

基于激光雷达的有界区域快速全局定位算法

吴海欣^{1,2}, 文梓豪^{1,2}, 熊弘俊^{1,2}, 崔彦¹, 林军记^{1,2}, 张辉^{1,2}

(1. 中山大学智能工程学院, 广东广州 510006; 2. 广东省智能交通系统重点实验室, 广东广州 510006)

摘要:室内全局定位技术是自动驾驶车辆和机器人的核心组成部分,也是当今的研究热点。基于该时代背景,本文提出了一种基于激光雷达的有界区域快速全局定位算法,将全局地图与局部地图的特征向量进行对比匹配,实现了雷达在有界区域内的精确定位。利用仿真实验对算法的有效性和定位精度进行了分析,发现其平均位置误差比为 0.791%,平均朝向误差为 0.3883°。结果表明,该算法可以较稳定且精确地获取静态雷达的位姿信息,是一种研究室内全局定位的有效方法。

关键词:激光雷达;全局地图;局部地图;特征向量

中图分类号:TN249 文献标识码:A DOI:10.3969/j.issn.1001-5078.2021.04.005

A fast global localization algorithm for bounded region based on LIDAR

WU Hai-xin^{1,2}, WEN Zi-hao^{1,2}, XIONG Hong-jun^{1,2}, CUI Yan¹, LIN Jun-ji^{1,2}, ZHANG Hui^{1,2}

(1. School of Intelligent Systems Engineering, Sun Yat-sen University, Guangzhou 510006, China;

2. Guangdong Provincial Key Laboratory of Intelligent Transportation System, Guangzhou 510006, China)

Abstract: The technology of indoor global localization is the core component of automatic vehicle and robot, and it is also a research focus. Based on this background, this paper studied a fast algorithm of global localization algorithm based on lidar. The eigenvector of the global map and the local map are compared and matched to achieve the precise positioning of the lidar. The effectiveness and positioning accuracy of the algorithm were analyzed using simulation experiments, which shows that the average ratio of position error was 0.791% and the average orientation error was 0.3883°. The results indicate that the algorithm can stably and accurately acquire the pose information of static lidar, and it is an effective method to study the indoor global positioning.

Keywords: lidar; global map; local map; eigenvector

1 引言

精准定位是自动驾驶、无人机器人等一系列重要应用的基础,分为室外定位和室内定位。在室外环境下,全球导航卫星系统(global navigation satellite system, GNSS)可以提供精确的位置信息^[1],但在像停车场等的一些室内环境以及像隧道等被严重

遮挡的室外环境下,其定位精度已无法满足我们的定位精度需求。因此,近年来国内外各界都在致力寻求更高精度和可靠的室内定位技术,使之在特定环境条件下也可以获得准确的位置信息。

目前,国内外的室内定位领域主要包括有射频识别(RFID)^[2]、Wi-Fi、ZigBee、超宽带(UWB)、惯性

作者简介:吴海欣(1997-),女,硕士生,主要研究激光雷达室内定位方向。E-mail:1067362541@qq.com

通讯作者:张辉(1973-),男,工学博士,副教授,从事交通参数提取技术,车辆监控与驾驶行为检测技术,车联网技术与应用等方面的研究。E-mail:345239@qq.com

收稿日期:2020-07-03

导航、超声波^[3]、激光、红外线、蓝牙^[4]等定位技术。这些定位技术的区别在于其传感器和数据传输方式的不同,而其后台核心定位算法才是对定位效果起关键作用的因素,包括有邻近信息法、多边测量法、双曲线定位法、三角定位法、指纹定位法和航位推算法等。就目前的技术发展而言,每个定位技术都有其优点和局限性,不具有同时满足定位精度、成本、功耗和信息安全多个方面的普适性技术。与此同时,不同的定位算法所适用的定位技术不同,因此各界也在致力寻求一种可靠、稳定的定位技术与算法的结合,实现室内定位精度和功耗等方面的最佳化。

