得该算法能修正过去错误的数据关联, 通过加入动态阈值进行门限过滤, 减少了可能性极小的数据关联, 保证算法的有效性。本文提出一种使用动态阈值的启发式搜索算法(DHBS_SLAM), 并将其与 DHBS_SLAM 算法和 BTK_SLAM 算法、FASTSLAM 算法进行实验对比。

2 问题的描述

2.1 数据关联问题描述

移动机器人 SLAM 的问题涉及移动机器人自身的状态和外部信息。SLAM 问题是一个马尔科夫过程, 假设机器人在时刻 $t(t \in 0, 1, \dots, T)$ 有观测值 K_t 个, 机器人的状态为 x_t , 则其运动轨迹则可以表示为 $X \sqcup \{x_t\}$; 控制输入为 u_t , $t \in (1, 2, \dots, T)$, 控制输入序列可以表示为 $U \sqcup \{u_t\}$; 环境路标为 $l_n, n \in (0, 1, \dots, N)$, $L \sqcup \{l_n\}$; 某一个观测值为 $z_k (k \in (1, 2, \dots, K_t))$, $Z_t \sqcup \{z_k\}$, 表示 t 时刻获得的所有的观测值, $c_k (k \in (1, 2, \dots, K_t))$ 为关联变量, 它的解空间是离散的, 取值在 $0 \sim N$ 之间, 若 $c_k = n$, 表示观测值 z_k 源于环境路标 l_n , $C \sqcup \{c_k\}$, C_t 表示 t 时刻的一个数据关联变量, 地图 θ 表示为 $\theta \sqcup \{X, L\}$ 。

基金项目: 国家自然科学基金资助项目“高维时间序列数据挖掘”(60773213); 辽宁省自然科学基金资助项目(20071092)

作者简介: 冯 林(1969—), 男, 教授、博士、博士生导师, 主研方向: 高维时间序列数据挖掘, 机器视觉, 演化算法; 柴红霞, 硕士研究生; 孙 焘, 博士; 殷志远, 硕士研究生

收稿日期: 2011-02-25 **E-mail:** dlutst@dlut.edu.cn

SLAM 问题可以用 Bayesian 网络模型表示, 对于网络中节点存在联合概率模型:

$$P(X, L, Z | U, C) = P(x_0) \prod_{i=1}^T P(x_i | x_{i-1}, u_i) \prod_{j=1}^K P(z_j | x_{ij}, l_{jm}) \quad (1)$$

其中, $P(x_0)$ 为机器人初始状态的先验分布; $P(x_i | x_{i-1}, u_i)$ 是机器人的状态模型; $P(z_n | x_{in}, l_{in})$ 是机器人观测模型; x_{in} 和 l_{in} 对于 z_n 是可知的。通过极大化 $P(X, L, Z | U, C)$ 可获得 $\theta \sqsubseteq \{X, L\}$ 的极大后验概率。

在 SLAM 问题中 θ 为未知量, 关联问题可以表示为:

$$\theta^* \sqsubseteq \arg \max_{\theta} P(\theta | Z, U, C) \quad \arg \min_{\theta} \{-\lg P(\theta | Z, U, C)\} \quad (2)$$

2.2 搜索问题描述

设序列 $S_t = (C_0, C_1, \dots, C_t)$ ($t \in 0, 1, \dots, T$), S_t 表示关联路径。数据关联的过程实际上是对关联树进行搜索从而获得最佳的 S_T 的过程, 如图 1 所示。设在 $t(t \in 0, 1, \dots, T)$ 时刻有 K_t 个观测值, 出现的路标有 n 个, 对于第 i 个观测值可能的路标有 $n+1$ 个, 则存在 n 个关联假设 $\Pi_{i=1}^n(n+1)$ 个, 为了获得最优的数据关联, 需要搜索的空间为 $\Pi_{i=1}^n(n+1)$, 整个过程搜索空间与观测值的个数呈指数增长。按搜索控制策略划分, 图搜索可以分为盲目搜索和启发式搜索^[9]。盲目搜索的效率较低, 会耗费过多的空间和时间。FASTSLAM 算法中使用的方法是盲目搜索中的宽度优先搜索算法, 是 SLAM 算法最成功的例子之一。启发式搜索也称为有信息搜索, 在搜索过程中对每一个待扩展的节点进行评估, 得到最好的节点, 并继续对该节点进行扩展, 直到获得 T 时刻的最好节点。数据关联的目标就是获得一个最佳的 S_T 。搜索策略有最佳优先搜索、爬山算法、A* 算法等。本文选择最佳优先搜索。

