

动态联合最近邻算法

周 武^{1,2}, 赵春霞², 张浩峰²

(1. 浙江师范大学职业技术学院, 浙江金华 321000; 2. 南京理工大学计算机科学与技术学院, 江苏南京 210094)

摘 要: “最近邻算法”(NN)是 SLAM 领域中广泛使用的一种数据关联算法, 它的优点是计算复杂度低, 其缺点是关联准确度易受环境影响. 为提高“最近邻算法”对环境的鲁棒性, 对其进行两处改进: 一是从所有观测值之间的相关性出发, 消除所有观测值配对结果之间的干涉情况; 二是采用多帧观测数据的结果动态滤除观测特征中的伪特征. 此外, 根据机器人的位姿和传感器的有效量程将数据关联限定在局部可能区域中, 从而极大地提高了算法的计算效率. 仿真和实际实验结果表明, 提出的“动态联合最近邻算法”(DJNN)在准确度和计算复杂度方面的性能都很好, 具有极强的应用价值.

关键词: 同时定位与地图创建; 数据关联; 最近邻算法; 准确度; 计算复杂度

中图分类号: TP24 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2010) 02-0359-07

Dynamic Joint Nearest Neighbor Algorithm

ZHOU Wu^{1,2}, ZHAO Chun-xia², ZHANG Hao-feng²

(1. College of Vocational Technology, Zhejiang Normal University, Jinhua, Zhejiang 321000, China;

2. College of Computer Science and Technology, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing, Jiangsu 210094, China)

Abstract: ‘Nearest Neighbor’ (NN) is a widely used data association algorithm in SLAM community. It owns the merit of low computational complexity while maintaining the demerit that its accuracy is susceptible to environments. Two improvements are introduced to enhance the robustness of NN to environments. One is clearing up the interference among all observation mates with a view to the relativity of all observations. The other is dynamically filtrating spurious features in observed features with the association results of measurements over multiple frames. What’s more, data association is limited in potential local region, which is determined by pose of the robot and effective range of the sensor. Thus, computational efficiency of NN is improved greatly. Simulative and experimental results indicate that the presented ‘Dynamic Joint Nearest Neighbor’ (DJNN) performs well on both accuracy and computational complexity. And it is of wonderful value for real applications.

Key words: simultaneous localization and Map building; data association; nearest neighbor; accuracy; computational complexity

1 引言

同时定位与地图创建(SLAM)问题是指把智能机器人放在未知环境中, 智能机器人增量式地创建未知环境的连续地图, 同时确定它在地图中的位置. 由于 SLAM 问题的解法使机器人实现了真正的自主导航, 在过去十几年中逐渐成为智能车辆和移动机器人领域的研究热点. Smith, Cheesman^[1]及 Durrant-Whyte^[2]在描述地标与利用几何不确定性方面奠定了统计基础, Smith 等人^[3]首先在他们的论文中提出了 SLAM 算法, 采用 EKF 对机器人位置和路标位置进行同时估计. 近年来, SLAM 问题的理论解法取得了显著的进展, 并在室内、室外、海下等

多种环境下得到了实践.

以往处理 SLAM 问题的经验表明, 少量的几次关联失败就可能导致算法发散. 数据关联是指利用当前传感器的观测值对地图中已经存在的特征进行更新时, 必须明确指出某个观测值对应于哪个特征, 或是一个新特征或是一个噪声数据. 好的数据关联算法要求兼顾准确度和计算复杂度两方面的性能. 数据关联是目标跟踪领域的一个重要难点, 目前已经有许多相关的研究成果^[4~6], 这些研究对 SLAM 中的数据关联研究具有重要的借鉴意义. SLAM 问题中, 常用的数据关联算法有最近邻算法(Nearest Neighbor)^[7,8]、联合相容分支定界算法(Joint Compatibility Branch and Bound)^[9]、多假设跟踪算法

(Multi-Hypothesis Tracker, MHT)^[10,11] 和多维分配算法 (Multidimensional Assignment, MDA)^[12] 等. 最近邻算法采用某个距离度量对单个观测值进行关联, 通常情况下, 观测值与地图中的某个特征之间的 Mahalanobis 距离小于给定的统计阈值时, 则认为观测值与此特征是相容的, 地图中有多个特征与某个观测值相容时取度量距离最小的那个特征作为关联特征. 最近邻算法 (NN)^[7,8] 的优点是原理简单、计算量小, 缺点是准确度易受环境影响. 联合相容分支定界算法 (JCBB)^[9] 采用联合相容检验准则来检验所有观测值和地图特征之间的相容性, 它同时考虑了所有观测值之间的相关性, 一个错误配对与其他配对联合相容的概率随着配对个数的增加而降低, 这使得它的关联准确度较高, 其缺点是计算复杂度高, 计算量随观测值数目成指数增加. 多假设跟踪算法 (MHT)^[10,11] 和多维分配算法 (MDA)^[12] 综合考虑相邻几帧观测数据进行关联决策, 适用于观测噪声较大的场合, MHT 和 MDA 算法的主要缺点是计算复杂度高, 不适合实时应用.

