

从激光扫描数据中提取角点特征的方法

满增光 叶文华 肖海宁 钱晓明

(南京航空航天大学机电学院,南京,210016)

摘要:提出一种从激光扫描数据中提取角点特征的方法,以满足结构化环境中移动机器人定位的需要。该方法分为角点特征滤波、角点函数计算、非极大值抑制和角点特征提取与定位四部分。首先,通过角点特征滤波排除不具备角点特征要素的扫描点。然后,通过角点函数衡量余下的扫描点作为角点特征的程度。之后,采用非极大值抑制方法去除局部区域内非极大值对角点特征提取的干扰。最后,通过阈值法提取出角点特征并对其进行定位。实验结果表明,该方法可以准确地从激光扫描数据中提取出角点特征,并对位置参数具有很好的鲁棒性。

关键词:移动机器人;定位;特征提取;激光雷达

中图分类号:TP242

文献标识码:A

文章编号:1005-2615(2012)03-0379-05

Method for Corner Feature Extraction from Laser Scan Data

Man Zengguang, Ye Wenhua, Xiao Haining, Qian Xiaoming

(College of Mechanical and Electrical Engineering, Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, Nanjing, 210016, China)

Abstract: A method is presented for extracting corner features from laser scan data for mobile robot localization. The method includes corner feature filter, corner function calculation, non-maxima suppression, and corner feature extraction and localization. First, the scan point without corner feature elements is excluded from all scan points by corner feature filter. Second, corner function is calculated to measure the extent that the remained scan points are corner features. Third, non-maxima suppression method is used to eliminate disturbance resulted from non-maxima in local area in extracting corner features. Finally, corner features are extracted by threshold method and localized. Experiment results show that the method can extract corner feature accurately from laser scan data and is robust to position parameter.

Key words: mobile robots; localization; feature extraction; laser radar

定位是自主移动机器人的基本能力。在已知环境中,当前大多数定位系统所采用的基本方法可以概括为:机器人通过自身携带的传感器感知环境,然后将其感知的环境信息与其内部事先存储的环境地图进行匹配^[1]。通过实时感知的环境信息与地图的匹配,机器人校正由里程计的滑移所带来的定位误差,从而更新自身的位姿。在未知环境中,机器人定位问题转化为同时定位与地图构建问题^[2]。同时定位与地图构建的难点在于:精确的地图估计依

赖于机器人轨迹的精确估计。机器人轨迹估计可以通过里程计获得,但是,里程计只在短期内具有较高的精度。为了获得机器人轨迹的长期精确估计,需要将机器人所感知的环境信息与之前建立的并实时更新地图进行匹配。由此可见,匹配无论是对于已知环境中的移动机器人定位还是未知环境中的同时定位与地图构建,都是一个关键问题。为了提高匹配过程的效率和鲁棒性,在匹配和将传感器数据存储到地图中之前,需要将传感器数据进行

基金项目:江苏省科技支撑计划(BE2010189)资助项目。

收稿日期:2011-05-25;修订日期:2011-09-26

通讯作者:叶文华,男,教授,博士生导师,1965年出生,E-mail:whyw@nuaa.edu.cn。

某种形式的转换。这种转换一方面和机器人感知环境所使用的传感器类型有关,另一方面和所建立的环境模型有关。当前移动机器人配备的主流传感器有视觉传感器^[3-4]和激光雷达^[5-6]。环境模型有栅格地图模型^[7]、拓扑地图模型和特征地图模型^[8]。本文以激光雷达和特征地图为研究背景。特征地图采用几何图元作为路标。几何图元可以是断点^[1]、线段^[9]甚至弧线段^[1]。断点与激光雷达获得的数据的不连续性有关。由于环境中存在障碍物,激光雷达在测量方向上若遇到障碍物就会获得不连续的测量数据,从而出现断点。断点特征的缺点是在探测距离较长时定位误差会增大。线段特征在室内环境中大量存在,因而也得到广泛的关注。线段特征同时包含了位置、方向和长度参数。这些参数既可以显式地表示,也可以隐式地表示。线段特征的缺点是探测的不完整性,这给特征的代表和匹配带来一定的困难。弧线段是一类略复杂的特征,探测起来也比较困难,并且在室内环境下也不多见。