另一方面,室内定位作为机器人必不可少的一个关键技术,可以分为位置跟踪和全局定位两类。位置跟踪是指在已知初始位姿以及未知地图的前提下,对运动状态下的机器人进行定位,如激光 SLAM 定位^[5]和视觉 SLAM 定位^[6]。但 SLAM 定位技术不可避免地会产生随着车辆里程的增大而增大的累积误差。相对而言,全局定位则要求在对初始位姿没有任何先验知识和已知地图的情况下,获取当前时刻机器人的位置信息。基于已知地图的全局定位与 SLAM 不同,其过程是将当前时刻采集到的环境点云与事先建好的地图作匹配,每次帧间配准相对独立,所以其不存在累积误差^[7]。当然全局定位也更具难度和挑战性,目前主要有全局视觉定位^[8]和基于激光雷达的全局定位^[9]等。

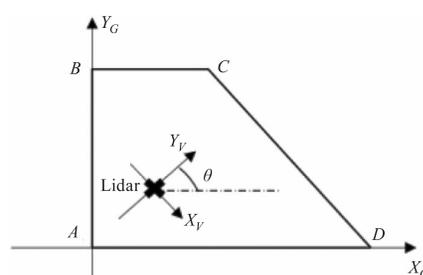
由于基于摄像机的全局定位会受到光照因素的影响,相比而言激光雷达则具有不受环境光影响以及精度更高的优势,本文以激光雷达为单一的传感器,提出一种室内有界区域下的快速全局定位算法,将激光定位技术与全局定位算法有效地结合,并在仿真实验下取得可靠、稳定的定位效果。

2 问题的描述

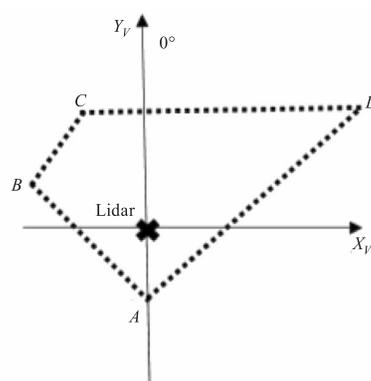
全局定位实际上是一个坐标转换的问题,其过程就是建立地面坐标系与车辆坐标系之间的对应关系^[10]。在本文的研究中,地面坐标系是不变的、绝对的,而车辆坐标系是随着车辆位姿的变换而变的。因此,地面坐标系下的全局地图也是不变的。但在雷达实时定位建图过程中,智能车需要构建环境地图,用于对自身的精确定位,而环境地图的构建又与智能车在每个时刻的位置息息相关^[11],即车辆坐标系中的局部地图也将随着车辆位姿的变换而改

变。因此,要实现激光雷达的全局定位,就要将变换的车辆坐标系下的局部地图和绝对的地面坐标系下的全局地图进行匹配,最终得出车辆在地面坐标系下的位姿,包括其坐标以及方向角。

图 1 分别定义了地面坐标系下的已知地图和 t 时刻车辆在位姿为 $[x_t \ y_t \ \theta_t]^T$ 时车辆坐标系内的点云图。如图 1 所示,本研究的车辆坐标系设定以激光雷达的测距核心为坐标原点,激光雷达的 0° 朝向为纵轴正方向,车辆坐标系随着车辆的位姿变换而改变。而车辆方向角 θ_t 设定为激光雷达 0° 方向与地面坐标系 x 轴正方向的夹角。



(a) 地面坐标系下的全局地图



(b) 车辆坐标系下的局部地图

图 1 坐标系转换关系

Fig. 1 Coordinate transformation relationship

由图 1 可知,车辆坐标系可以根据车辆的位姿进行一系列的平移和旋转得到地面坐标系,即地图边界点在两个坐标系中的坐标转换关系与车辆的位姿相关。我们可以利用这一性质反求车辆的位姿。其中,设 t 时刻第 i 个边界点在地面坐标系坐标为 $[x_{G,t,i} \ y_{G,t,i}]^T$,该边界点在车辆坐标系上的坐标 $[x_{V,t,i} \ y_{V,t,i}]^T$,则其坐标转换公式如式(1)所示。

$$\begin{bmatrix} x_{G,t,i} \\ y_{G,t,i} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \theta_t & -\sin \theta_t \\ \sin \theta_t & \cos \theta_t \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_{V,t,i} \\ y_{V,t,i} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} x_t \\ y_t \end{bmatrix} \quad (1)$$

