

基于激光扫描匹配的移动机器人相对定位技术研究

钱晓明¹ 张浩¹ 王晓勇² 武星¹

(1. 南京航空航天大学机电学院, 南京 210016; 2. 南京工业职业技术学院机械工程学院, 南京 210023)

摘要: 移动机器人定位问题是机器人导航和控制领域的一个关键性问题, 直接影响位置精度。本文利用激光扫描匹配, 基于 Fourier 变换的位移理论和相似变换下的 Fourier - Mellin 不变量, 提出了一种室内移动机器人相对定位方法。该方法属于点-点对应式匹配方法, 可实现移动机器人连续状态下的复杂环境信息匹配。获取机器人连续不同时刻下的环境信息, 将前一状态时刻作为参考扫描, 后一状态时刻作为当前扫描, 建立相关定位参数数学模型; 在算法上采取降维处理, 连续使用 3 次 1D Fourier - Mellin 得到所需要的相对定位参数, 即旋转和平移增量; 与一种基于提取角点特征的特征-特征式匹配方法进行了对比性实验, 证明了所提方法在定位精度和计算复杂度上的优越性, 以及对复杂环境的适应性。

关键词: 移动机器人; 相对定位; 激光导航; 扫描匹配

中图分类号: TP242 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2016)03-0014-08

Relative Localization Technology for Mobile Robot Based on Laser Scan Matching

Qian Xiaoming¹ Zhang Hao¹ Wang Xiaoyong² Wu Xing¹

(1. College of Mechanical and Electrical Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China

2. College of Mechanical Engineering, Nanjing Institute of Industry Technology, Nanjing 210023, China)

Abstract: Localization is a key problem of mobile robot in the field for robot navigation and control, which directly affects the accuracy. A new relative localization method of point-point scan matching for the mobile robot was proposed based on laser range finder to achieve the matching of complex environment information under the continuous state by using the displacement theory of Fourier transform and Fourier - Mellin invariant of similarity transformation. This method is inspired by the image matching and curve matching domain, which is based on Fourier - Mellin transform method. Firstly, environmental information was obtained in different continuous time of the robot; the previous state was set as a reference scan and the latter state was set as the current scan. The mathematical model of relative positioning parameter was established. Then, the dimension was reduced. The 1D Fourier - Mellin was used three times continuously to get the rotational and translational increment. Thirdly, the comparative experiment was carried out with a feature-feature method based on the extracted corner features. Finally, the mobile robot path line was surveyed under an indoor environment and the laser data were collected for simulating track circuit diagram which were compared with the real conditions of track circuit. The experimental results further demonstrated the effectiveness, superiority and adaptability of the proposed method. It is no need to extract features from environment and it also has high anti-noise and low computational lost.

Key words: mobile robot; relative localization; laser navigation; scan matching

收稿日期: 2015-09-12 修回日期: 2015-11-27

基金项目: 国家自然科学基金项目(61105114)、江苏省产学研合作前瞻性联合研究项目(BY2015003-11)和中央高校基本科研业务费专项资金项目(NS2014052)

作者简介: 钱晓明(1976—),男,副教授,主要从事移动机器人和物流自动化装备研究, E-mail: drqian@nuaa.edu.cn

引言

智能移动机器人的相关技术是机器人技术研究的热点问题,它关系着移动机器人自主导航控制中的各个领域,如运动控制、地图创建、路径规划、实时避障、目标探测与追踪等。所以,实现机器人自身的准确定位,即运用传感器感知的环境信息确定自身在环境中的准确位置,是智能自主移动机器人一项最基本、最重要的功能^[1]。

目前,在大多数定位系统中,无论是已知环境的移动机器人自定位,还是未知环境下的自主定位,采用的方法一般都是:利用机器人内部本体所带的感受传感器,如里程计、陀螺仪等,来给定机器人初始位姿,或是通过测量相对初始位姿的距离和方向来确定机器人当前的粗定位位姿;然后,通过机器人自身携带的外部传感器,如声纳、激光雷达、视觉传感器等,来感知环境信息,再与事先存储好的环境信息进行匹配,以获得机器人位置长期稳定的精确估计。对于超声波测距仪目前只能提供千分之一精度的读数,角度分辨率与激光测距仪相比,也相差1个或2个数量级^[2]。现在,最受欢迎的位姿估计的传感器是CCD相机和激光雷达。基于视觉的定位系统对环境的跟踪依赖于特征,要求环境中能够识别和跟踪的显著、有效特征^[2]。相比较而言,激光雷达无论是在依赖性、精度还是处理速度方面都具有突出的性能,在移动机器人领域被广泛使用^[3]。一方面,激光雷达具有较高的精度而无需对环境进行任何修改;另一方面,由于激光雷达可对一定范围内的扫描数据进行相关匹配,故累积误差效应较小,在使用数字地图的情况下甚至不存在。