在 NN 算法的基础上, 进行三处改进: 一是从所有观测值之间的相关性出发, 消除所有观测值配对结果之间的干涉情况; 二是采用预处理特征集和信息变量记录各个时刻数据关联结果的累加值, 滤除观测特征中的伪特征; 三是根据机器人的位姿和传感器的有效量程将数据关联限定在局部可能区域中. 在上面三处改进中, 第一处和第二处改进用来提高关联的准确度, 第三处改进用来降低算法的计算复杂度. 新算法在强干扰环境中具有较高的关联准确度, 并且计算效率高于 NN、JCBB 和 MDA 算法, 文中将新算法称为动态联合最近邻算法 (Dynamic Joint Nearest Neighbor, DJNN).

2 最近邻算法 (NN) 介绍

对于实际观测值 z_i 和地图特征 j 的计算观测值 $\hat{z}_j = h(\hat{x}_j)$, 用 Mahalanobis 距离 (均方差距离) 作为判断它们是否匹配的门限条件, 第 i 个观测值和第 j 个地图特征之间的 Mahalanobis 距离的定义如下.

$$M_{ij} = \mathbf{v}_{ij}^T \mathbf{S}^{-1} \mathbf{v}_{ij} \quad (1)$$

其中, \mathbf{v}_{ij} 和 \mathbf{S} 分别表示偏差信息和协方差, 用公式表示如下:

$$\mathbf{v}_{ij} = \mathbf{z}_i - \hat{\mathbf{z}}_j \quad (2)$$

$$\mathbf{S} = \nabla \mathbf{h} \mathbf{P} \nabla \mathbf{h}^T + \mathbf{R} \quad (3)$$

上式中, $\nabla \mathbf{h}$ 表示观测方程的雅可比矩阵, \mathbf{P} 表示状态向量的方差, \mathbf{R} 表示观测噪声方差.

假设偏差信息 \mathbf{v}_{ij} 服从高斯分布, 则 M_{ij} 服从 χ^2 分布, 用下式作为门限判断条件.

$$M_{ij} \leq \chi_{d, 1-\alpha}^2 \quad (4)$$

式(4)中, $d = \dim(\mathbf{z}_i)$, 一般为 2, $1 - \alpha$ 是置信水平, 通常取为 0.95.

若有多个特征满足门限条件, 则选取正则距离最小的特征 k 作为观测值 z_i 的关联特征, 如下式.

$$N_k = \min_j (\mathbf{v}_{ij}^T \mathbf{S}^{-1} \mathbf{v}_{ij} + \ln |\mathbf{S}|) \quad (5)$$

3 动态联合最近邻算法 (DJNN)

SLAM 问题中, NN、JCBB 和 MDA 算法是典型的三种数据关联算法, 下面对它们的本质思想进行比较. JCBB 算法^[9] 采用联合 Mahalanobis 距离同时检验所有观测值和地图特征之间的相容性, 并采用分支定界算法搜索最佳关联解. 联合相容检验准则考虑了各个匹配之间的相关性, 因此, 关联准确度比 NN 算法更高. 另一方面, JCBB 算法采用配对数最大的关联解作为关联结果, 这常常会引起误关联情况, 例如, 有 6 个观测值和地图中的特征进行关联, 假设其中的 5 个观测值对应地图中的 5 个特征, 另一个观测值对应新特征或噪声特征, 理想的关联结果是 5 个观测值配对成功, 另一个观测值配对失败. 然而, JCBB 算法更容易得到所有观测值都和相应特征配对上了的关联结果, 因为此时的配对数是 6 (大于 5), 这也容易引起多个观测值对应同一个地图特征的误关联情况. 此外, 在不确定性较大的场合下, 配对数等于最大配对数的关联结果通常有多个, 而 JCBB 算法直接接受首次检测到的配对数最大的关联解, 这显然是不合理的. MDA 算法^[12] 将数据关联问题作为一个优化问题, 定义一个代价函数, 搜索使代价函数最小的解作为关联结果, 与 NN 和 JCBB 算法不同的是, MDA 算法对相邻多帧观测数据进行关联, 因此, 可以有效地消除噪声的影响、提高关联的准确度, 考虑到算法的计算复杂度与数据帧数成指数关系, 文献[12]在仿真和实际实验中仅采用相邻两帧数据进行同时关联. MDA 算法的缺点是计算复杂度高, 其计算复杂度与数据帧数、特征数目成指数关系, 文献[12]通过设定各种约束条件来降低计算复杂度, 但仍然无法从根本上解决计算复杂度高的缺点.

