方哲迪, 黄波, 王超. 基于蓝牙和激光雷达简单三维定位算法研究[J]. 智能计算机与应用,2026,16(6):25-31. DOI:10.20169/j.issn.2095-2163.24100904

基于蓝牙和激光雷达简单三维定位算法研究

方哲迪, 黄 波, 王 超
(南京邮电大学 通信与信息工程学院, 南京 210003)

摘 要: 针对多传感器融合的移动机器人定位存在复杂度高、参数调整繁琐、普适性差的问题,提出一种基于蓝牙和激光雷达的简单三维定位算法。采用恒速模型替代惯性测量单元(Inertial Measurement Unit, IMU)等传感器对机器人运动状态进行预测,采用点到面迭代最近邻点(Iterative Closest Point,ICP)算法并结合鲁棒核函数进行当前帧点云与先验点云地图配准,实现实时三维定位。借助蓝牙到达角(Angle Of Arrival,AOA)测角和多载波相位差测距技术,进行三维粗定位,为点到面 ICP 算法提供初值。在测试数据集上的实验结果表明,在不修改参数的情况下,针对多种场景,该算法的相对平移误差和绝对平移误差都达到了较高的定位精度。

关键词: 定位; 激光雷达; 点云配准; 蓝牙; 核函数
中图分类号: TN953 **文献标志码**: A **文章编号**: 2095-2163(2026)06-0025-07

Research on simple 3D location algorithm based on bluetooth and LiDAR

FANG Zhedi, HUANG Bo, WANG Chao
(School of Communications and Information Engineering, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210003, China)

Abstract: Aiming at the problems of high complexity, cumbersome parameter adjustment, and poor universality of multi-sensor fusion for mobile robot localization, a simple 3D location algorithm based on bluetooth and LiDAR is proposed. A constant-velocity model is used to replace sensors such as IMU (Inertial Measurement Unit) to predict the robot's motion state, and the point-to-plane ICP (Iterative Closest Point) algorithm is used and combined with a robust kernel function for the alignment of the current frame point cloud with a priori point cloud map to achieve real-time three-dimensional positioning. With the help of bluetooth AOA (Angle Of Arrival) goniometry and multicarrier phase difference ranging techniques, 3D coarse positioning is performed to provide the initial value for the point-to-surface ICP algorithm. Experimental results on the test dataset show that the algorithm achieves high positioning accuracy in terms of relative translation error and absolute translation error for various scenarios without modifying the parameters.

Key words: location; LiDAR; point cloud registration; bluetooth; kernel function

0 引 言

随着科技的不断进步,移动机器人在工业自动化、物流运输、医疗辅助和家庭服务等各个领域的应用越来越广泛。移动机器人定位技术是实现自主导航和运动控制的基础[1-2]。常见的移动机器人的定位主要有基于激光雷达、视觉、IMU、蓝牙和全球定位系统(Global Positioning System,GPS)等传感器来确定其位置[3]。

目前,许多研究通过将激光雷达、IMU、相机等多个传感器进行融合来提高机器人定位精度。文献[4]使用迭代误差状态卡尔曼滤波算法研发出紧耦合激光惯性里程计系统,实现了快速准确导航与建图。文献[5]在因子图优化基础上实现的紧耦合激光-惯性里程计,能有效优化 IMU 预积分因子、激光里程计因子、GPS 因子、闭环因子这 4 个因子,提高了运动估计的鲁棒性。文献[6]提出的激光-惯性-视觉紧耦合算法,在文献[4]的激光雷达惯性里程计(LiDAR Inertial Odometry,LIO)系统基础上加入视觉传感器,对视觉和 IMU 数据进行联合估计,减

作者简介: 方哲迪(2000—),女,硕士研究生。主要研究方向:定位与导航; 王 超(1998—),男,硕士。主要研究方向:蓝牙定位与导航。
通信作者: 黄 波(1975—),男,博士,讲师。主要研究方向:通信、定位与导航。Email:huangbo@njupt.edu.cn。

收稿日期: 2024-10-09

少漂移并提高定位准确性。以上算法虽然能够提高定位和建图精度,但是不同传感器融合时,需要进行时间同步和校准,存在计算复杂、成本高、参数多、应用场景或者激光雷达变化就需要重新调整参数的问题,不具有普遍适用性。