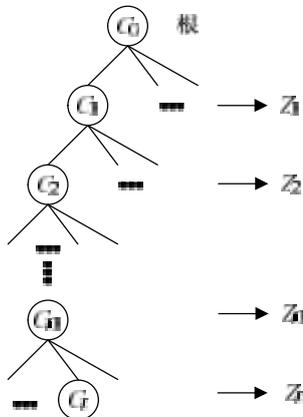


图 1 数据关联树

设 r 为 t 时刻关联树中 C_{t-1} 的任意子节点, 根据式(2), 取函数:

$$\Gamma(r) \sqsubseteq \arg \min_{\theta} \{-\lg P(X, L | Z, U, r, S_{t-1})\} \quad \arg \min_{\theta} \{-\lg P(X, L | Z, U, S_t)\} \quad (3)$$

作为评价函数, 计算 t 时刻关联树中节点 r 的耗散值 $\Gamma(r)$, 选择 $\Gamma(r)$ 最小的节点, 令 $C_t = r$, 加入的关联路径:

$$P(Z, U, S_t) \leq 1 \quad (4)$$

在搜索中, 利用回溯算法选择更好的数据关联实现对过去错误数据的修正。为了避免不必要的回溯降低执行效率, 设置一个最大的回溯高度 D 。

2.3 耗散值计算

耗散值的计算有多种方法, 基于最小二乘完全状态估计的方法就是其中的一种^[10]。这种评估方式建立了数据关联与

状态估计间的双向数据联系, 这样使得数据关联与状态估计相互作用, 好的数据关联可以获得更加准确的状态估计, 而准确的状态估计又利于选择正确的数据关联。本文选择的却是这种方法, 对式(3)进行计算。

3 动态阈值的启发式搜索过程

3.1 动态阈值设置

在搜索的过程中, 排除可能性极小的数据关联对于优化算法性能有着重要作用。设某一个路标 x 的估计值 \hat{x} , x 的期望的观测位置为 $\hat{z} = h(\hat{x})$, 门限确定了可能源于路标 x 的观测和 \hat{z} 可接受的最大偏差。马氏距离表示数据的协方差距离, 可以排除变量相关性的干扰, 马氏距离越小, 表明 2 个变量之间的误差越小^[2]。大多数数据关联算法中采用马氏距离进行门限过滤, 排除可能性极小的数据关联。

马氏距离定义为:

$$D_{ij} = v_{ij}^T S_j^{-1} v_{ij} < \gamma_n \quad (5)$$

其中, $v_{ij}(t+1) = z_i(t+1) - \hat{z}_j(t+1)$ 表示 $t+1$ 时刻第 i 个观测值 z_i 和第 j 个估计观测值 \hat{z} 之间的差; S_j^{-1} 为新息协方差; D_{ij} 是满足 χ^2 分布的随机变量; γ_n 是满足自由度为 n 的 χ^2 分布(卡方分布)。本文选择自由度为 2。表 1 为对应的置信度在 90.0%~99.9% 的卡方值。

表 1 自由度为 2 的卡方值

置信度/(%)	卡方值
90.0	4.605
95.0	5.991
97.5	7.378
99.0	9.210
99.5	10.597
99.9	13.820

多数的算法首先确定一个固定的置信度, 根据置信度确定一个马氏距离 D_{min} 。然后将 D_{min} 作为一个有效的判定阈值, 排除可能性极小的数据关联假设。