从上述分析可知, JCBB 综合考虑了一帧数据中所有观测值的关联情况, MDA 对相邻多帧观测数据同时进行数据关联, 它们从不同角度完善了 SLAM 的数据关联方法, 从而提高了关联准确度, 不过 JCBB 和 MDA 都有计算复杂度高的缺点. 吸取 JCBB 算法和 MDA 算法的优点, 结合最近邻算法计算效率高的特点, 设计了一种新的 SLAM 数据关联算法, 文中称之为动态联合最近邻算法 (DJNN), 在最近邻算法的基础上进行了三处改进.

首先, 最近邻算法是针对单个观测值的数据关联

算法,用它对多个观测值进行数据关联时,极有可能会 出现干涉现象,即多个观测值对应同一个地图特征的情况.借助观测值之间的相关性来消除干涉现象,在一帧观测数据中,各个观测值是由同一个传感器获得的,因此观测值之间的相对位置和对应地图特征之间的相对位置是一致的.做如下改进:先用最近邻算法得到所有观测值的关联结果 $\mathbf{H}_m = \{j_1, j_2, \dots, j_m\}$, j_i 表示第 i 个观测值的配对特征的编号,若观测值 i 没有和任何特征匹配,则令 j_i 等于 0;然后判断 m 个观测值的关联结果是否存在相互干涉的情况,并采取相应的解决方法如下.

(1)若 m 个观测值的关联结果不存在相互干涉的情况,则接受关联结果.

(2) p 个观测值的配对结果合格且对应特征编号非零,另有 k 个观测值的配对结果相互干涉.先按式(2)计算 p 个正确配对观测值的偏差信息,而后按公式(6)计算观测补偿值 $\bar{\mathbf{v}}$.

$$\bar{\mathbf{v}} = \frac{1}{p} \sum_{i|j_i \neq \{ \dots, j_{i-1}, j_{i+1}, \dots \}, j_i \neq 0} \mathbf{v}_{j_i} \quad (6)$$

将 k 个干涉的观测值减去观测补偿值 $\bar{\mathbf{v}}$,并重新计算这些观测值和匹配特征之间的正则距离,对于同一个特征,接受正则距离最小的观测值作为配对结果.对于剩下的观测值,重新采用最近邻算法与未配对的地图特征进行关联,并循环进行干涉检验、校正,直到最终合格.

(3)除对应特征编号为 0 的观测值外,其他所有观测值均存在干涉情况.对每个地图特征,取与其正则距离最小的观测值作为配对结果,得到 q 个观测值,然后用这 q 个观测值的偏差信息按公式(6)计算观测补偿值 $\bar{\mathbf{v}}$,接着将所有 m 个观测值减去观测补偿值 $\bar{\mathbf{v}}$,并重新进行关联.若再次出现干涉的情况,对每个地图特征,取与其正则距离最小的观测值作为最终配对结果,其余的观测值采用最近邻算法与未配对的地图特征重新进行关联,并循环进行干涉检验、校正,直到最终合格.

(4)所有 m 个观测值的对应特征编号均为 0,即没有观测值与地图特征匹配.这种情况可能是由观测数据错误或者估计误差过大引起的,因而要进一步进行数据关联,纠正估计误差.解决方法为:用公式(7)判定是否有特征在有效观测区域内,若没有,则接受关联结果,否则,计算这些特征与观测值之间的 Mahalanobis 距离,用公式(8)所示的门限条件判定配对是否合格,并选取 Mahalanobis 距离最短的合格配对,按公式(6)计算观测补偿值 $\bar{\mathbf{v}}$,然后将所有观测值减去观测补偿值,并重新进行关联.