基于激光雷达移动机器人定位分为相对定位和绝对定位。为了提高这2种定位的高效性和准确度,移动机器人领域的众多研究人员对从激光雷达距离数据中提取特征做了大量研究工作。其大致可以分为3组:特征-特征、点-特征和点-点。许多特征提取和扫描匹配算法被提出来,如LU等^[4-5]提出一种迭代最近点(Iterative closest point, ICP)算法对2次测量数据间的对应关系进行匹配,文献利用了2条规则:最近点规则 and 对应距离点规则,由此得到2次测量间机器人位置的变化。但是这种点对应方法只适用于静态环境当中,许多动态特征会导致严重的定位误差。在点-特征匹配算法中,直接使用当前扫描原始距离数据与参考扫描的特征进行匹配,匹配的依据是点到线段的距离^[6-7]。这种方法计算复杂度高而且对环境特征的依赖性也较高,只适用于多边形环境。一般来说,特征-特征扫

描匹配方法用得最多,它的速度不受初始估计的精确程度影响,主要依赖于特征获取所需的时间,提取特征的过程实质上就是扫描数据压缩的过程,大大减少了匹配中的数据量,所以一般速度较快。CROWLEY等^[8-9]首先使用超声传感器实现了该方法。但在实际中,如果特征不够清晰,将影响位姿估计的精度。因此,该方法只适合具有清晰线段、角点特征的多边形环境,严重依赖于结构化规整的环境。鉴于以上研究,本文提出一种基于改进的1D Fourier - Mellin变换的匹配方法,该方法属于点-点对应匹配的相对定位方法。最初基于Fourier - Mellin变换的匹配方法应用于图像匹配、曲线匹配等领域^[10-11],利用Fourier变换的位移理论和相似变换下的Fourier - Mellin不变量来进行匹配。受此启发,将此方法略做改进用于激光点集数据处理当中,将2D Fourier - Mellin计算复杂度降低到1D,连续使用3次1D Fourier - Mellin得到所需要的旋转和平移增量。该方法避免了对点的聚类以及对环境特征的提取,从而克服了上述各种方法中的不足。

1 激光相对定位方法描述

1.1 激光扫描匹配方法

1.1.1 1D Fourier - Transform 原理

本文方法是对Fourier - Transform位移理论的改进,为了降低计算的复杂度,使用3次1D Fourier - Mellin得到所需要的旋转和平移增量。1D Fourier - Transform过程函数为

$$f_2(x) = f_1(x - x_0) \quad (1)$$

分别对 $f_1(x)$ 和 $f_2(x)$ 进行傅里叶变换,则

$$F_1(u) = \mathcal{F}\{f_1(x)\} \quad (2)$$

$$F_2(u) = \mathcal{F}\{f_2(x)\} \quad (3)$$

傅里叶变换后的关系为

$$F_2(u) = F_1(u) e^{-j2\pi ux_0} \quad (4)$$

那么,函数 $f_1(x)$ 和 $f_2(x)$ 在傅里叶变换下的互功率谱为

$$\frac{F_1(u) F_2^*(u)}{|F_1(u) F_2^*(u)|} = e^{-j2\pi ux_0} \quad (5)$$

其中, F^* 是 F 共轭。在频域里面对式(5)进行傅里叶反变换,得到 x 方向上的脉冲函数。如果 f_1 和 f_2 相关性越好,那么它们的相似度越高,得到的脉冲函数峰值就越大,再根据脉冲的位置即可确定 x 方向上的平移量 x_0 ,这就是1D Fourier - Transform位移理论的改进方法。

1.1.2 定位参数数学模型

根据所使用的感知环境信息的传感器(SICK LMS200型)来获取二维雷达扫描数据,激光雷达坐标系与扫描示意图如图1所示,采集到的数据用集

合 $S = \{\rho_i | i = 1, 2, \dots, n\}$ 表示。移动机器人的相对位置即是通过 S 在坐标系里旋转、水平移动和垂直移动而产生的。根据激光雷达的这种模型,定义出所需要的旋转变量和平移变量数学模型的表示方式^[12],从而计算出所需要的定位参数旋转增量 $\Delta\theta$ 和平移增量 Δx 、 Δy 。

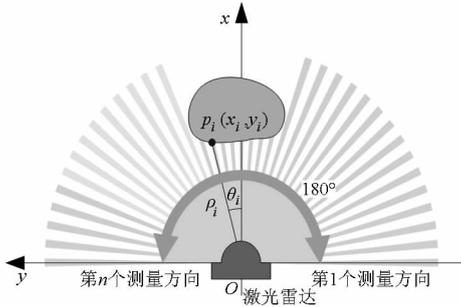


图1 激光雷达坐标系与扫描示意图

Fig. 1 Laser radar coordinate system and scanning diagrammatic sketch

(1) 旋转增量 $\Delta\theta$: 如图1所示,如果雷达数据集中在 y 轴附近,就可以取 $60^\circ \sim 120^\circ$ 范围内的数据作为算法分析的数据源,对旋转增量的计算影响较大。定义

$$R = \{\rho_k\} \quad (k = 1, 2, \dots, K) \quad (6)$$

表示极坐标系中的旋转矢量, ρ_k 为对应于 θ_k 方向上的测量距离,这里 K 可表示为

$$K = \max \{k \in \mathbf{Z} | k \leq \alpha/\tau\} + 1 \quad (7)$$

式中 α ——数据源的弧心角

τ ——激光雷达的分辨率

然后,将极坐标系中旋转匹配问题转换成直角坐标系中的平移匹配问题。

(2) 平移增量 Δx 、 Δy : 水平平移矢量取雷达数据沿 x 方向的数据作为算法分析的数据源;垂直平移矢量取雷达数据沿 y 方向的数据作为算法分析的数据源,定义

$$X = \{X_i\} \quad (i = 1, 2, \dots, N) \quad (8)$$

表示坐标系中的水平平移矢量,这里 N 可表示为

$$N = \max \{n \in \mathbf{Z} | n \leq \max \{\rho_k \cos \theta_k\}\} + 1 \quad (9)$$