由式(1)可知,最少在地面坐标系和车辆坐标系中找到三个一一对应的边界点才能解算出车辆的未知量 $[x_i \ y_i \ \theta_i]^T$ 。但由于地图边界点较多,且其在两个坐标系中的一一对应关系都未知,直接遍历求解需要巨大的计算量,因此本文通过地图边界特征匹配的方法来进行快速定位,有效降低了算法的复杂度。

3 地图的特征描述

在地图只有边界的情况下,任意一个凸多边形地图都可以采用一个特征向量来对其进行描述,每个凸多边形对应特定且唯一的特征向量。该特征向量我们定义如式(2)所示。

$$V = [X_g, Y_g, L_{\max}, \alpha_{\max}, L_{\min}, \alpha_{\min}, L_1, \alpha_1, L_2, \alpha_2, L_3, \alpha_3, \dots]^T \quad (2)$$

其中, X_g, Y_g 为地图边界的重心坐标; L_{\max}, α_{\max} 分别表示重心到最远点的距离和方向角; L_{\min}, α_{\min} 分别表示重心到最近点的距离和方向角。 α_i, L_i 为 $\alpha_{\max}, \alpha_{\min}$ 之间分割出来的第 i 个角及重心到该方向角上边界点的距离。

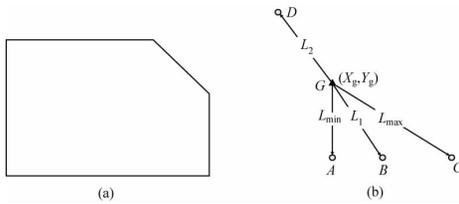


图 2 凸多边形地图特征描述

Fig. 2 Feature description of convex polygon

图 2(a) 可由特征向量图 2(b) 来描述, $V_b = [X_g, Y_g, L_{\max}, \alpha_{\max}, L_{\min}, \alpha_{\min}, L_1, \alpha_1, L_2, \alpha_2]^T$ 。其中 X_g, Y_g 为图 2(a) 的边界重心 G 的坐标。 A 为距离重心 G 最近的边界点, C 为距离重心 G 最远的边界点, 则 L_{\max}, α_{\max} 表示 \vec{GC} 的长度和方向角, L_{\min}, α_{\min} 表示 \vec{GA} 的长度和方向角。 \vec{GA} 与 \vec{GC} 之间有 \vec{GB} 和 \vec{GD} , L_1, α_1 表示 \vec{GB} 的长度和方向角; L_2, α_2 表示 \vec{GD} 的长度和方向角。

4 定位算法

当地图是只有边界的凸多边形时,激光雷达在地图内任意区域进行扫描都不会被遮挡,可以完整地扫描出地图边界。因此,可以直接将车辆坐标系中的局部地图与地面坐标系中的全局地图进行特征向量匹配,快速解算出车辆的朝向 θ 以及位置坐标 (\bar{X}, \bar{Y}) 。其定位流程如图 3 所示。