$$\begin{cases} (x_i - x_v)^2 + (y_i - y_v)^2 < (R - d)^2 \\ (x_i - x_v) \cos \phi + (y_i - y_v) \sin \phi > \Delta \varphi \cdot R \end{cases} \quad (7)$$

$$M_{ij} \leq 3 \cdot \chi_{d,1-\alpha}^2 \quad (8)$$

式(7)中, (x_i, y_i) 表示地图中某一特征的坐标, (x_v, y_v, ϕ) 表示机器人的位姿, R 是有效传感距离, d 为补偿距离, $\Delta \varphi$ 是角度补偿值.公式(7)的上半部分表示地图特征位于机器人的有效扫描半径之内,下半部分表示地图特征位于机器人的前方.式(8)中,将门限阈值增大 2 倍是为了发现由于估计误差突然增大而导致的误关联情况.

实际环境中,并不是所有观测到的特征都可以作为地图中的特征,噪声和动态特征一般都不作为地图中的特征,然而,这些伪特征在观测特征中占了很大的比例,它们在降低关联准确度的同时也极大地增加了计算量,严重的情况下可引起算法发散,因此有必要识别出观测特征中的伪特征. MDA 算法^[12]利用多帧观测数据进行同时关联来提高准确度,然而 MDA 算法的计算复杂度与观测数据的帧数成指数关系,因而文献^[12]在仿真和实际实验中仅采用两帧观测数据进行同时关联.文献^[13]采用“负面证据”对特征进行管理,地图中已有特征的真伪性用后验对数概率来衡量,然而,特征的累计后验对数概率不能直观地描述特征的真伪性,对数概率阈值的设定没有一个可信的标准,此外,文献^[13]没有对新的观测值设置准入条件,导致所有观测特征都加入了地图,一些伪特征将会影响机器人定位和地图估计的精度.为了正确地识别伪特征、保证关联准确度,文中设定一预处理特征集,采用信息变量对预处理特征进行跟踪,按照准入条件和退出条件对特征进行真伪判定,详细原理如下.

将所有观测特征加入预处理特征集,并采用信息变量 T^i 跟踪观测特征 i , T^i 是 r_k^i 的累加和, T^i 随时间是动态变化的. r_k^i 表示 k 时刻观测特征 i 的感知情况,当观测特征 i 位于传感器的感知范围之外时, r_k^i 取为 0;当观测特征 i 位于传感器的感知范围内时,观测到该特征的情况下 r_k^i 的值取为 1,否则 r_k^i 为 -1.

$$T^i = \sum_k (r_k^i | \mathbf{n}_k, \theta_k) \quad (9)$$

准入条件: $T^i \geq 2$;退出条件: $T^i \leq 0$.

式(9)中, \mathbf{n}_k 表示 k 时刻的数据关联结果, θ_k 表示 k 时刻位于传感器感知范围之内的地图特征集合.采用信息变量 T^i 对预处理特征集中的观测特征进行动态跟踪,将符合准入条件的观测特征加入地图,将符合退出条件的地图特征作为伪特征并从地图中删除.通过准入条件和退出条件对所有观测特征进行动态管理.准入条件的物理意义是:连续两次检测到某一特征时把它加入地图;退出条件的物理意义是:某一特征的误检

次数大于正确检测次数时,将此特征作为伪特征,并从地图中删除。

信息变量 T^i 融合了各帧观测数据的关联结果,预处理特征集和信息变量的作用就好像增加了一张动态记录表,将各个时刻的关联结果记录下来,使得数据关联算法成为一个动态连续的算法,而不是一个静态间断的算法.每一时刻,更新观测值对应信息变量的计算量很小,同时,由于采用各帧观测数据的累计关联结果来识别伪特征,大大减少了地图特征的数目,提高了算法的计算效率,并且关联准确度也得到了提高。

在 SLAM 过程中,地图随时间不断扩张,其中的特征也不断增多,参与数据关联的地图特征随之增多,数据关联的计算量也相应增加.文献[14]提出了“局部关联”思想,每一时刻机器人仅能观测到其周围局部区域内的特征,因而仅需要将局部可能区域中的地图特征与观测值进行关联.借鉴这个思想,提出了第三处改进措施:依据传感器的有效检测范围和机器人的位姿确定参与数据关联的局部地图区域,采用局部地图区域中的特征而不是所有地图特征与观测值进行关联,局部可能区域的定义用公式(10)表示。

$$\begin{cases} (x_i - x_v)^2 + (y_i - y_v)^2 < (R + d)^2 \\ (x_i - x_v) \cos \phi + (y_i - y_v) \sin \phi > -\Delta \varphi \cdot R \end{cases} \quad (10)$$