在激光雷达定位中,点云配准可以帮助机器人确定其相对于环境的位置和姿态。常见的有点到点 ICP 算法[7],这种方法简单直观,但在点云之间存在较大的初始错位或噪声时容易陷入局部最优解。文献[8]提出了点到面 ICP 算法,考虑了点云的局部结构,不易陷入局部最优,对噪声和异常值的鲁棒性也更佳,通常情况下收敛速度更快。文献[5,9-10]是基于特征进行配准的,这种方式能够减少参与配准的点的数量,提高配准鲁棒性,但特征提取复杂度高,且在开放的非结构化环境中就会失效。

近年来,具有鲁棒性、简单性和易用性的定位算法逐渐成为研究热点[11]。文献[12]提出了一种简单准确鲁棒的纯激光雷达里程计算法、即 KISS-ICP 算法,基于点到点 ICP 算法结合自适应阈值、鲁棒核进行配准,使用恒速模型替代 IMU 或轮速计进行运动预测和运动补偿,参数较少,不同的环境和激光雷达可以使用同一套参数,并且定位精度和当下先进的复杂的算法相当。

受 KISS-ICP[12] 启发,本文提出了一种基于蓝牙和激光雷达的简单三维定位算法,采用恒速模型替代 IMU 等传感器对机器人进行运动预测和运动补偿,采用点到面 ICP 算法并结合鲁棒核函数进行当前帧点云与先验点云地图配准,由于 ICP 算法对初值比较敏感,因此使用蓝牙 AOA 测角和多载波相位差测距技术进行粗定位,为点到面 ICP 算法提供初值。从而实现一个简单精确的激光雷达定位算法。

1 基于恒速模型的运动预测和补偿

本文参考 KISS-ICP[12] 使用恒速模型对机器人进行运动预测和运动补偿。恒速模型假设物体在连续的时间步长内以恒定的平移速度和旋转速度运动,且只依赖于上一个时间步的信息,不需要额外的传感器数据,避免了多传感器数据融合带来的时间同步和校准问题,更为简单,适用性更强。

令 t 时刻的位姿为 $\boldsymbol{T}_t=(\boldsymbol{R}_t,\boldsymbol{t}_t)$。$\boldsymbol{R}_t\in \mathrm{SO}(3)$ 和 $\boldsymbol{t}_t\in\mathbb{R}^3$ 分别表示 t 时刻的旋转和平移向量,恒速模型是用前 2 个时刻,即 $t-2$ 时刻的位姿 $\boldsymbol{T}_{t-2}=(\boldsymbol{R}_{t-2},\boldsymbol{t}_{t-2})$ 与 $t-1$ 时刻的位姿 $\boldsymbol{T}_{t-1}=(\boldsymbol{R}_{t-1},\boldsymbol{t}_{t-1})$ 之间的相对变化来预测当前帧与前一帧的相对位姿变化 $\boldsymbol{T}_{\mathrm{pred},t}$,因此,$\boldsymbol{T}_{\mathrm{pred},t}$ 可以表示为:

$$\boldsymbol{T}_{\mathrm{pred},t}=\begin{bmatrix}\boldsymbol{R}_{t-2}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{R}_{t-1} & \boldsymbol{R}_{t-2}^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{t}_{t-1}-\boldsymbol{t}_{t-2})\\ 0 & 1\end{bmatrix} \tag{1}$$

相应地,其线速度和角速度可以表示为:

$$v_t=\frac{\boldsymbol{R}_{t-2}^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{t}_{t-1}-\boldsymbol{t}_{t-2})}{\Delta t} \tag{2}$$

$$w_t=\frac{\mathrm{Log}(\boldsymbol{R}_{t-2}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{R}_{t-1})}{\Delta t} \tag{3}$$

其中,Δt 表示激光雷达一帧扫描所需的时间,也称为采集时间。$\mathrm{Log}:\mathrm{SO}(3)\rightarrow R^3$ 运算将 SO(3)映射为轴角表示。

在实际应用中,激光雷达在扫描过程中,载体也在运动,导致一帧点云中的点不是在同一时刻采集的,激光雷达传感器自身坐标系已经发生了变化,即不同激光点的坐标系不一致。因此,需要对点云去运动畸变,即把所有激光点都补偿到同一时刻。