鉴于用断点、线段和弧线段等特征表示环境的一些缺点,本文提出一种从激光雷达距离图像中探测角点的方法。在环境中,所提取的角点特征对应于如两面墙相交时所产生的角类结构。用角点特征表示环境,可以更好地满足移动机器人定位的需要。

1 算法描述

激光雷达以 $\{r_k | k=1, \dots, N_R\}$ 的形式返回测量数据。其中, r_k 表示以一定的角度分辨率为间隔,第 k 个方向上探测到的物体的距离。通过坐标变换得到测量数据在直角坐标系下的形式 $\{p_k | k=1, \dots, N_R\}$,其中 $p_k=(x_k, y_k)$,其中 (x_k, y_k) 由 r_k 转换而来。

本文提出的算法分为4个部分:角点特征滤波、角点函数计算、非极大值抑制和角点特征提取与二次定位。

1.1 角点特征滤波

在通过激光雷达获取的测量数据 $\{p_k | k=1, \dots, N_R\}$ 中,若点 p_k 为一个角点特征,则其至少应满足下述条件:

- (1)点 p_k 左侧连续的 N 个点在同一条直线上;
- (2)点 p_k 右侧连续的 N 个点在同一条直线上。

图1所示为 N 等于4时的情况。如果不满足这一条件,那么就排除点 p_k 作为角点特征的可能性,将其标志位 FLG_k 设为false;反之,则将 FLG_k 设为true。依据上述方法,即可对点 p_k 是否为角点特征进行初步判别。有了判别方法之后,接下来的问题是如何判断 N 个点是否在同一条直线上。受Line

Tracking(LT)分割^[10]方法的启发,本文提出一种类似的多点在同一直线上的判别方法。

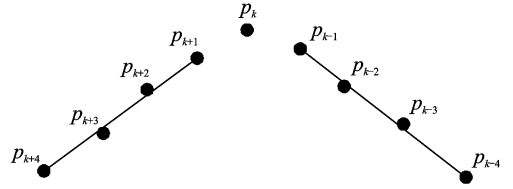


图1 角点特征

其原理如图2所示。对于需要判别的第 i 条直线 l_i ,在所考察的一组激光雷达数据中,首先通过拟合该组中起始的两个点 p_M 和 p_{M+1} 确定直线 l_i 的参数;然后计算点 p_{M+2} 到该直线的距离 d_{M+2} 。如果 d_{M+2} 小于阈值 d_{thd} ,则将点 p_{M+2} 添加到直线 l_i 中,再通过拟合点 p_M, p_{M+1} 和 p_{M+2} 重新计算 l_i 的参数,计算下一点 p_{M+3} 到直线 l_i 的距离,再进行条件判断,以此类推,直到该组激光雷达数据中的所有点都满足阈值条件。由于这种递增式的直线提取方法是与方向有关的,即对于一组雷达数据,从数据的起点和终点分别提取直线可能会得到不同的结果,因此在完成上述过程之后还需要对该组数据从反方向进行一次判别,如果也都满足阈值条件,可以判定所考察的该组激光雷达数据在同一条直线上。

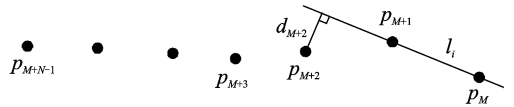


图2 直线判别

1.2 角点函数计算

角点函数 $f(k)$ 用于衡量那些标志位 FLG_k 为true的点作为角点特征的程度。 $f(k)$ 与该点左侧的点及其本身所拟合的直线和该点右侧的点及其本身所拟合的直线这两者之间的夹角 θ 有关。 θ 越接近 90° , $f(k)$ 越大; θ 越偏离 90° ,即越接近 0 或 180° , $f(k)$ 越小。 $f(k)$ 是对 p_k 作为角点特征的程度近似衡量标准,其值根据式(1~4)计算得到。式中各量的几何含义如图3所示。