X_i 可表示为

$$X_i = \begin{cases} 0 & (i \neq \max \{n \in \mathbf{Z} | n \leq \rho_k \cos \theta_k\} + 1) \\ \rho_k \sin \theta_k & (i = \max \{n \in \mathbf{Z} | n \leq \rho_k \cos \theta_k\} + 1) \end{cases} \quad (10)$$

定义 $Y = \{Y_j\} \quad (j = 1, 2, \dots, M) \quad (11)$

表示坐标系中的垂直平移矢量,这里 M 可表示为

$$M = \max \{m \in \mathbf{Z} | m \leq \max \{\rho_k \sin \theta_k\}\} + 1 \quad (12)$$

Y_j 可表示为

$$Y_j = \begin{cases} 0 & (j \neq \max \{m \in \mathbf{Z} | m \leq \rho_k \sin \theta_k\} + 1) \\ \rho_k \cos \theta_k & (j = \max \{m \in \mathbf{Z} | m \leq \rho_k \sin \theta_k\} + 1) \end{cases} \quad (13)$$

1.1.3 激光扫描匹配算法描述

为了获得激光扫描匹配的定位参数,设计了如下1D Fourier-Transform 扫描匹配改进算法:

(1) 用激光雷达获取数据:参考扫描数据 S_r 和当前扫描数据 S_c 。

(2) 首先,对于旋转增量,根据 S_r 和 S_c 建立旋转量扫描数据模型:参考扫描数据 R_r 和当前扫描数据 R_c 。

(3) 对扫描数据 R_r 和 R_c 进行 FFT 变换,将数据变换到频域中,即 $R_r \Rightarrow F_{R_r}$, $R_c \Rightarrow F_{R_c}$ 。

(4) 对频域中数据 F_{R_r} 和 F_{R_c} 进行 FFTSHIFT 变换,将零频部分变换到变量数组的中心,即中心化操作 $F_{R_r} \Rightarrow F_{FR_r}$, $F_{R_c} \Rightarrow F_{FR_c}$ 。

(5) 根据式(5)计算 F_{FR_r} 和 F_{FR_c} 的互功率谱 CrossPsc。

(6) 对 CrossPsc 进行 IFFT 变换,将数据信息从频域变回到时域中来,即 $\text{CrossPsc} \Rightarrow \text{IFCrossPsc}$ 。

(7) 计算并找出 CrossPsc 最大峰值所处的位置 θ ,根据峰值位置 θ 确定旋转增量 $\Delta\theta$ 。

(8) 然后,对于 x 方向平移增量,构造一种新的当前扫描数据 R_s (经过旋转 $\Delta\theta$ 后的当前扫描数据)。

(9) 对扫描数据 R_r 和 R_s 先进行直角坐标变换,再进行一次坐标平移,确保图像位于第一象限,如此,得到新的扫描数据 R_1 和 R_2 。

(10) 对 R_1 和 R_2 沿 x 方向逐个重新进行构造新的扫描数据 R'_1 和 R'_2 (R_1 和 R_2 每个 x 对应唯一 y 不变,其余用0值代替)。

(11) 对扫描数据 R'_1 和 R'_2 进行 FFT 变换,将数据变换到频域中,即 $R'_1 \Rightarrow F_{R'_1}$, $R'_2 \Rightarrow F_{R'_2}$ 。

(12) 对频域中数据 $F_{R'_1}$ 和 $F_{R'_2}$ 进行 FFTSHIFT 变换,将零频部分变换到变量数组的中心,即中心化操作 $F_{R'_1} \Rightarrow F_{FR'_1}$, $F_{R'_2} \Rightarrow F_{FR'_2}$ 。

(13) 根据式(5)计算 $F_{FR'_1}$ 和 $F_{FR'_2}$ 的互功率谱 CrossPsc'。

(14) 对 CrossPsc' 进行 IFFT 变换,将数据信息从频域变回到时域中来,即 $\text{CrossPsc}' \Rightarrow \text{IFCrossPsc}'$ 。

(15) 计算并找出 CrossPsc' 最大峰值所处的位置 x ,根据峰值位置 x 确定旋转增量 Δx 。

(16) 最后,对于 y 方向平移增量,对 R_1 和 R_2 沿 y 方向逐个重新进行构造新的扫描数据 R''_1 和 R''_2 (R_1 和 R_2 每个 y 对应唯一 x 不变,其余用0值代替)。