式(10)中,所有字符的定义与公式(7)相同,不同的是,局部可能区域要在零误差区域的基础上补偿放大,而公式(7)确定的区域是在零误差区域的基础上补偿缩小.然后,用公式(10)得到的局部地图特征集与观测值进行关联,从而大大减少了数据关联过程的计算量,使得数据关联过程的计算复杂度与环境区域的大小无关。

在最近邻算法的基础上,采用上述三处改进措施,就得到了动态联合最近邻算法(DJNN),仿真和实际实验表明,DJNN算法在关联准确度和计算复杂度方面的性能都很好,具有极强的应用价值。

4 仿真及分析

4.1 仿真模型

4.1.1 运动模型

机器人的位姿为: $\mathbf{x}_k = [x_k \ y_k \ \phi_k]^T$, 其中, (x_k, y_k) 是机器人的位置, ϕ_k 是机器人的方向角. 系统方程为:

$$\mathbf{x}_k = \begin{bmatrix} x_k \\ y_k \\ \phi_k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_{k-1} + S_k^\delta \cdot \cos(\phi_{k-1} + \theta_k^\delta) \\ y_{k-1} + S_k^\delta \cdot \sin(\phi_{k-1} + \theta_k^\delta) \\ \phi_{k-1} + \theta_k^\delta \end{bmatrix} + \mathbf{W}_k \quad (11)$$

其中, S_k^δ 和 θ_k^δ 是单位时间内机器人的位移和角度变化量, \mathbf{W}_k 是系统噪声。

4.1.2 观测模型

通过激光雷达测量得到特征离机器人的距离 r_k 及

特征与机器人正前方的夹角 θ_k , 激光雷达的有效探测距离设为 30m, 观测方程如下。

$$\mathbf{z}_k = \begin{bmatrix} r_k \\ \theta_k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sqrt{(x_{k,i} - x_{k,v})^2 + (y_{k,i} - y_{k,v})^2} \\ \arctan\left(\frac{y_{k,i} - y_{k,v}}{x_{k,i} - x_{k,v}}\right) - \phi_{k,v} \end{bmatrix} + \mathbf{V}_k \quad (12)$$

其中, $(x_{k,i}, y_{k,i})$ 和 $(x_{k,v}, y_{k,v})$ 分别是 k 时刻第 i 个特征和机器人的位置坐标, \mathbf{V}_k 是观测噪声。

4.2 仿真结果分析

机器人从(0,0)开始逆时针匀速穿过一个 $120 \times 120\text{m}^2$ 的方形区域, 环境中共有 252 个静态特征. 为了增加动态干扰, 假设有 10 个物体在该区域内随机移动, 起始位置随机. 图 1 是机器人在环境中 SLAM 过程的仿真结果, “+”表示特征的理论位置, 虚点线表示机器人的理论路径, “·”表示特征的估计位置, 实线表示机器人的估计路径, 粗点线表示动态干扰物体的运动路径. 在图 1 所示的仿真环境中, 进行 20 次 Monte Carlo 实验, 统计得到 JCBB、NN 和 DJNN 三种数据关联算法的准确度和平均运行时间如表 1。

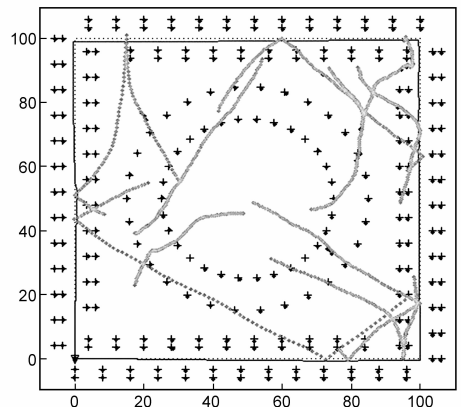


图1 DJNN算法在弱干扰环境中的SLAM仿真结果

表1 弱干扰环境中 DJNN 算法的性能对比表

算法	准确度	平均运行时间(s)
JCBB	0.9372	0.1853
NN	0.9304	0.1499
DJNN	0.9340	0.0231

从表 1 可知, 在弱干扰环境中 JCBB、NN 和 DJNN 算法的关联准确度相差不大, JCBB 算法的运行时间最长, NN 算法次之, DJNN 算法的运行时间最短. 三种数据关联算法的主要计算开销是计算观测值和地图特征之间的 Mahalanobis 距离, 理论上说, JCBB 算法的计算复杂度应比 NN 算法高许多, 然而, 由于先用门限条件滤除了大部分不合格的关联组合, 需要进行联合相容检验的关联组合并不多, 因而 JCBB 算法的平均运行时间仅比 NN 算法略长一些. DJNN 算法仅选用局部可能区域中的特征与观测值进行关联, 因而其平均运行时间远小于