激光雷达一帧扫描时间为 Δt,对于点云中的每个点 $p_i\in P$,其采样时刻相对于一帧第一个点的相对时间戳记为 $t_i\in[0,\Delta t]$,基于相对时间戳和式(2)、式(3)计算出来的线速度和角速度,对点云进行去畸变,去畸变后的点云记为 P^*,点云中的每个点 $p_i\in P$ 去畸变后为 $p_i^*\in P^*$。推得的计算公式如下:

$$p_i^*=\mathrm{Exp}(t_i w_t)p_i+t_i v_t \tag{4}$$

其中,$\mathrm{Exp}:\mathbb{R}^3\rightarrow \mathrm{SO}(3)$ 运算将轴角映射为旋转矩阵表示。经过上述计算,所有激光点都补偿到同一时刻。

2 点云下采样

本文采用体素网格来保存地图,每个体素的尺寸为 $v\times v\times v$,在本文中 v 设为 1.0 m。在算法开始时,加载点云地图,并将点云中的每个点进行体素化处理,将其插入到体素哈希地图中。接下来,每接收到一帧点云数据,都与该地图进行配准。为了提高 ICP 配准的效率,每帧点云数据都基于体素网格进行下采样。可以根据实际情况调整体素大小来控制下采样的程度。

3 基于鲁棒核函数的点云配准算法

3.1 鲁棒核函数

在非线性最小二乘问题中,目标函数通常采用最小化误差项的 2 范数平方和的形式。点云配准是一个典型的非线性最小二乘问题。在点云配准过程中可能存在误匹配等问题,此时算法易产生错误的

匹配点，称为异常外点(outlier)。由于 2 范数的增长速度较快，如果误差项中包含异常外点，将会对优化的影响进行二次放大，导致这些误差项在整个优化问题中占据较大的权重，从而严重偏离最优解。为了应对这一问题，引入鲁棒核函数[13-14]，将误差的 2 范数度量替换成梯度增长较慢的函数，降低异常外点的误差项对结果的影响，提高配准算法的鲁棒性。常用的核函数有：Cauchy，Geman-McClure 和 Huber。

(1) Cauchy 核函数及对应的权重函数为：

$$\rho(e)=\frac{k^2}{2}\log\left(1+\left(\frac{e}{k}\right)^2\right) \tag{5}$$

$$w(e)=\frac{1}{1+\left(\frac{e}{k}\right)^2} \tag{6}$$

(2) Geman-McClure 核函数及对应的权重函数为：

$$\rho(e)=\frac{\frac{e^2}{2}}{k+e^2} \tag{7}$$

$$w(e)=\frac{k^2}{(k+e^2)^2} \tag{8}$$

(3) Huber 核函数及对应的权重函数为：

$$\rho(e)=\begin{cases}\dfrac{e^2}{2}, & |e|\leqslant k\\ k|e|-\dfrac{k^2}{2}, & |e|>k\end{cases} \tag{9}$$

$$w(e)=\begin{cases}1, & |e|\leqslant k\\ \dfrac{k}{|e|}, & |e|>k\end{cases} \tag{10}$$

其中，e 表示误差项，k 表示阈值。

3.2　点到面 ICP 配准

研究中采用点到面 ICP 算法进行配准。由上文可知，通过式(1)可以得到当前帧点云与前一帧点云的相对位姿变化 $\boldsymbol{T}_{\text{pred},t}$(局部坐标系下)，假设前一帧点云的位姿为 $\boldsymbol{T}_{t-1}$(全局坐标系下)，基于恒速模型预测出来的当前帧点云在全局坐标系下的位姿为：

$$\boldsymbol{T}_{\text{initial_guess},t}=\boldsymbol{T}_{t-1}\boldsymbol{T}_{\text{pred},t} \tag{11}$$

根据位姿 $\boldsymbol{T}_{\text{initial_guess},t}$，将当前帧去畸变并下采样后的点云 $P^*=\{p_1,p_2,\cdots,p_m\}$ 转换到全局坐标系 $\{\boldsymbol{s}_i=\boldsymbol{T}_{\text{initial_guess},t}p_i\}\in S$，然后在体素网格地图上找到距其最近的 5 个点，拟合成平面。此后在全局坐标系下执行点到面 ICP 配准，点到面 ICP 的目标函数定义如下：

$$E(\boldsymbol{T})=\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\|(\boldsymbol{T}\boldsymbol{s}_i-\boldsymbol{q}_i)\cdot\boldsymbol{n}_i\|^2 \tag{12}$$