(17) 对扫描数据 R''_1 和 R''_2 进行 FFT 变换,将数据变换到频域中,即 $R''_1 \Rightarrow F_{R''_1}$, $R''_2 \Rightarrow F_{R''_2}$ 。

(18) 对频域中数据 $F_{R''_1}$ 和 $F_{R''_2}$ 进行 FFTSHIFT 变换,将零频部分变换到变量数组的中心,即中心化操

作, $F_{R_r^*} \Rightarrow F_{FR_r^*}, F_{R_c^*} \Rightarrow F_{FR_c^*}$

(19) 根据式(5)计算 $F_{FR_r^*}$ 和 $F_{FR_c^*}$ 的互功率谱 CrossPsc''。

(20) 对 CrossPsc'' 进行 IFFT 变换, 将数据信息从频域变回到时域中来, 即 CrossPsc'' \Rightarrow IFCrossPsc''。

(21) 计算并找出 CrossPsc'' 最大峰值所处的位置 y , 根据峰值位置 y 确定旋转增量 Δy 。

可以看出此算法与传统的匹配算法不同, 更加区别于图像匹配中的 2D Fourier - Mellin 变换, 一方面, 该算法降低了计算的复杂度; 另一方面, 也提高了匹配过程的精度。

1.2 特征提取方法

这是一种从激光扫描数据中提取角点特征的方法^[13], 属于特征-特征的扫描匹配方法, 局限于满足结构化环境中移动机器人定位的需要。同样使用上文中提到的激光雷达, 以固定的角度分辨率扫描环境, 返回测量数据 S , 然后转换到直角坐标系中, 用集合 $P = \{p_i = (x_i, y_i) \mid i = 1, 2, \dots, n\}$ 表示。该方法包括角点特征滤波、角点函数计算及非极大值抑制、角点特征提取与定位。

1.2.1 角点特征滤波

首先, 定义角点特征判别方法: 角点 p_i 满足前 N 个点在同一条直线上且后 N 个点也在同一条直线上。有了判别方法后, 就可以对一组激光雷达数据进行角点特征滤波, 逐个数据进行判别, 提取所有角点(为了计算方便取 $N = 4$, 如图 2 所示)。

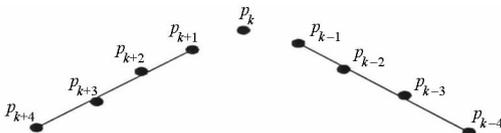


图 2 角点特征
Fig. 2 Corner feature

其过程原理如图 3 所示, 首先通过拟合该组中起始的 2 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_d , 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^[13]。

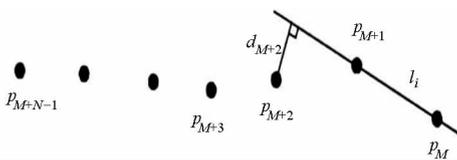


图 3 直线拟合
Fig. 3 Linear fitting

对于一组激光雷达数据, 从起点和终点分别拟合直线其结果可能是不一样的, 这种递增式的直线提取方法与方向有关, 故还需要从反方向对上述过程中的 4 个点再进行一次直线判别, 如果仍满足阈值条件, 就进行一次角点判定。

1.2.2 角点函数计算及非极大值抑制

如图 4 所示, 定义角点函数

$$f(k) = \sin\theta \tag{14}$$

作为角点特征 p_i 程度的近似衡量标准, 由式(14)知道 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。结合图 4, 角点函数值计算式为

$$f(k) = \frac{\sqrt{l^k(l^k - l_a^k)(l^k - l_b^k)(l^k - l_c^k)}}{l_a^k l_b^k} \tag{15}$$

$$l^k = \frac{l_a^k + l_b^k + l_c^k}{2} \tag{16}$$

$$\begin{cases} l_a^k = \sqrt{(x_k - x_r^k)^2 + (y_k - y_r^k)^2} \\ l_b^k = \sqrt{(x_k - x_i^k)^2 + (y_k - y_i^k)^2} \\ l_c^k = \sqrt{(x_r^k - x_i^k)^2 + (y_r^k - y_i^k)^2} \end{cases} \tag{17}$$

$$\begin{cases} x_i^k = \frac{1}{N+1} \sum_{i=k-N}^k x_i \\ y_i^k = \frac{1}{N+1} \sum_{i=k-N}^k y_i \\ x_r^k = \frac{1}{N+1} \sum_{i=k}^{k+N} x_i \\ y_r^k = \frac{1}{N+1} \sum_{i=k}^{k+N} y_i \end{cases} \tag{18}$$

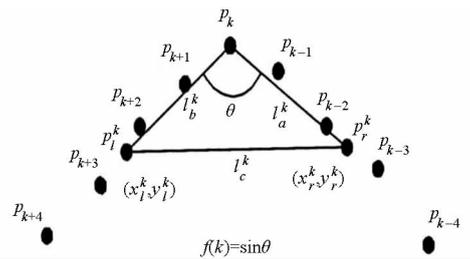


图 4 角点函数几何意义

Fig. 4 Geometric meaning of angular point function

得到角点函数 $f(k)$ 后, 再使用非极大值抑制的方法对角点函数 $f(k)$ 作进一步处理, 使实际中的每个物理角点唯一对应一个角点特征。方法描述为: 对于点 p_k 及其某一邻域 $D, D = \{p_i \mid i \in (k - m, k + m)\}$, 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, 公式为

$$f(k) = \begin{cases} f(k) & (f(k) = \max_{f(i) \in D} f(i)) \\ 0 & (\text{其他}) \end{cases} \tag{19}$$