$$x_l^k = \frac{1}{N+1} \sum_{i=k-N}^k x_i, y_l^k = \frac{1}{N+1} \sum_{i=k-N}^k y_i$$

$$x_r^k = \frac{1}{N+1} \sum_{i=k}^{k+N} x_i, y_r^k = \frac{1}{N+1} \sum_{i=k}^{k+N} y_i \quad (1)$$

$$\begin{cases} l_a^k = \sqrt{(x_k - x_r^k)^2 + (y_k - y_r^k)^2} \\ l_b^k = \sqrt{(x_k - x_l^k)^2 + (y_k - y_l^k)^2} \\ l_c^k = \sqrt{(x_r^k - x_l^k)^2 + (y_r^k - y_l^k)^2} \end{cases} \quad (2)$$

$$l^k = \frac{1}{2}(l_a^k + l_b^k + l_c^k) \quad (3)$$

$$f(k) = \frac{\sqrt{l^k(l^k - l_a^k)(l^k - l_b^k)(l^k - l_c^k)}}{l_a^k l_b^k} \quad (4)$$

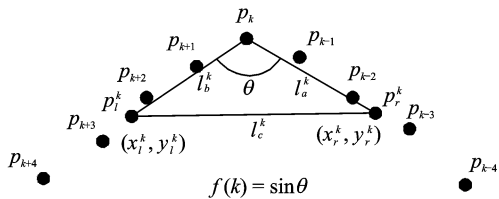


图3 角点函数几何含义

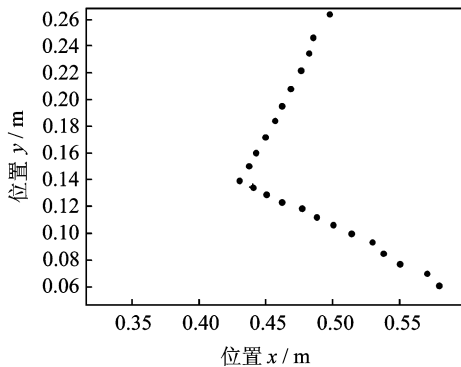


图6 直接提取角点特征

对于图4所示的激光雷达获取的环境测量原始数据,其角点函数 $f(k)$ 的计算结果如图5所示。值越大的地方表示其对应的点越有可能是角点。

的处理结果直接通过设定阈值提取角点特征时,在一个物理角点处提取出了3个角点特征。虽然通过增大阈值的方法可以去掉另外两个伪角点特征,但是,这样有可能导致在其他的物理角点处提取不到角点特征。为了使每个物理角点处都能提取出角点特征,又能使每个物理角点唯一对应一个角点特征,就需要在最后的角点特征确定之前进行有效的处理。非极大值抑制方法是一种十分有效的方法。经过非极大值抑制方法处理的结果如图7所示。在一维空间里,非极大值抑制方法可以描述为:对于点 p_k 及其某一邻域 $D, D = \{p_i | i \in (k-m, k+m)\}$, 若点 p_k 所对应的值在其邻域中为最大值,则保留 p_k 的值;反之,则将 p_k 赋以其他可以和极值容易区分的值,如0。在本文中,非极大值抑制处理通过式(5)得到

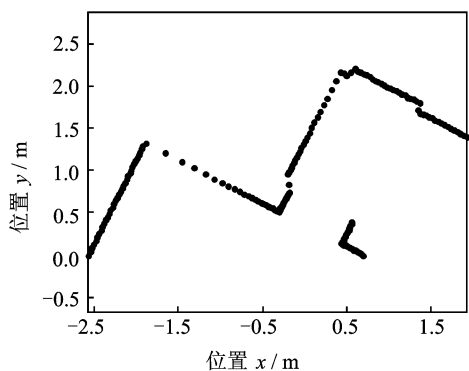


图4 环境测量原始数据

$$f(k) = \begin{cases} f(k) & f(k) = \max_{f(i) \in D} (f(i)) \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (5)$$