根据 2.1 节可知, $P(x_i | x_{i-1}, u_i)$ 是机器人的状态概率模型, $P(x_0)$ 是机器人的初始定位概率。本文用 Q_t 表示系统的不确定性, 表示为:

$$Q_t = 1 - P(x_i | x_{i-1}, u_i) \quad (6)$$

在系统开始工作时, 它的不确定性最小, 称为 Q_{min} , 令 $Q_{min} = 1 - P(x_0)$ 。

由表 1 可知, 卡方值随着置信度的增高而增高, 如果设置置信度越高, 相应的候选数据关联就越大。随着机器人的定位和建图的不断进行, 系统的不确定性增大, 本文的设计思想是, 在系统不确定性增大时, 选择较大范围候选数据关联集合, 设置一个较大的置信度, 相反, 选择较小的置信度。

对于 t 时刻所有的观测路标而言, 设置动态阈值定义为:

$$\alpha = Q_{min} / Q_t \times \omega \quad (7)$$

设 $\omega < 1$ 为一个常量系数, 为了保证关联的正确率, 需要设置一个置信度下限 a_{min} 。通常情况下, $a_{min} \leq a < 1$, 当 $a \geq 1$ 时, 设置一个接近 1 的数 a_{max} , 令 $a \geq a_{max}$; 当 $a < a_{min}$ 时, 设置 $a = a_{min}$ 。

3.2 算法实现

本文中 DHBS_SLAM 算法限制了回溯深度, 减少不必要的回溯, 使用动态阈值, 减少可能的数据关联。图 2 为 DBHS_SLAM 算法的流程。

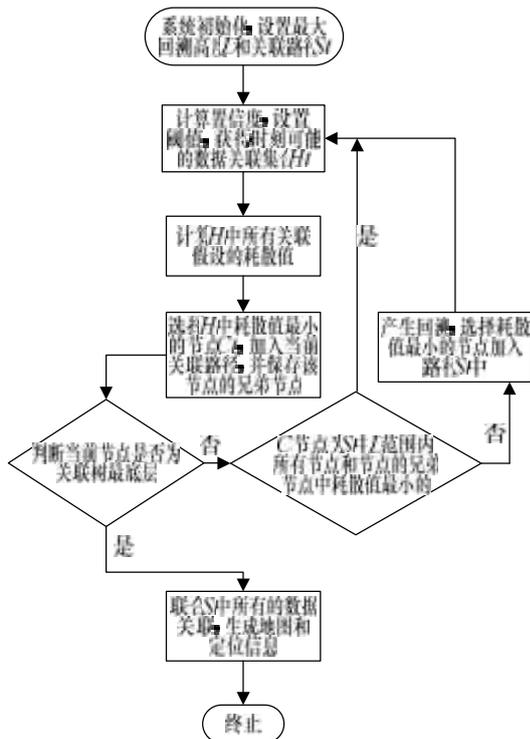


图2 DBHS_SLAM 流程

算法步骤为:

Step1 系统初始化, 获取所有的初始信息, 设最大回溯深度为 D , 关联路径 S_i 。

Step2 通过式(5)计算置信度, 设置动态阈值; HBS_SLAM 算法使用的是固定阈值。使用阈值进行门限过滤, 得到 t 时刻好的关联假设的集合 H_t 。

Step3 计算 H_t 中所有关联假设的耗散值。

Step4 选择当前扩展的节点下耗散值最小的节点 C_i 为待扩展节点, 加入路径 S_i 中, 保存其兄弟节点。

Step5 判断节点 C_i 的耗散值是不是保存路径中距离当前节点 H 范围内的所有节点的兄弟节点中耗散值最小的。如果是, 进入 Step6; 如果不是则产生回溯, 将耗散值最小的节点加入路径 S_i , 转向 Step2。

Step6 判断当前选择的节点是否位于关联树的最底层, 如果不是, 返回 Step2; 如果是, 进入 Step6。

Step7 联合所有选择的关联假设, 获得最终的地图和定位信息, 终止。

4 动态阈值的启发式搜索过程仿真实验

为了验证本文提出算法的有效性和可靠性, 使用 Matlab 进行仿真实验, 将 BHS_SLAM 算法、DHBS_SLAM 算法与 FASTSLAM 算法进行执行时间和数据关联正确率方面的比较。