1.2.3 角点特征提取与定位

根据上述方法得到的角点函数值,对于点 p_k ,如果 $f(k)$ 大于阈值 f_d ,将 $\{p_i | i \in (k - N, k - 1)\}$ 和 $\{p_i | i \in (k + 1, k + N)\}$ 分别拟合为直线 $l_{k,1}$ 和 $l_{k,2}$,然后计算 2 条直线的夹角 θ_k 。如果 $\theta_k \in \left(\frac{\pi}{2} - \theta_{thd}, \frac{\pi}{2} + \theta_{thd}\right)$,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 $p'_k = (x'_k, y'_k)$,即为最终确定的角点特征的位置坐标。

然后取 2 组激光雷达扫描数据分别作为参考扫描数据和当前扫描数据,再利用上述提取角点特征方法获取所有角点特征的位置坐标,然后针对 2 个实际存在的明显物理角点,挑选出对应的 2 组角点特征的位置坐标,记为 $A_r(x_1, y_1)$ 、 $B_r(x_2, y_2)$ 、 $A_c(x_1, y_1)$ 、 $B_c(x_2, y_2)$,如图 5 所示(图中横坐标为水平方向平移量,纵坐标为垂直方向平移量),根据坐标变换原理得出相对定位参数旋转增量 $\Delta\theta$ 和平移增量 Δx 、 Δy 。

2 实验分析

实验数据由 Sick LMS 200 型激光雷达获取,其视场和角度分辨率配置分别为 180° 和 1° ,激光雷达放在图 6 所示的机器人平台上,算法在 Matlab 平台下实现。为了配合本文所述角点特征提取算法,从数据集中挑选了一组具有明显角点特征的环境扫描