比较图7和图5。图5中,每个局部极大值的邻域 D 内都存在其他的非极大值的非零值。由于某些非零值与局部极大值比较接近,从而对保证在邻域 D 内提取的角点特征具有唯一性造成了很大困难。而在图7中,每一个局部极大值的邻域 D 内仅保留了一个非零值,从而更好地保证了提取出的角点特

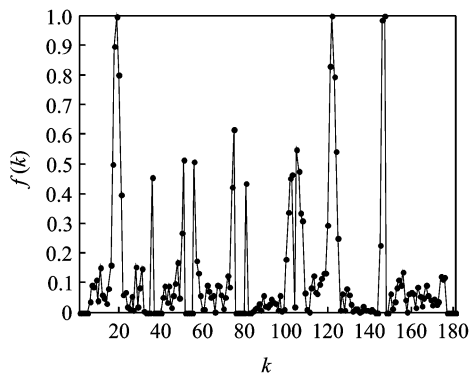


图5 角点函数计算

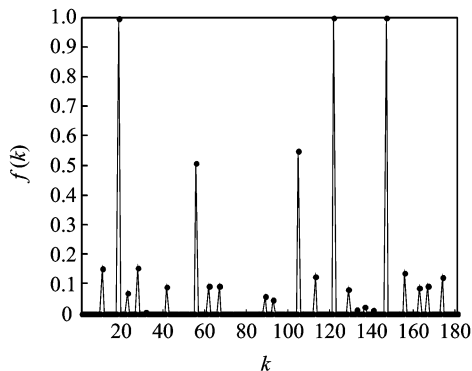


图7 非极大值抑制

1.3 非极大值抑制

得到所有其标志位 FLG_k 为 true 的点的角点函数之后,可以直接通过与预设的阈值进行比较确定角点特征。但是,这种方法无法使每一个实际存在的物理角点对应唯一一个角点特征。因为事实上与真正的角点特征相邻的点也可能具有比较大的角点函数值,从而造成这些点与真正的角点特征一起被提取出来。从图6中可以看出,根据1.1和1.2节

征在邻域 D 内具有唯一性。

1.4 角点特征提取与定位

激光雷达对环境的扫描是以一定的角度分辨率为间隔进行的,其获得的扫描点是离散的。因此,从激光雷达扫描点中提取出的角点特征,其位置与真实的物理角点的位置存在一定的误差,特别是物理角点离激光雷达较远的情况,这种误差将会很大。为了使提取出的角点特征位置参数可以精确地表示物理角点所在的位置,需要根据初步提取出的角点特征的坐标对角点特征进行精确定位。

对于点 p_k ,如果 $f(k)$ 大于阈值 f_{thd} ,将 $\{p_i | i = k - N, \dots, k - 1\}$ 和 $\{p_i | i = k + 1, \dots, k + N\}$ 分别拟合为直线 $l_{k,1}$ 和 $l_{k,2}$,然后计算 $l_{k,1}$ 和 $l_{k,2}$ 的夹角 θ_k 。如果 $\theta_k \in \left(\frac{\pi}{2} - \theta_{\text{thd}}, \frac{\pi}{2} + \theta_{\text{thd}} \right)$,判定 p_k 为角点特征;计算直线 $l_{k,1}$ 和 $l_{k,2}$ 的交点位置坐标 $p'_k = (x'_k, y'_k)$ 。所述 θ_{thd} 为一常数, $p'_k = (x'_k, y'_k)$ 为最终确定的角点特征的位置坐标。

2 实验与结果

实验数据来自于 Regis Vincent 提供的 kwing-wld 数据集。算法在 Matlab 平台下实现。实验中各参数分别为: $N = 4$, $d_{\text{thd}} = 100 \text{ mm}$, $f_{\text{thd}} = 0.6$, $\theta_{\text{thd}} = 20^\circ$ 。由于 kwing-wld 数据集是在具有多条走廊的