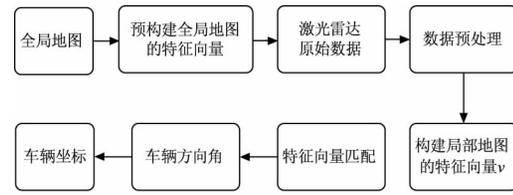


图 3 全局定位算法流程

Fig. 3 Process of global positioning algorithm

4.1 预构建全局地图特征向量

在已知地图和已知地面坐标系的情况下,首先需要构建出全局地图的特征向量 $V = [X_g, Y_g, L_{\max}, \alpha_{\max}, L_{\min}, \alpha_{\min}, L_1, \alpha_1, L_2, \alpha_2, L_3, \alpha_3, \dots]^T$, 并预先将其存入数据库中以备后续的定位。设该凸多边形地图有 k 个顶点, 则其全局地图的重心坐标 X_g, Y_g 可由式(3)和式(4)解得。

$$X_g = \frac{1}{\sum_{i=1}^k D_i} \sum_{i=1}^k \frac{(X(i) + X(i+1))D_i}{2} \quad (3)$$

$$Y_g = \frac{1}{\sum_{i=1}^k D_i} \sum_{i=1}^k \frac{(Y(i) + Y(i+1))D_i}{2} \quad (4)$$

其中, $X(i), Y(i)$ ($i = 1, 2, 3, \dots, k$) 表示凸多边形地图第 i 个顶点的全局坐标; D_i 表示第 i 个顶点与其下一个顶点的欧氏距离。

4.2 数据扫描与预处理

激光雷达通常采用飞行时间法测距,即通过测量从发射激光脉冲到接收发射光的时间间隔,根据光的行程和飞行时间计算距离^[12],如式(5)所示。

$$r = \frac{1}{2}c \times \Delta t \quad (5)$$

式中, r 表示目标距离; Δt 表示发射波与反射波的时间延迟,光速 $c = 3 \times 10^8$ m/s。

当二维单线激光雷达处于地图区域内时,实时地对地图的边界进行扫描,采集到地图边界的 n 组离散点云数据,包括 n 个边界点到雷达的距离和角度。采集完点云数据后,数据预处理基本流程如图 4 所示。



图 4 数据预处理基本流程图

Fig. 4 Process of data preprocessing

大部分激光雷达的测距范围都有一定的阈值,当雷达靠近或者远离地图边界时会出现部分边界点

的距离数据为0等异常的情况,所以首先要识别并剔除该部分异常数据。同时值得注意的是,激光雷达的飞行时间法测距本身也存在误差,包括有系统误差和噪声误差。其中系统误差包括计时误差、时刻鉴别误差以及大气折射率误差,而随机误差则主要是噪声引起的误差^[13]。因此,在剔除异常数据外,还需要对点云数据的误差进行校正。

校正误差后,由于激光雷达所获取的点云是极坐标数据,而在后续定位中需要用到的是直角坐标数据,因此需要将点云数据转换为其在车辆坐标系下的直角坐标数据,构建局部地图。其转换公式如式(6)所示:

$$\begin{cases} x(i) = r(i) \cdot \sin(\omega(i)) \\ y(i) = r(i) \cdot \cos(\omega(i)) \end{cases} \quad (6)$$

式中, $x(i), y(i)$ 表示扫描到的第 i 个边界点在车辆坐标系中的横坐标和纵坐标; $r(i)$ 表示该点到激光雷达的距离数据; $\omega(i)$ 则表示该点的角度数据。

4.3 构建局部地图特征向量

对数据进行预处理并构建局部地图后,要对局部地图进行特征提取,提取局部地图重心到最远点的距离 l_{\max} 和方向角 β_{\max} ,重心到最近点的距离 l_{\min} 和方向角 β_{\min} ,以及 $\beta_{\max}, \beta_{\min}$ 之间分割出来的第 i 个角 β_i 和重心到该方向角上边界点的距离 l_i 。其中,局部地图重心坐标 x_g, y_g 可由式(7)~(9)解得:

$$d_i = \begin{cases} \sqrt{(x(i) - x(i+1))^2 + (y(i) - y(i+1))^2}, i < n \\ \sqrt{(x(i) - x(1))^2 + (y(i) - y(1))^2}, i = n \end{cases} \quad (7)$$

$$x_g = \frac{1}{\sum_{i=1}^n d_i} \sum_{i=1}^n \frac{(x(i) + x(i+1))d_i}{2} \quad (8)$$

$$y_g = \frac{1}{\sum_{i=1}^n d_i} \sum_{i=1}^n \frac{(y(i) + y(i+1))d_i}{2} \quad (9)$$