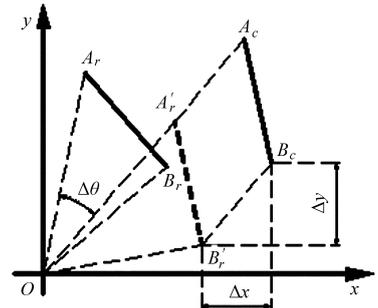


图 5 角点特征位置参数

Fig. 5 Location parameters of corner feature

数据,进行本文所述 2 种算法的对比分析。如图 7 所示,分别是移动机器人在 6 个连续不同位置通过激光雷达扫描环境获得的实验数据。

(1)对于本文所述角点特征提取算法,从图 7a ~



图 6 移动机器人平台

Fig. 6 Mobile robot platform

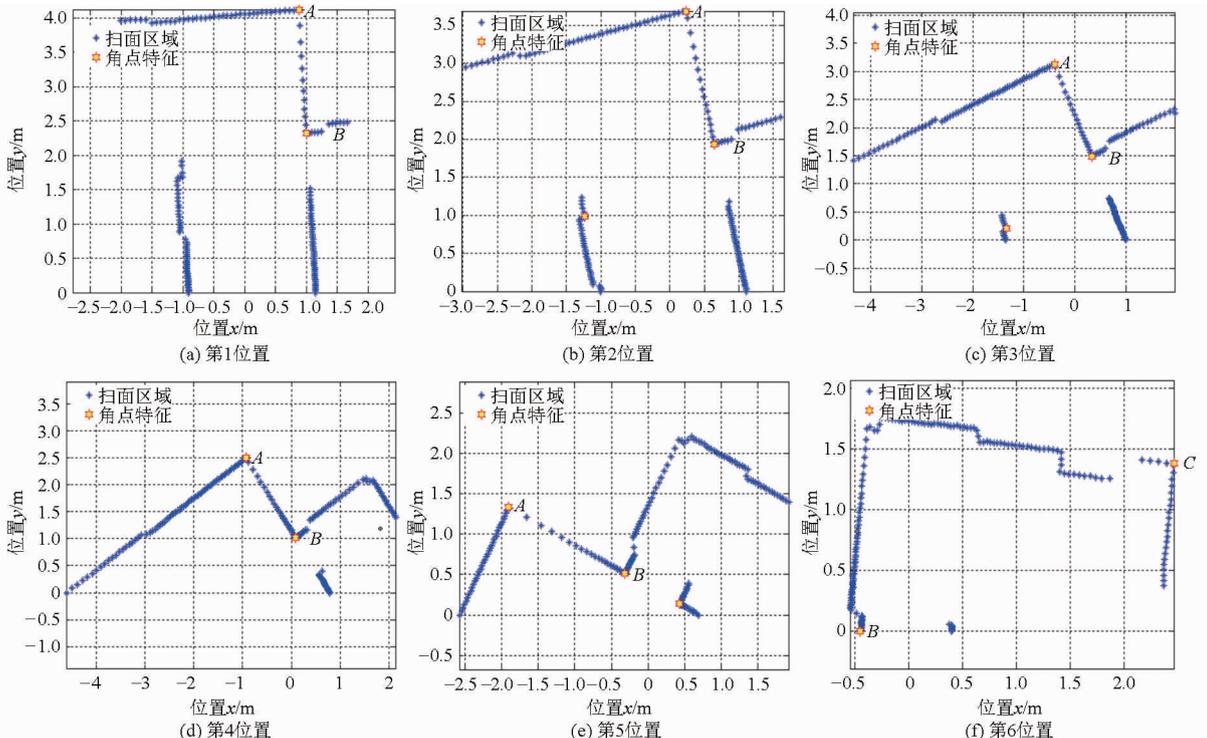


图 7 部分激光雷达实验数据

Fig. 7 Parts of laser radar experimental data

7e中可以看出,实际环境中存在明显的物理角点 A 和 B 。于是设置相关参数: $N=4, d_d=100, f_d=0.6, \theta_d=20^\circ$ 。然后利用算法得到如表1所示的角点特征坐标,从表1中看出角点 $A、B$ 的距离十分接近,说明以角点 $A、B$ 作为特征可以满足移动机器人定位的要求。最后再根据算法得到相对定位中旋转增量和平移增量的各参数 $\Delta\theta、\Delta x、\Delta y$,表2所示为实验结果。然而,从图7e、7f可以发现,从位置5过渡到位置6时,实际环境中不存在或者没有明显的一组物理角点特征时,该算法就无法满足移动机器人定位的需要,如表1、表2实验数据所示。除非重新获取新的角点特征进行再定位,若如此就增加了算法的复杂度,降低了算法的有效性。

表1 提取的特征角点坐标

Tab.1 Extracted feature-angular point coordinates

序号	m				
	特征坐标点A		特征坐标点B		AB
	x	y	x	y	距离
1	0.882 1	4.116 3	0.997 5	2.323 0	1.797 0
2	0.229 4	3.690 4	0.647 1	1.941 1	1.798 5
3	-0.399 7	3.132 2	0.330 0	1.487 7	1.799 1
4	-0.931 5	2.492 4	0.082 3	1.017 5	1.789 7
5	-1.904 1	1.330 8	-0.314 9	0.513 1	1.787 2
6			-0.450 0	0	

表2 角点特征提取算法定位结果

Tab.2 Positioning results of corner feature extraction

序号	$\Delta x/m$	$\Delta y/m$	$\Delta\theta/(^\circ)$
1	0	0	0
2	-0.057 1	0.516 5	9.747 7
3	-0.047 3	0.538 5	10.498 2
4	-0.033 6	0.509 4	10.575 5
5	-0.095 6	0.422 6	28.269 2
6			

(2)对于本文提出的1D Fourier-Transform扫描匹配算法,就不会存在上述问题,将前一时刻激光雷达扫描数据作为参考扫描数据,后一时刻的作为当前扫描数据,然后进行一一匹配。如图7a~7e所示,对于实际环境中存在明显物理角点的,其对应的扫描曲线也具有较高的相似度,利用本文第1节所提到的算法,能够较好地得到所需要的定位结果,如表3所示。对比于角点特征提取算法,在实验数值上所得到的精度略低于它,但实际精度却略有提高,基本满足定位要求。因为激光雷达对环境扫描点是离散的,从激光雷达扫描点中提取出的角点特征位置与真实的物理角点的位置存在一定误差。而本文算法是通过在频域里寻找相似峰值特征位置,避免了这一不足,所以具有较高的实际定位精度。而且,

本文算法也不受环境条件的限制,适应范围广泛,如图7f所示,在特征相差较大环境下,仍然可以采取本文所述方法定位,如图8所示的匹配过程图。在匹配的过程中,可以匹配部分具有相似特征的曲线来获得定位参数,然后再进行整体匹配。最终得到如表3所示的定位结果,与实际位置对比,基本满足要求。在匹配处理过程中还会发现,本文所述算法在计算上也具有较大优势,相比较其他算法来说,大大降低了过程的计算复杂度。

表3 激光扫描匹配算法定位结果

Tab.3 Positioning results of laser scan matching algorithm

序号	$\Delta x/m$	$\Delta y/m$	$\Delta\theta/(^\circ)$
1	0	0	0
2	0.063	0.531	9.5
3	0.054	0.559	10.5
4	0.037	0.487	10.5
5	0.070	0.427	27.5
6	0.163	0.498	21.5

(3)最后,对真实环境进行勘测,获得移动机器人的轨迹路线图。测试环境为普通楼道走廊环境,在地面上做了5个十字标记,测试路径不超过5m,最大旋转角度不超过 50° ,如图9所示。控制机器人沿着测试路径通过每个标记点,收集激光雷达获取的环境信息。分别根据角点特征提取方法和扫描匹配定位方法计算移动机器人轨迹位置估计,再与勘测的数据计算得到实际机器人行走的轨迹位置进行对比,如表4和图9所示。从表4中看出最后一个位姿跟踪不成功,由于此时的标记轨迹比较接近门边,失去了先前的角点特征,故而无法定位成功,受到环境的限制。图10是根据机器人位置估计所描述的轨迹图,从图中明显看出2种方法都能够达到定位要求,但从实际的勘测结果来看,本文所提出的方法较为接近真实情况,充分说明所提出的激光扫描匹配算法在定位精度上和计算复杂度上的优越性以及对环境适应性。但由于存在累积误差,路径越长,误差就越大,此时就需要其他传感器来弥补这种位姿跟踪缺陷。