室内环境中获得,许多地方不存在明显的角点特征。为了验证算法的正确性,从数据集中挑选了一处具有明显角点特征的环境扫描数据。

如图 8(a~e)所示,分别为移动机器人在 5 个不同位置通过激光雷达扫描室内环境所获得的数据。从图中可以看出,对于接近直角的角点特征,无论是具有凸形的角点特征(对应图中的 A 点)还是凹形的角点特征(对应图中 B 点),移动机器人在不同的方向和位置都可以准确、稳定地将其提取出来。

在基于特征地图的移动机器人定位问题中,所提取特征的位置精度对特征的匹配十分重要,精度越高,匹配的正确率也越高。虽然移动机器人在不同位置提取的特征在传感器坐标系下具有不同的位置,但是两个特征的相对位置却保持不变。对于本文中的角点特征而言,他们之间的距离保持不变。然而,由于传感器在不同位置获取的环境扫描数据不同,特征提取结果也会存在误差(忽略传感器本身的统计误差),从而使两个特征的相对位置仅能接近不变。而好的算法可以保证它们更大程度上接近不变。鉴于此,本文通过测量两角点特征的距离来评价特征提取算法的好坏。如表 1 所示,计算图 8 中各图的特征点 A 和 B 的平均距离为 1.795 m ,其方差