其中，$\boldsymbol{s}_i$ 表示源点云中的点；$\boldsymbol{q}_i$ 表示目标点云中的一个点；$\boldsymbol{n}_i$ 表示 $\boldsymbol{q}_i$ 处的单位法向量。本文的目标是通过不断迭代求解当前位姿修正量 $\Delta\boldsymbol{T}_k$，使得 $E(\boldsymbol{T})$ 最小：

$$\Delta\boldsymbol{T}_k=\operatorname{argmin}_{T}\sum_i\|((\boldsymbol{T}\boldsymbol{s}_i)-\boldsymbol{q}_i)\cdot\boldsymbol{n}_i\|_2^2 \tag{13}$$

假设拟合成的平面参数为 $(\boldsymbol{n},d)\in\mathbb{R}^4$，其中 $\boldsymbol{n}$ 为单位长度法线，d 为截距。

对于平面外的一个点，该点与平面的距离可以写为 $\boldsymbol{n}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{s}+d$，因此对于点 $\boldsymbol{s}_i$ 与其最近邻点构成的那个平面之间的残差可表示为：

$$e_i=\boldsymbol{n}^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{T}\boldsymbol{s}_i)+d \tag{14}$$

为了使配准结果更加鲁棒，在式中引入核函数，基于鲁棒核函数改进后的点到面 ICP 残差公式定义为：

$$\Delta T_k=\operatorname{argmin}_{T}\sum_i\rho(\|((\boldsymbol{T}\boldsymbol{s}_i)-\boldsymbol{q}_i)\cdot\boldsymbol{n}_i\|_2^2)=\operatorname{argmin}_{T}\sum_i\rho(\|\boldsymbol{n}^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{T}\boldsymbol{s}_i)+d\|_2^2) \tag{15}$$

为了便于求解，可以使用对应的权重函数对误差加权，优化问题转换为带权重的最小二乘问题：

$$\Delta T_k=\operatorname{argmin}_{T}\sum_i w(e)e^2 \tag{16}$$

改写公式为：

$$\Delta T_k=\operatorname{argmin}_{T}\sum_i w(\boldsymbol{n}^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{T}\boldsymbol{s}_i)+d)(\boldsymbol{n}^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{T}\boldsymbol{s}_i)+d)^2 \tag{17}$$

通过使用高斯牛顿算法[15]不断迭代求解 ΔT_k，更新当前帧点云位姿 $\Delta T_k\boldsymbol{s}_i$，直到收敛到某个阈值或达到最大迭代次数，停止迭代，最终求解出当前帧点云在全局坐标系下的最优位姿为：

$$\boldsymbol{T}_t=\prod_k\Delta T_k\boldsymbol{T}_{\text{initial_guess},t} \tag{18}$$

4　蓝牙 AOA 和多载波相位差测距粗定位算法

在使用激光雷达进行定位时，ICP 算法对初始值十分敏感，如果初始值与实际位姿相差过大，可能导致算法无法收敛，从而影响定位精度。因此，粗定位在整个定位算法中尤显重要。在本文中，使用蓝牙 AOA 与多载波相位差(Multi-Carrier Phase Differenc，MCPD)融合定位算法得到一个粗略的初始位置估计[16-17]。

蓝牙融合定位算法通过 MCPD[18]方法获得定位目标与基站之间的距离。假设分别以频率为 f_1 和 f_2 波束射向测距目标，波速为 c，两束波传播过程相

位变化的差为 θ_Δ，则测距距离 D 与其他变量的关系可表示为：

$$\frac{2D\cdot 2\pi f_2}{c}-\frac{2D\cdot 2\pi f_1}{c}=\theta_\Delta \tag{19}$$

从而可解算出测量距离 D：

$$D=\frac{c\theta_\Delta}{4\pi(f_2-f_1)} \tag{20}$$

通过蓝牙 AOA 估计，可以得到蓝牙标签相对蓝牙基站的方位、即俯仰角和横滚角，结合蓝牙 MCPD 测距结果，即可完成完整的三维定位。

设蓝牙 AOA 估计得到的俯仰角和横滚角分别是 θ_p 和 θ_r，通过蓝牙 MCPD 方法测得的蓝牙标签和蓝牙基站之间的直线距离为 d。以基站为原点建立坐标系，则蓝牙标签的坐标 (x,y,z) 和俯仰角 (θ_p)、横滚角 (θ_r)、以及距离 (d) 之间的关系为：

$$\begin{cases}x^2+y^2+z^2=d^2\\ \tan(\theta_p)=\dfrac{x}{z}\\ \tan(\theta_r)=\dfrac{y}{z}\end{cases} \tag{21}$$