3 结束语

为满足复杂环境中移动机器人定位的需要,提出一种基于Fourier-Mellin变换的移动机器人激光扫描匹配定位改进方法。即利用Fourier变换的位移理论和相似变换下的Fourier-Mellin不变量来进行匹配。首先,在激光点集数据处理中,将2D Fourier-Mellin计算复杂度降低到1D,连续使用3次1D Fourier-Mellin,然后在频域里找到最大峰

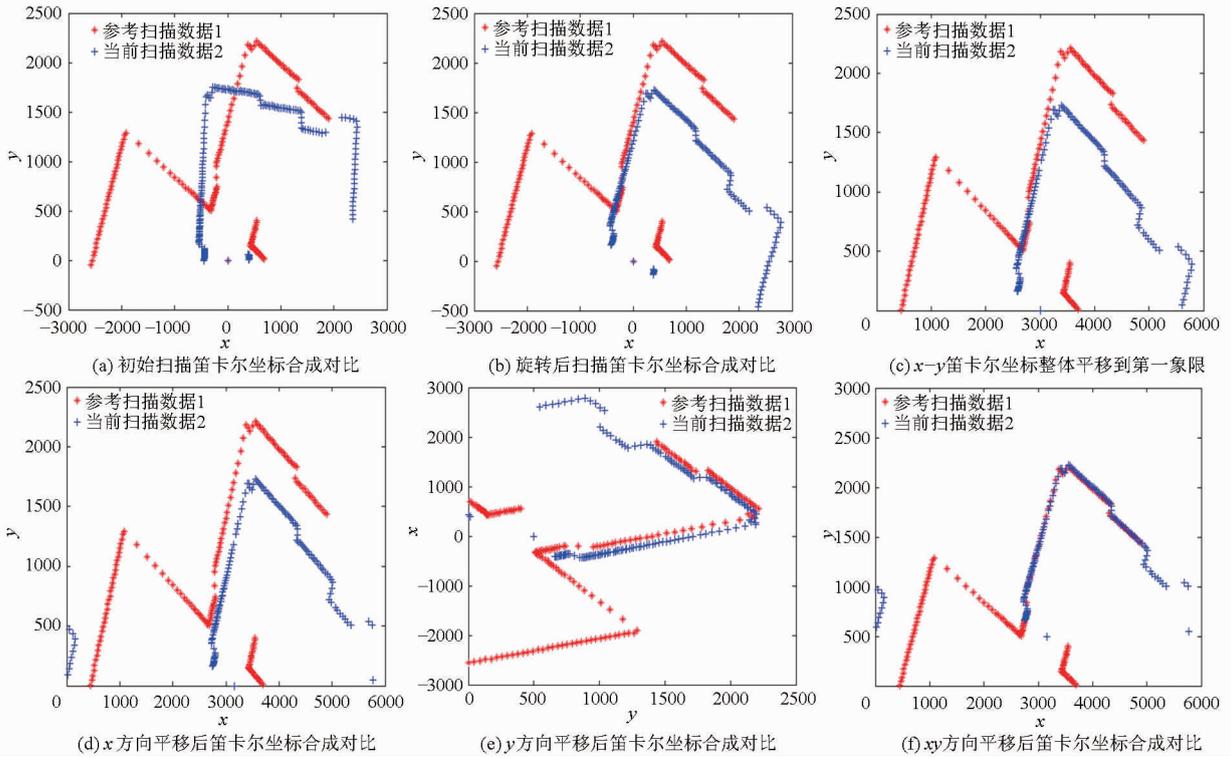


图8 位置5和位置6本文算法匹配过程图

Fig. 8 Process diagram of laser scan matching between locations 5 and 6



图9 移动机器人行走环境与路径

Fig. 9 Path and environment of mobile robot

所在位置,得到所需要的旋转和平移增量,从而大大降低了过程计算的复杂度,提高了定位的效率。相比于特征提取匹配方法,由于从激光雷达扫描点中获取扫描点是离散的,故提取出的特征点位置与实际物理点的位置存在一定误差,提取到的特征并不能准确反映真实物理特征位置,必然会带来一定的定位误差。而激光扫描匹配方法避免了对点的聚类以及对环境特征的提取,从而能达到更高的实际定位精度,而且对环境的适应能力也更加优越。此外,

表4 轨迹估计结果

Tab. 4 Trajectory estimation results

参数	序号						
	1	2	3	4	5	6	
角点特征	Δx	0	0.057 1	0.104 4	0.138 0	0.233 5	
	Δy	0	0.516 5	1.055 0	1.564 4	1.987 0	
扫描匹配	Δx	0	0.063	0.117	0.154	0.224	0.387
	Δy	0	0.531	1.090	1.577	2.004	2.502
实际勘测	Δx	0	0.060	0.110	0.150	0.230	0.380
	Δy	0	0.520	1.080	1.580	2.010	2.490