JCBB 算法和 NN 算法,并且,整个环境区域的尺寸越大, *DJNN* 算法的计算效率优势越明显。

为了考察在强干扰环境中各种数据关联算法的性能,将动态干扰物体增加到 50 个,仿真实验结果如图 2,进行 20 次 Monte Carlo 实验,统计得到各种数据关联算法的准确度和运行时间如表 2。

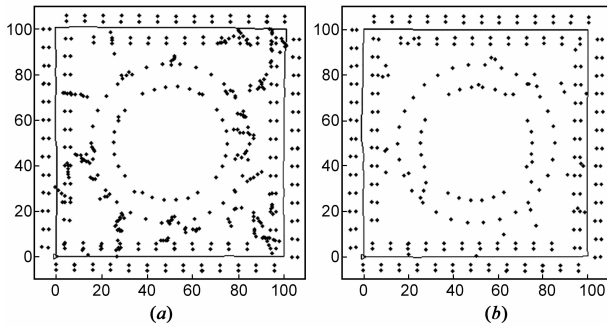


图2 DJNN算法在强干扰环境中的SLAM结果对比图

表 2 强干扰环境中 DJNN 算法的性能对比表

算法	准确度	平均运行时间(s)
JCBB	0.9051	0.3041
NN	0.8962	0.2366
DJNN	0.9174	0.0295

图 2(a) 是 JCBB 算法在强干扰环境中得到的地图估计和路径估计仿真结果,从图 2(a) 可知,地图中有许多伪特征,图 2(b) 是 DJNN 算法在强干扰环境中的仿真结果,从图 2(b) 中可知, DJNN 算法得到的地图中,伪特征大大减少,因而其地图估计更可靠. 另一方面,图 2(a) 中的特征数目是 456,图 2(b) 中的特征数目是 282,一些 SLAM 算法如 EKF 算法^[3] 的计算复杂度与地图特征数目成指数关系,地图中的伪特征将极大地增加整个 SLAM 算法的计算量,可见 DJNN 算法对于提高相关算法的计算效率也有重要作用. 从表 2 可知,在强干扰环境中, JCBB 和 NN 算法的准确度有明显降低,而 DJNN 算法对动态干扰的鲁棒性更好,此外, JCBB 和 NN 算法在强干扰环境中的运行时间明显增加,而 DJNN 算法的运行时间略有增加。

MDA 算法^[12] 的实现比较复杂,然而,仍可以将 MDA 和 DJNN 算法作定性分析比较,MDA 算法综合考虑相邻几帧观测进行关联决策,它在强干扰环境中的关联准确度应该比较高,不过,其计算复杂度与数据帧数、特征数目成指数关系,因而,MDA 算法的计算效率远不及 DJNN 算法,在实时应用中 DJNN 算法的价值更高。

5 实验及分析

5.1 实验模型

悉尼大学的地面移动机器人中心 (ACFR) 用图 3 所示的智能车辆采集了 'Victoria Park Dataset', 该数据集纪

录了车辆在大约 30 分钟内行驶 3.5 千米的过程中各种传感器的测量值,它是 SLAM 研究领域的一个标准数据集,其数据由惯导、激光雷达和 GPS 测量获得,惯导用于测量车辆左后轮的线速度及车辆的舵角,激光雷达用于测量路标的距离和方向, GPS 纪录了 GPS 安装处在运动过程中的经纬度。