整理可得：

$$\begin{cases}x=\dfrac{d\tan\theta_p}{\sqrt{1+\tan^2\theta_p+\tan^2\theta_r}}\\ y=\dfrac{d\tan\theta_r}{\sqrt{1+\tan^2\theta_p+\tan^2\theta_r}}\\ z=-\dfrac{d}{\sqrt{1+\tan^2\theta_p+\tan^2\theta_r}}\end{cases} \tag{22}$$

因此，可以得到蓝牙标签的坐标，把蓝牙标签贴在激光雷达上，通过蓝牙 AOA 与 MCPD 融合定位算法就可以得到有关激光雷达的初始位置估计。

使用 Matlab 对蓝牙融合定位算法进行性能分析。设信号频率为 2.4 GHz，信号传播速度为 3×10^8 m/s，相邻天线阵元间距为 0.05 m。相位测量误差服从均值为 0、方差为 0.143 的正态分布。同时研究中假设 MCPD 测距时使用的 2 个信道信号频率分别为 2.402 GHz 和 2.404 GHz，信号传播速度为 3×10^8 m/s。相位测量误差服从均值为 0，方差为 0.573 的正态分布。

蓝牙融合定位的仿真结果如图 1 所示，实线为蓝牙融合定位算法解算出的路径，虚线为标签实际运动路径。在仿真中，蓝牙标签沿图虚线所示路径从(−8,−8,−5)沿直线移动到(8,8,−3)。从图 1 中可以看出，融合定位路径与实际运动路径较一致。

图 2 显示了蓝牙融合三维定位仿真误差的 CDF。从图 2 中可以看出，蓝牙融合三维定位误差在 1 m 以内，且 90%误差在 0.3 m 以内。

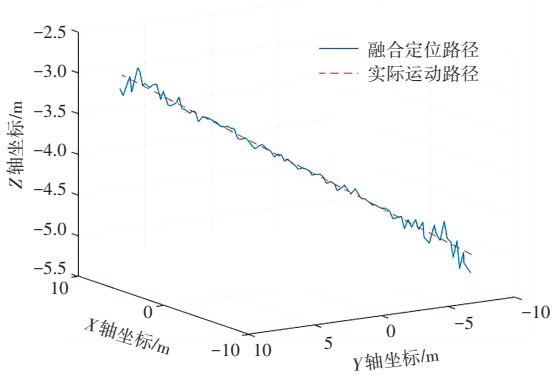


图 1 蓝牙融合定位结果

Fig. 1 Bluetooth fusion positioning results

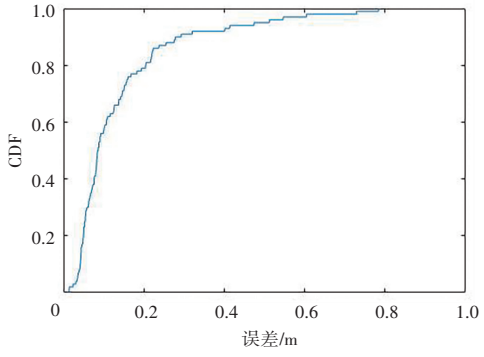


图 2 蓝牙融合三维定位误差 CDF

Fig. 2 Bluetooth fusion 3D positioning error CDF

5 实验验证与分析

实验环境：操作系统为 Ubuntu20.04，CPU 配置为英特尔酷睿 i5 第 13 代 13500，运行内存为 16 G，ROS 版本为 noetic。自制数据集采用的激光雷达为 mid360。

为了验证本文提出的配准算法在初始位置与真实位置存在偏差时的配准效果，文中进行了实测实验。使用 mid360 激光雷达采集点云数据，标记初始位置，记这一位置为(0.0, 0.0, 0.0)，先生成点云地图，不断更改算法的初始位置，比较第一帧点云配准后的位姿与实际的初始位置(0.0, 0.0, 0.0)之间的偏差。设算法收敛阈值为 0.01，最大迭代次数为 30。

初始位置偏差与配准结果分析见表 1。由表 1 可知，当初始位置与真实位置在 (x, y, z) 轴上的偏差在(3.0, 3.0, 3.0)内，此时误差非常小，表明算法能够较好地进行配准。初始位置设为(4.0, 4.0, 4.0)时，达到了最大迭代次数，误差较大、为 9.631，说明配准不成功。因此，初始位置与真实位置在