式中, $d_i (i = 1, 2, \dots, n)$ 表示局部地图中相邻两个边界点的距离。

由此,提取出局部地图中的特征信息(如重心坐标、重心与边界点的距离以及方向角)后,可以构建出局部地图在车辆坐标系中的特征向量 v ,如式(10)所示:

$$v = [x_g, y_g, l_{\max}, \beta_{\max}, l_{\min}, \beta_{\min}, l_1, \beta_1, l_2, \beta_2, l_3, \beta_3, \dots]^T \quad (10)$$

4.4 特征向量匹配定位

在凸多边形地图内,激光雷达不会被遮挡以致无法完整扫描出地图的边界,局部地图和全局地图的边界是一致的。可见局部地图与全局地图的边界重心是在两个坐标系中一一对应的同一个特征点,同时在两个坐标系中,重心与特定边界点之间的距离和方向角也是一一对应的。所以在构建完局部地图的特征向量 v 后,可以将其直接与预构建的全局地图特征向量 V 进行对比匹配,即可以快速实现车辆的定位。利用上述步骤构建出的全局地图特征向量 V 与局部地图特征向量 v ,我们可以通过车辆朝向计算公式解算出地面坐标系与车辆坐标系之间的夹角,即车辆的方向角 $\bar{\theta}$ 。车辆朝向计算公式如式(11)所示:

$$\bar{\theta} = \frac{(\alpha_{\max} - \beta_{\max}) + (\alpha_{\min} - \beta_{\min}) + \sum_{i=1}^N (\alpha_i - \beta_i)}{2 + N} \quad (11)$$

解算出车辆的方向角 $\bar{\theta}$ 后,使用坐标转换公式可以快速解算得出车辆在地面坐标系中的位置坐标 (\bar{X}, \bar{Y}) ,如式(12)所示:

$$\begin{bmatrix} \bar{X} \\ \bar{Y} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} X_g \\ Y_g \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -\cos \bar{\theta} & \sin \bar{\theta} \\ -\sin \bar{\theta} & -\cos \bar{\theta} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_g \\ y_g \end{bmatrix} \quad (12)$$

该算法提取激光雷达采集的点云数据特征,将其与数据库中事先存储的全局地图特征数据进行匹配,只需找出全局地图与局部地图中一个对应的特征点——重心,并利用重心与特定边界点的方向角,最终实现车辆在有界区域内的快速全局定位,大大减少了计算量,从而降低了定位算法的复杂度。

5 非凸多边形切分

值得注意的是,当机器人处于非凸多边形地图内,激光雷达位于某些特定区域时会出现被地图边界遮挡而漏扫的现象,构建出不完整的局部地图,这可能导致两个坐标系中地图边界的重心不是一一对应的特征点,因此无法直接将局部地图与全局地图进行特征向量匹配。此时需要对地图进行图形切分,再运用改进后的边界特征匹配方法来进行定位。