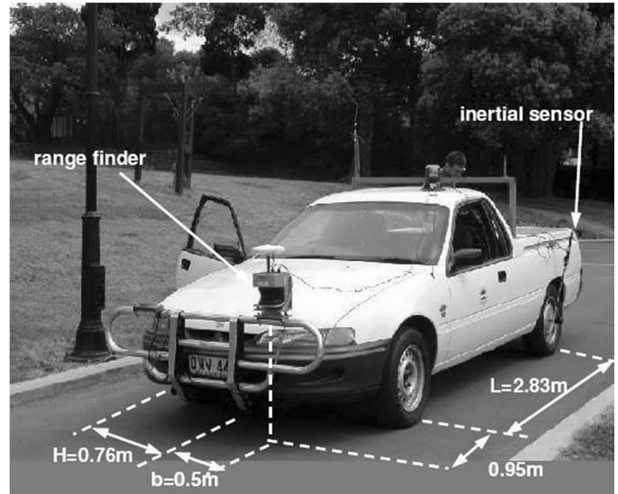


图3 数据采集车的实物图

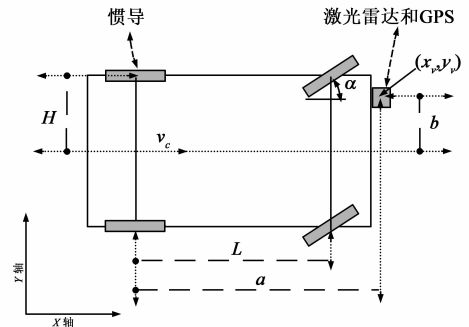


图4 智能车辆运动模型

5.1.1 运动模型

车辆的位姿为: $\mathbf{x}_k = [x_k \ y_k \ \phi_k]^T$, 其中, (x_k, y_k) 是 k 时刻激光雷达安装位置的坐标, ϕ_k 是 k 时刻车辆的方向角。

系统方程为:

$$\begin{bmatrix} x_{k+1} \\ y_{k+1} \\ \phi_{k+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_k + \Delta T (v_c \cos(\phi_k) - \frac{v_c}{L} \tan(\alpha) (a \sin(\phi_k) + b \cos(\phi_k))) \\ y_k + \Delta T (v_c \sin(\phi_k) + \frac{v_c}{L} \tan(\alpha) (a \cos(\phi_k) - b \sin(\phi_k))) \\ \phi_k + \Delta T \frac{v_c}{L} \tan(\alpha) \end{bmatrix} + \gamma_x \quad (13)$$

$$v_c = \frac{v_e}{1 - \frac{H}{L} \tan(\alpha)} \quad (14)$$

式(13)中, v_c 是车辆后轴中心处的运动速度, 它可由式(14)计算得到, α 是车辆的舵角, η_x 是系统噪声. v_e 是车辆左后轮的线速度, v_e 和 α 的采样周期是 $25\mu\text{s}$.

5.1.2 观测模型

用激光雷达检测特征的距离 r 及方向角 θ , 观测方程如下.

$$z_k = \begin{bmatrix} r_k \\ \theta_k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sqrt{(x_{k,i} - x_{k,v})^2 + (y_{k,i} - y_{k,v})^2} \\ \arctan\left(\frac{y_{k,i} - y_{k,v}}{x_{k,i} - x_{k,v}}\right) - \phi_{k,v} + \frac{\pi}{2} \end{bmatrix} + \eta_z \quad (15)$$

其中, $(x_{k,i}, y_{k,i})$ 和 $(x_{k,v}, y_{k,v})$ 分别是 k 时刻第 i 个特征和车辆激光雷达处的位置坐标, η_z 是观测噪声. 激光雷达的采样周期是 $214\mu\text{s}$, 有效扫描距离为 30m , 方向角 θ 的取值范围是 $[0, \pi]$ rad, 处于激光雷达正前方的特征的方向角为 $\frac{\pi}{2}$ rad.

5.2 实验结果分析

借助 'Victoria Park Dataset' 数据集, 进行 SLAM 实验来验证 DJNN 算法的效果, 图 5 是采用 DJNN 算法在大约 $300 \times 300\text{m}^2$ 区域内的 SLAM 实验结果, 图 5 中, 实线表示估计路径, 虚点线表示 GPS 测量得到的位置数据, 一系列点表示特征的估计位置. 实验中, 树干是标准的地图特征. 从图 5 中可知, 估计路径基本与 GPS 纪录的信息相符, 估计特征大多位于实际树木的位置, 这说明 DJNN 算法的数据关联结果是可信的.

SLAM 实验中, 共有 7017 帧观测数据, 经过预



图5 DJNN算法的SLAM实验结果

处理后, 得到 68 帧空观测数据和 6949 帧非空观测数据, 共调用 DJNN 函数 6948 次, 总运行时间为 26.2344 秒, 'Victoria Park Dataset' 数据集的数据采集时间约为 1500 秒, 可见, DJNN 算法的实时性很好. 实验所用计算机的配置: 处理器采用 AMD Athlon(tm) 64 Processor 3000 + 2.0GHz, 内存大小为 512M.