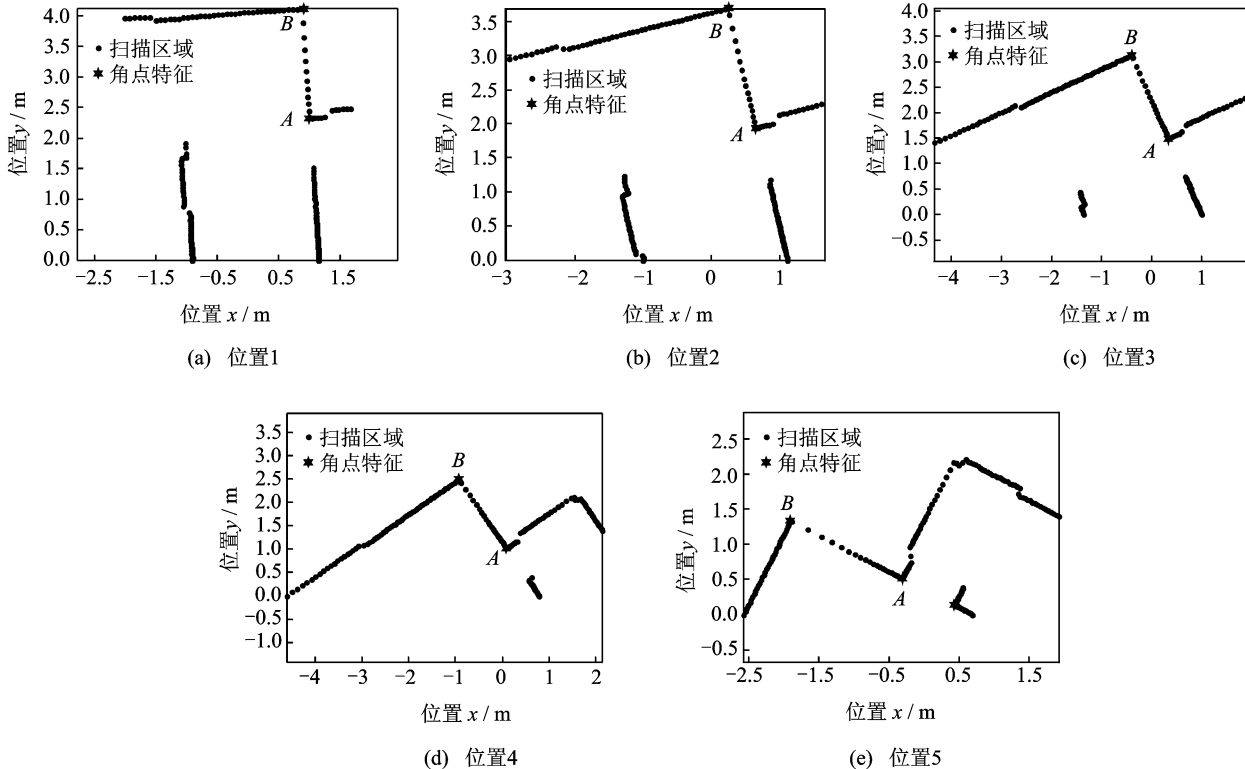


图 8 角点特征提取与定位

表1 特征点提取结果

序号	特征点坐标 A		特征点坐标 B		距离
	X	Y	X	Y	
1	0.996 9	2.322 9	0.882 6	4.116 4	1.797 1
2	0.647 0	1.941 1	0.229 5	3.690 4	1.798 4
3	0.329 9	1.487 5	-0.399 7	3.132 3	1.799 4
4	0.082 4	1.017 4	-0.931 5	2.492 5	1.789 9
5	-0.313 8	0.512 4	-1.904 8	1.331 2	1.789 3

为 $2.342 \times 10^{-5} \text{ m}^2$ 。由此可见,本文提出的特征提取算法具有较高的定位精度,可以满足移动机器人定位的需要。

3 结束语

为了满足结构化环境中移动机器人通过激光雷达对自身进行定位的需要,提出一种由角点特征滤波、角点函数计算、非极大值抑制和角点特征提取与定位4部分组成的角点特征提取方法。特征滤波作为预处理,其作用是排除那些不满足角点特征基本条件的扫描点。通过定义角点函数,将其余扫描点可作为角点特征的程度用数值表示出来。为了使提取出的角点特征与物理角点一一对应,引入非极大值抑制方法。最后,为了准确表示物理角点的位置参数,对提取出的角点特征进行精确定位。本文所提出的方法能够准确地从激光扫描数据中提取出角点特征,并对位置参数具有很好的鲁棒性。

参考文献:

[1] Nunez P, Vazquez-Martin R, del Toro J C, et al. Feature extraction from laser scan data based on curvature estimation for mobile robotics[C]//Proceedings of the 2006 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2006: 1167-1172.

[2] Montemerlo M, Thrun S, Koller K, et al. FastSLAM: A factored solution to the simultaneous localization and mapping problem[C]//18th National Conference on Artificial Intelligence. Menlo Park, CA, United States: AIAA, 2002: 593-598.

[3] Aider O A, Hoppenot P, Colle E. A model-based method for indoor mobile robot localization using monocular vision and straight-line correspondences [J]. Robotics and Autonomous Systems, 2005, 52 (2/3): 229-246.

[4] Mehta S S, Burks T F, Dixon W E. Vision-based localization of a wheeled mobile robot for greenhouse applications: A daisy-chaining approach [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2008, 63(1): 28-37.

[5] Pfister S T, Roumeliotis S I, Burdick J W. Weighted line fitting algorithms for mobile robot map building and efficient data representation[C]//2003 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2003: 1304-1311.

[6] Stefan G, Viet N, Roland S. Results on range image segmentation for service robots[C]//Proceedings of the Fourth IEEE International Conference on Computer Vision Systems. Los Alamitos, CA, USA: IEEE Computer Society, 2006: 53-60.

[7] Schroeter C, Gross H M. A sensor-independent approach to RBPF SLAM-Map match SLAM applied to visual mapping [C]//2008 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2008: 2078-2083.

[8] Andrea G, Antonio G, Andrea R, et al. Mobile robot SLAM for line-based environment representation[C]//Proceedings of the 44th IEEE Conference on Decision and Control, and the European Control Conference. Piscataway, NJ, USA: IEEE Computer Society, 2005: 2041-2046.

[9] Yaghobi M, Jadaliha M, Zolghadr J, et al. Adaptive line extraction algorithm for SLAM application[C]//2008 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2008: 1850-1855.

[10] Borges G A, Aldon M J. A split-and-merge segmentation algorithm for line extraction in 2D range images[C]//Proceedings 15th International Conference on Pattern Recognition. Los Alamitos, CA, USA: IEEE Computer Society, 2000: 441-444.