本文的图形切分原则为,将原非凸多边形地图看作多个凸多边形的叠加组合,并根据这些凸多边形的重合情况来切分地图。如图5所示的

非凸多边形地图 ABCDEF, 可将其视为凸多边形 ABCG 与凸多边形 AHEF 的叠加组合, 此时根据其重合的情况可将地图内切分为①, ②, ③三个区域。

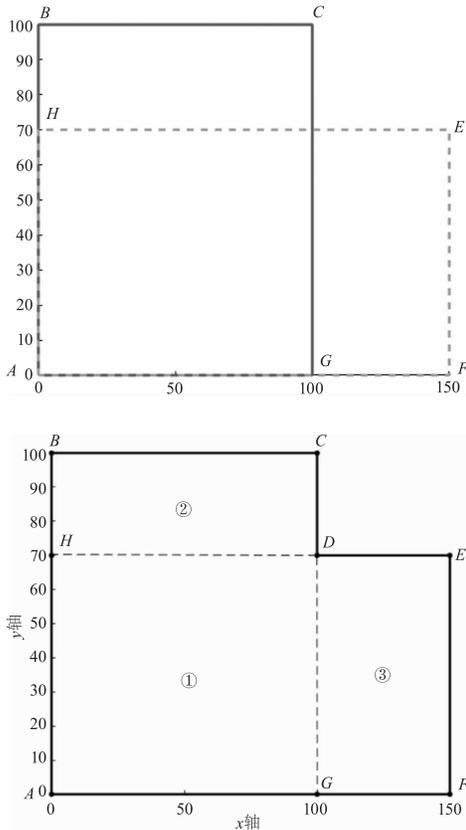


图 5 非凸多边形图形切分

Fig. 5 Segmentation of non convex polygon

雷达在不同的区域中只能完整地识别出其所在凸多边形与原地图的交集部分。如当雷达处于区域②时, 其所属的凸多边形 ABCG 与原地图的交集为多线段 GABCD, 此时雷达可以完整扫描出该多线段, 但受顶点 D 的影响无法完整扫描出线段 DEFG, 区域①③同理。

改进后的特征匹配方法解决了非凸多边形地图内雷达会出现漏扫的现象, 其具体步骤如下所示:

Step 1: 非凸多边形地图可视为多个凸多边形的叠加组合, 计算这些凸多边形与原地图边界的交集的特征向量 V_i ;

Step 2: 计算激光雷达扫描的点云图中每相邻两个点的距离 d_i 以及地图上的最短边长 D_{\min} , 判断是否存在 $d_i > D_{\min}$ 。若不存在, 则雷达点云图无漏扫, 按照凸多边形地图定位方法进行定位; 若存在, 则雷达点云图存在漏扫, 跳至步骤 3;

Step 3: 在雷达点云图中剔除不能完整扫描出的多线段部分, 保留可完整扫描出的多线段部分;

Step 4: 计算此时点云图的特征向量 v 以及 $|V_i - v|$ 。将 V_m 中的参数带入式(11)和式(12)中计算得出车辆位姿。其中 $|V_m - v| = \min(|V_i - v|)$ 。

6 实验验证

为了高效地验证本文算法的有效性及其定位精度, 本文在进行全局定位测试时, 将预设好的有界多边形地图导入, 在 MATLAB 上通过仿真实验模仿不同位姿时二维单线激光雷达在地图内的扫描过程, 并运用本文提出的全局定位算法解算出车辆的坐标和朝向。

本文定位误差的评估通过位置误差比和朝向误差来描述。位置误差比的定义如式(13)所示:

$$\varepsilon_i = \frac{(|\bar{X} - X| + |\bar{Y} - Y|)}{2 D_{\min}} \times 100 \% \quad (13)$$

其中, X 表示雷达所在的真实横坐标; Y 表示雷达所在的真实纵坐标; \bar{X} 表示定位算法解算出的横坐标, \bar{Y} 为定位算法解算出的纵坐标, D_{\min} 表示地图的最短边长。

雷达处于任一位置时, 朝向误差 ε_o 表示其在该位置不同朝向时的平均误差, 定义如式(14)所示。其中 θ_i 表示雷达处于某一位置时的第 i 个真实朝向, $\bar{\theta}_i$ 表示雷达处于某一位置时算法解算出其第 i 个朝向。

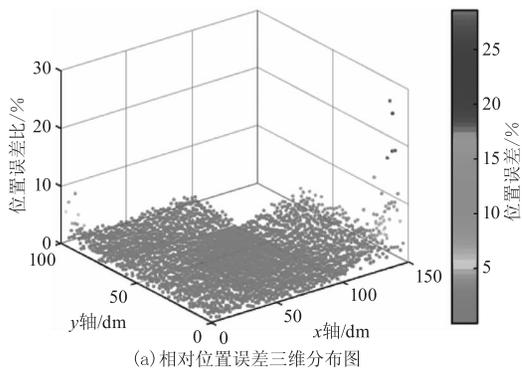
$$\varepsilon_o = \frac{1}{n} \sum_1^n |\bar{\theta}_i - \theta_i| \quad (14)$$