(x, y, z) 轴的最大偏差为 3 m，在这个范围内算法能够快速收敛，同时配准精度高。

由图 2 可知，蓝牙定位算法误差在 1 m 以内。因此，可以使用蓝牙对激光雷达进行粗定位，为 ICP 算法提供初始位置信息。

为了验证本文提出的定位算法的精度，采用牛津大学公开数据集 Newer College Dataset[19] 进行实验。本文采用 evo 工具对轨迹进行评估。evo_ape 用于计算绝对轨迹误差(Absolute Trajectory Error，ATE)。绝对轨迹误差是估计位姿和真实位姿的结果差值，通过计算整个轨迹的统计数据，可以直观地反映算法的精度和轨迹的全局一致性。evo_rpe 计算相对位置误差(Relative Pose Error，RPE)，表示算法轨迹与真实轨迹分别统计一定距离长度的位姿增量的误差。相对位置误差可以提供局部精度，本文以 100 帧为间隔单位统计相对位姿误差。

表 1　初始位置偏差与配准结果分析

Table 1　Analysis of initial position deviation and registration results

初始位置	结果	误差	迭代次数
(1.0,1.0,1.0)	(-0.030,-0.048,0.026)	0.062	7
(2.0,2.0,2.0)	(-0.025,-0.045,0.025)	0.057	18
(3.0,3.0,3.0)	(-0.024,-0.045,0.027)	0.058	27
(4.0,4.0,4.0)	(9.565,1.116,0.139)	9.631	30

Newer College Dataset 是以步行手持设备采集的数据集，包含由 Ouster OS-0 128 激光雷达和 OS-0 64 激光雷达采集的点云数据。在本文中，选用由 Ouster OS-0 128 激光雷达采集的数据集进行实验。选择牛津大学数学研究、方形庭院、环型走廊以及地下矿洞这 4 个场景，并且选择相应的简单、中等难度的序列作为测试数据集。其详细信息见表 2。

表 2　测试数据集信息

Table 2　Test dataset information

场景	难度	序列名称	时长/s	长度/m
数学研究所	简单	m. easy	216	264
数学研究所	中等	m. med	176	304
方形庭院	简单	q. easy	198	247
方形庭院	中等	q. med	190	260
地下矿洞	简单	u. easy	141	162
地下矿洞	中等	u. med	148	174
环形走廊	简单	cloister	278	429

由于此部分是使用官方数据集进行的实验，在这里，先生成先验点云地图，并且需要预先估计一个初始位姿，假设初始位置为(0.0,0.0,0.0)，初始旋转用四元数表示，为(0.0,0.0,0.0,1.0)。

在本文提出的算法基础上，选用不同的鲁棒核函数，其中核函数阈值统一设置为 1.0。通过比较绝对平移误差，使用均方根误差(Root Mean Squared Error，RMSE)统计这些误差来评估系统的精度，比较不同核函数对算法的影响。仿真结果见表 3。

由表 3 分析可知，G_M 核函数在 m. med 序列和 q. med 序列上误差较大，不太稳定。相比之下，Cauchy 和 Huber 核函数在各个序列上误差较小，精准度更高，且平均误差较小。算法不加核函数在许多序列上的误差相比于加了 Cauchy 和 Huber 核函数的误差大。总地来说，核函数的引入在大多数情况下都能提升精度，并且针对此数据集，Cauchy 和 Huber 核函数是较好的选择，能够有效提高算法的精度和稳定性。

本文选用 Cauchy 核函数，基于先验点云地图，把提出的算法(Proposed)与基于恒速模型的点到点 ICP 的定位算法(PLP-ICP)和基于 Fast-LIO2 的定位算法进行比较，其中基于 Fast-LIO2 的定位算法采用 IMU 和激光雷达多传感器融合，算法复杂度较高。因此，通过比较各算法的绝对平移误差以及相对平移误差，来评估算法精度和鲁棒性。仿真结果见表 4、表 5。

表 3　不同核函数下算法的绝对平移误差

Table 3　Absolute Translation Error of algorithms under different kernel functions

meth	m. easy	m. med	q. easy	q. med	u. easy	u. med	cloister	avg
G_M	0.072 6	13.738 0	0.175 2	0.764 6	0.114 7	0.115 0	0.146 8	0.231 5
Cauchy	0.072 5	0.161 1	0.127 1	0.219 3	0.116 1	0.125 6	0.165 9	0.141 1
Huber	0.073 6	0.139 4	0.127 4	0.241 1	0.122 3	0.113 9	0.184 8	0.143 2
nokernel	0.073 3	0.312 9	0.126 1	0.245 2	0.088 6	0.132 4	0.198 0	0.168 1