实验环境如图3所示。在 $100\text{m} \times 100\text{m}$ 的平面空间内分布有路标, 实验中有 180 个~480 个路标, 图中的三角形表示系统机器人; *表示环境中的实际路标; --表示机器人的规划路径。设置实验中的控制参数, 机器人前向运动的速度为 $v_f = 3\text{ m/s}$, 机器人最大转向角为 $MaxAngle = 300$, 最大转向角速度 $w_r = 200\text{ /s}$, 线速度标准差为 $\delta_v = 0.3\text{ m/s}$, 角速度标准差为 $\delta_r = 3.00$ 。设置实验中的观测参数, 最大观测距离为 $MaxRange = 30\text{ m}$; 观测时间间隔为 $DT_OBSERVE = 0.2\text{ s}$; 观测的距离标准差 $\delta_b = 0.1\text{ m}$ 和角度标准差 $\delta_\theta = 1.00$ 。

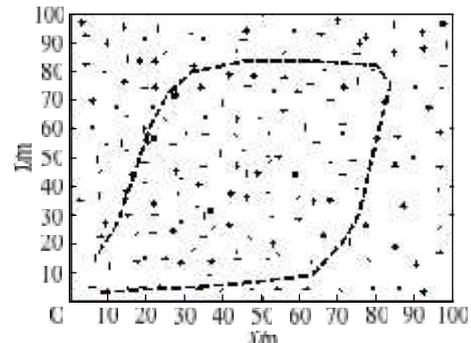


图3 路标特征和机器人的理论轨迹

在仿真实验中, 使用不同的路标数目, 路标数为 180 个~480 个, 步长为 20。图4就是在有 180 个路标的环境中使用 DHBS_SLAM 算法的结果, 其中, *为环境实际路标; --为机器人的规划路径; -为机器人实际路径; □为观测路标。在 DHBS_SLAM 算法中选择最小置信 $a_{min} = 90\%$, $\omega = 99.5\%$ 。

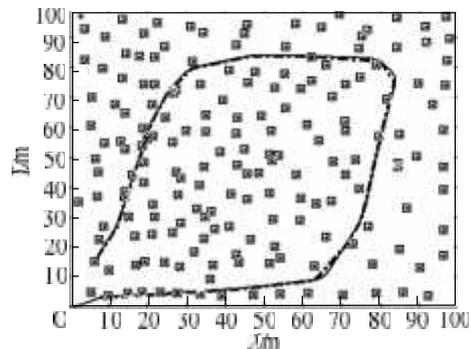


图4 DHBS_SLAM 算法的实验结果

由图5可知, BTK_SLAM 算法和 DHBS_SLAM 算法比 FASTSLAM 算法有更好时间优势, 而动态阈值的使用, DHBS_SLAM 算法与 BTK_SLAM 算法相比有着更高的执行效率, 从图6可以获知, BTK_SLAM 算法和 DHBS_SLAM 算法比 FASTSLAM 算法有更高的数据关联正确率。由图5和图6的结果可知, DHBS_SLAM 算法是一种可行的算法。

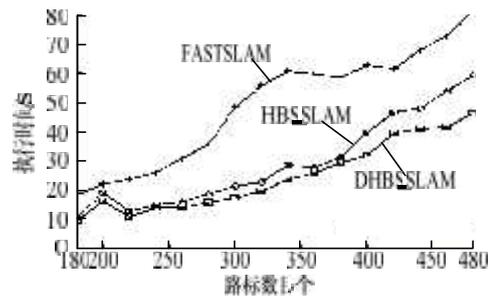


图5 数据关联执行时间曲线

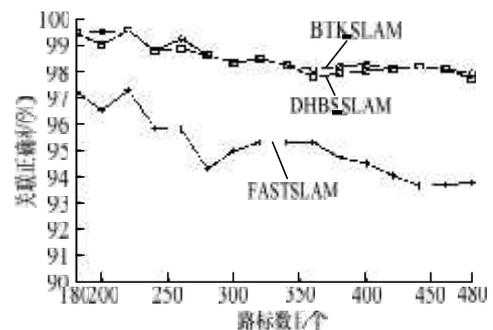


图6 数据关联正确率曲线

(下转第 196 页)