由于非凸多边形地图可通过图形切分为多个区域, 既可以验证凸多边形快速定位算法又可以验证改进后的特征匹配方法, 因此本次实验选取了图 5 中的有界非凸多边形为实验地图, 该地图具有代表性。

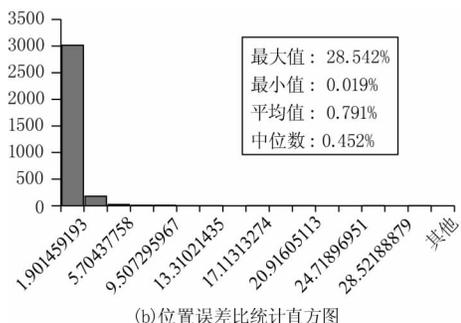
本次实验的位置误差状况如图 6 所示。由图 6(a) 可知雷达在无漏扫区域时整体误差较小, 而当雷达处于漏扫区域时位置误差比有所增大。由图 6(b) 可知本次实验雷达采用的 3251 个位置中, 92.7% 以上的位置误差比小于 1.9%, 平均位置误差比为 0.791%。

而本次实验的朝向误差状况如图 7 所示。由图 7(a) 可知雷达在无漏扫区域时整体误差较小, 而当

雷达处于漏扫区域时朝向误差有所增大,该特点与位置误差一致。由图 7(b)可知采用的 3251 个样本点中,94.2 % 以上的朝向误差小于 1°,最小朝向误差几乎为 0,而平均朝向误差为 0.3883°。



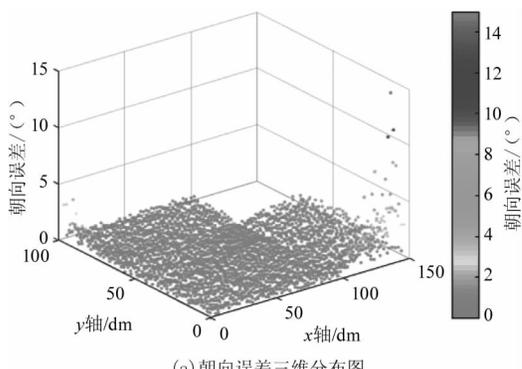
(a) 相对位置误差三维分布图



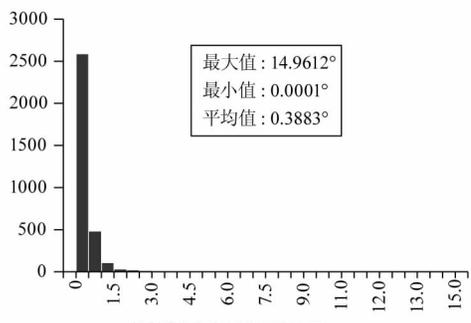
(b) 位置误差比统计直方图

图 6 位置定位误差

Fig. 6 Location error



(a) 朝向误差三维分布图



(b) 朝向误差统计直方图

图 7 朝向定位误差

Fig. 7 Orientation error

综上,雷达在凸多边形地图内或非凸多边形地图内的无漏扫区域时,该算法的准确性最高,而在非凸多边形地图内的漏扫区域时算法精度有所下降。

7 结束语

本文提出了一种基于激光雷达的有界区域快速全局定位算法,为机器人在室内使用激光雷达传感器完成自身全局定位的需求提供了新思路和有效的算法方案。利用非凸多边形可由多个凸多边形叠加组合的原则对图形进行切分,并提取已知有界地图的特征向量,将全局定位问题转化为地图边界在车辆坐标系与地面坐标系上的特征向量匹配问题,实现了对激光雷达的精确全局定位。最终通过实验验证了该算法的有效性和准确性,发现该定位算法平均位置误差比为 0.791 %,平均朝向误差为 0.3883°。