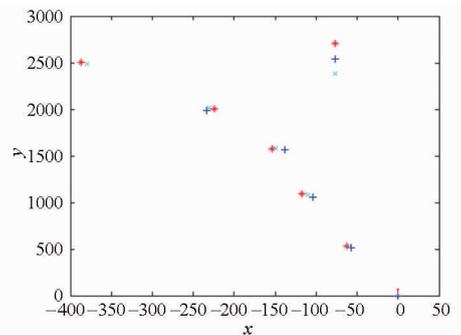


图10 轨迹位置估计

Fig. 10 Track position estimation

这种方法还具有适应噪声干扰和动态环境的能力。但是,通过实验测试还发现一些新的问题,例如,如何进一步提高定位精度和鲁棒性,减少累积误差以及动态环境干扰等,这将是后续研究的重点。

参 考 文 献

- 1 MONTEMERLO M, THRUN S, KOLLER D, et al. FastSLAM: a factored solution to the simultaneous localization and mapping problem[C]//Aaai National Conference on Artificial Intelligence, 2003:593 - 598.
- 2 SE S, LOWE D G, LITTLE J J. Vision-based global localization and mapping for mobile robots[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2005, 21(3):364 - 375.
- 3 杨明, 王宏, 何克忠, 等. 基于激光雷达的移动机器人环境建模与避障[J]. 清华大学学报:自然科学版, 2000, 40(7):112 - 116.
YANG Ming, WANG Hong, HE Kezhong, et al. Environmental modeling and obstacle avoidance of mobile robots based on laser radar[J]. Journal of Tsinghua University: Science and Technology, 2000, 40(7):112 - 116. (in Chinese)
- 4 LU FENG, MILIOS E. Robot pose estimation in unknown environments by matching 2D range scans[J]. Journal of Intelligent & Robotic Systems, 1997, 18(3):249 - 275.
- 5 MINGUEZ J, LAMIRAUX F, MONTESANO L. Metric-based scan matching algorithms for mobile robot displacement estimation [C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2005, 4: 3557 - 3563.
- 6 ELFES A. Sonar-based real-world mapping and navigation[J]. IEEE Journal of Robotics and Automation, 1987, 3(3): 249 - 265.
- 7 COX I J. Blanche-an experiment in guidance and navigation of an autonomous robot vehicle[J]. IEEE Transactions on Robotics and Automation, 1991, 7(2): 193 - 204.
- 8 GUTMANN J S, WEIGEL T, NEBEL B. A fast, accurate and robust method for self-localization in polygonal environments using laser range finders[J]. Advanced Robotics, 2001, 14(8): 651 - 667.
- 9 CROWLEY J L. Navigation for an intelligent mobile robot[J]. IEEE Journal of Robotics and Automation, 1985, 1(1): 31 - 41.
- 10 崔继峰, 朱捷, 于龙飞. 基于 Fourier - Mellin 变换的全景图像拼接与曲线匹配[J]. 鸡西大学学报, 2008, 8(1):72 - 75.
CUI Jifeng, ZHU Jie, YU Longfei. An image mosaics and curve matching based on Fourier - Mellin transform[J]. Journal of Jixi University, 2008, 8(1):72 - 75. (in Chinese)
- 11 赵训坡. 鲁棒性图像曲线匹配方法研究[D]. 北京:中国科学院自动化研究所, 2005.
ZHAO Xunpo. A study on robust image curve matching techniques[D]. Beijing: Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, 2005. (in Chinese)
- 12 WANG X Y, JIA Y Y, XI N, et al. Mobile robot pose estimation using laser scan matching based on Fourier transform [C] // 2013 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics (ROBIO), 2013: 474 - 479.
- 13 满增光, 叶文华, 肖海宁, 等. 从激光扫描数据中提取角点特征的方法[J]. 南京航空航天大学学报, 2012, 44(3): 379 - 383.
MAN Zengguang, YE Wenhua, XIAO Haining, et al. Method for corner feature extraction from laser scan data[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2012, 44(3): 379 - 383. (in Chinese)
- 14 吴玉秀, 孟庆浩, 曾明. 基于声音的分布式多机器人相对定位[J]. 自动化学报, 2014, 40(5): 798 - 809.
WU Yuxiu, MENG Qinghao, ZENG Ming. Distributed multi-robot relative position based on sound[J]. Acta Automatica Sinica, 2014, 40(5): 798 - 809. (in Chinese)
- 15 景军锋, 李光燕, 李鹏飞. 曲线匹配算法及其在织物自动对花检测中的应用[J]. 纺织学报, 2012, 33(8): 145 - 148.
JING Junfeng, LI Guangyan, LI Pengfei. Curve matching algorithm and its application in fabric to detect automatically[J]. Journal of Textile Research, 2012, 33(8):145 - 148. (in Chinese)
- 16 RÖWEKÄMPER J, SPRUNK C, TIPALDI G D, et al. On the position accuracy of mobile robot localization based on particle filters combined with scan matching[C]//2012 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), 2012: 3158 - 3164.