6 结论

数据关联是 SLAM 问题的重要难点之一, 少量的几次关联失败就可能整个 SLAM 算法发散, 设计兼顾准确度和计算复杂度的优良数据关联方法是 SLAM 领域的热点研究方向之一. 吸取 JCBB 算法和 MDA 算法的优点, 结合 NN 算法计算效率高的特点, 提出了动态联合最近邻算法(DJNN). 在 NN 算法的基础上, 进行三处改进: 一是从所有观测值之间的相关性出发, 消除所有观测值配对结果之间的干涉情况; 二是采用预处理特征集和信息变量滤除观测特征中的伪特征; 三是根据机器人的位姿和传感器的有效量程将数据关联限定在局部可能区域中. 理论分析和实验表明, DJNN 算法在准确度和计算复杂度两方面的性能都很好, 具有极强的应用价值.

参考文献:

- [1] Smith R C, Cheesman P. On the representation and estimation of spatial uncertainty[J]. The International Journal of Robotics Research, 1986, 5(4): 56 - 68.
- [2] Durrant-Whyte H F. Uncertain geometry in robotics[J]. IEEE Journal of Robotics and Automation, 1988, 4(1): 23 - 31.
- [3] Smith R, Self M, Cheeseman P. Estimating uncertain spatial relationships in robotics[A]. Autonomous Robot Vehicles[M]. New York: Springer-Verlag, 1990. 167 - 193.
- [4] 王杰贵, 罗景青. 基于多目标多特征信息融合数据关联的无源跟踪方法[J]. 电子学报, 2004, 32(6): 1013 - 1016.
Wang Jiegui, Luo Jingqing. Passive tracking based on data association with information fusion of multi-feature and multi-target[J]. Acta Electronica Sinica, 2004, 32(6): 1013 - 1016. (in Chinese)
- [5] 潘泉, 叶西宁, 张洪才. 广义概率数据关联算法[J]. 电子学报, 2005, 33(3): 467 - 472.
Pan Quan, Ye Xining, Zhang Hongcai. Generalized probability data Association algorithm[J]. Acta Electronica Sinica, 2005, 33(3): 467 - 472. (in Chinese)
- [6] 衣晓, 何友, 关欣. 多目标跟踪的动态多维分配算法[J]. 电子学报, 2005, 33(6): 1120 - 1123.
Yi Xiao, He You, Guan Xin. Dynamic multidimensional assignment algorithm for multitarget tracking[J]. Acta Electronica Sinica, 2005, 33(6): 1120 - 1123. (in Chinese)

- [7] Dissanayake M, Newman P, Clark S, et al. A solution to the simultaneous localization and map building (SLAM) problem [J]. IEEE Transactions on Robotics and Automation, 2001, 17(3):229 – 241.
- [8] Bailey T. Mobile Robot Localisation and Mapping in Extensive Outdoor Environments[D]. Sydney: Sydney University, 2002.
- [9] Neira J, Tardos J D. Data association in stochastic mapping using the joint compatibility test [J]. IEEE Transactions on Robotics and Automation, 2001, 17(6):890 – 897.
- [10] Reid D B. An algorithm for tracking multiple targets[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 1979, 24(6):843 – 854.
- [11] Davey S J. Simultaneous localization and map building using the probabilistic multi-hypothesis tracker [J]. IEEE Transactions on Robotics, 2007, 23(2):271 – 280.
- [12] Wijesoma W S, Perera L D L, Adams M D. Toward Multidimensional Assignment Data Association in Robot Localization and Mapping [J]. IEEE Transactions on Robotics, 2006, 22(2):350 – 365.
- [13] Montemerlo M, Koller S T D, Wegbreit B. FastSLAM 2.0: An improved particle filtering algorithm for simultaneous localization and mapping that provably converges[A]. Proc of the Int Conf on Artificial Intelligence[C]. Acapulco, Mexico: IJCAI, 2003. 1151 – 1156.

- [14] 周武, 赵春霞. SLAM 问题的一种优化数据关联算法[J]. 机器人, 2009, 31(3):217 – 223.
Zhou Wu, Zhao Chunxia. An optimized data association solution for SLAM[J]. Robot, 2009, 31(3):217 – 223. (in Chinese)

作者简介:



周 武 男, 1982 年生于湖南永州, 博士. 现为浙江师范大学教师. 研究方向为同时定位与地图创建、机器人自主导航等.
E-mail: allenzhou5@gmail.com



赵春霞 女, 1964 年生于北京, 博士. 现为南京理工大学计算机科学与技术学院教授, 博士生导师, 中国计算机学会 (CCF) 高级会员. 研究方向为模式识别、智能机器人等.