参考文献:

- [1] Yang Donghui, Zhen Jie, Sui Xin. Indoor positioning method combining UWB/LiDAR[J]. Science of Surveying and Mapping, 2019, 44(6): 72-78. (in Chinese) 杨东辉,甄杰,隋心. 超宽带与激光雷达组合的室内定位方法[J]. 测绘科学, 2019, 44(6): 72-78.
- [2] Kim T, Shin J, Tak S. Cell planning for indoor object tracking based on RFID[C]//Tenth International Conference on Mobile Data Management; Systems, 2009.
- [3] Mo Weiyu. Research and implementation on ultrasonic CDMA based indoor location system[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2018. (in Chinese) 莫维宇. 基于超声波码分多址的室内定位系统的研究与实现[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2014.
- [4] Bargh M S, Groote R D. Indoor localization based on response rate of bluetooth inquiries[C]//Acm International Workshop on Mobile Entity Localization & Tracking in Gps-less Environments, 2008.
- [5] Wei Shuangfeng, Pang Fan, Liu Zhenbin, et al. Survey of lidar-based SLAM algorithms [J/OL]. Application Research of Computer; 1-8 [2019-04-10]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/51.1196.TP.20181219.1936.001.html>. (in Chinese) 危双丰,庞帆,刘振彬,等. 基于激光雷达的同时定位与地图构建方法综述[J/OL]. 计算机应用究; 1-8 [2019-04-10]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/51.1196.TP.20181219.1936.001.html>.
- [6] Li Xiang. Research on navigation technology of indoor mo-

- bile robot based on slam[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2018. (in Chinese)
- 李想. 基于 SLAM 的室内移动机器人导航技术研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2018.
- [7] Liu Qi. Autonomous vehicle self-localization algorithm based on LIDAR[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2019. (in Chinese)
- 刘奇. 基于激光雷达的无人车全局定位算法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2019.
- [8] Chen Jun. Research on global localization of indoor mobile robot using a static camera[D]. Nanjing: Southeast University, 2004. (in Chinese)
- 陈军. 基于静态摄像机的室内移动机器人全局定位研究[D]. 南京: 东南大学, 2004.
- [9] Wolcott R W, Eustice R M. Robust LIDAR localization using multiresolution Gaussian mixture maps for autonomous driving[J]. The International Journal of Robotics Research, 2017, 36(3): 292 – 319.
- [10] Kang Junmin. Key technologies of position system of unmanned autonomous vehicle in urban environments[D]. Xi'an: Chang'an University, 2016. (in Chinese)
- 康俊民. 城市环境下无人车自主定位关键技术研究[D]. 西安: 长安大学, 2016.
- [11] Qiao Jianan. Research on environment sensing method of unmanned motion platform based on 2D laser rader[D]. Beijing: Beijing Institute of Technology, 2016. (in Chinese)
- 乔佳楠. 基于二维激光雷达的无人运动平台环境感知方法研究[D]. 北京: 北京理工大学, 2016.
- [12] Tong Yi, Xia Min, Yang Kecheng, et al. Target reflection feature extraction based on lidar intensity value[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2018, 55(10): 356 – 363. (in Chinese)
- 童祎, 夏珉, 杨克成, 等. 基于激光雷达强度值的目标反射特征提取[J]. 激光与光电子学进展, 2018, 55(10): 356 – 363.
- [13] Wang Yongzhi, Sun Chaojun, et al. Algorithm research of error compensation for laser ranging based on echo intensity[J]. Guidance & Fuze, 2017, (3): 38 – 41, 46. (in Chinese)
- 王永志, 孙超君, 等. 基于回波强度的激光测距误差补偿算法研究[J]. 制导与引信, 2017, (3): 38 – 41, 46.