表 4 相对平移误差比较

Table 4 Comparison of Relative Translation Errors

meth	m. easy	m. med	q. easy	q. med	u. easy	u. med	cloister	avg
Proposed	0. 078 3	0. 145 0	0. 389 8	1. 234 2	0. 384 0	0. 505 0	0. 354 1	0. 441 5
P2P-ICP	0. 085 7	0. 149 4	0. 379 0	1. 233 4	0. 373 5	0. 559 7	0. 359 5	0. 448 6
Fast-LIO2	0. 538 4	2. 660 6	0. 445 0	0. 814 0	0. 577 7	1. 615 9	0. 839 2	1. 070 1

表 5 绝对平移误差比较

Table 5 Comparison of Absolute Translation Errors

meth	m. easy	m. med	q. easy	q. med	u. easy	u. med	cloister	avg
Proposed	0. 072 5	0. 161 1	0. 127 1	0. 219 3	0. 116 1	0. 125 6	0. 165 9	0. 141 1
P2P-ICP	0. 075 1	0. 187 9	0. 126 9	0. 208 3	0. 112 9	0. 136 8	0. 167 8	0. 145 1
Fast-LIO2	0. 299 2	0. 527 5	0. 082 6	0. 105 8	0. 235 7	0. 257 4	0. 251 5	0. 251 4

由表 4、表 5 可知,基于先验点云地图,本文提出的算法的相对平移误差均值和绝对平移误差均值最小,基于恒速模型的点到点 ICP 算法其次,而基于 Fast-LIO2 的定位算法只在 q. easy 和 q. med 序列上表现较好,在其它序列上绝对平移误差和相对平移误差都明显高于基于恒速模型的定位算法。通过对比误差均值,本文算法比基于 Fast-LIO2 的定位算法相对平移误差均值低 0. 628 6 m,绝对平移误差均值低 0. 110 3 m。结果表明,基于恒速模型的激光雷达定位算法精度高。

6 结束语

为解决多传感器融合的移动机器人定位存在高复杂度、高成本、参数调整繁琐的问题,本文提出一种基于蓝牙和激光雷达的简单三维定位算法。用恒速模型替代 IMU 等传感器对机器人运动状态进行预测,避免了传感器之间时间同步、校准等问题,采用点到面 ICP 并结合 Cauchy 核函数进行当前帧点云与先验点云地图配准,使得算法收敛速度更快,有效降低了异常外点对结果的影响,对噪声和异常值更鲁棒。使用蓝牙进行初始位置估计,有效应对了 ICP 算法对初值敏感的问题,避免陷入局部最优。最后,通过实验验证与分析表明,所提的算法比其他使用复杂传感器的定位算法精度更高,鲁棒性更好,且更易于实现。然而,本文还存在一些不足,由于使用恒速模型,在快速移动和结构特征不明显的场景下,可能会出现配准失败。在未来研究中,将不断改进算法,以满足在更多场景下的定位需求。

参考文献

[1] 宋桂岭, 明安龙. 移动机器人开发技术:激光 SLAM 版[M]. 北京: 机械工业出版社, 2022.

[2] THRUN S, BURGARD W, FOX D. Probabilistic robotics[M]. Cambridge: The MIT Press, 2005.

[3] 赵龙云, 伞红军, 陈久朋, 等. 基于 ICP 算法的移动机器人激光定位研究[J]. 激光与光电子学进展, 2024, 61(8): 99-108.

[4] XU Wei, CAI Yixi, HE Dongjiao, et al. Fast-lio2: Fast direct lidar-inertial odometry [J]. IEEE Transactions on Robotics, 2022, 38(4): 2053-2073.

[5] SHAN T, ENGLOT B, MEYERS D, et al. Lio-sam: Tightly-coupled lidar inertial odometry via smoothing and mapping[C]// Proceedings of 2020 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). Piscataway, NJ: IEEE, 2020: 5135-5142.

[6] ZHENG Chunran, ZHU Qingyan, XU Wei, et al. Fast-livo: Fast and tightly-coupled sparse-direct lidar-inertial-visual odometry [C]//Proceedings of 2022 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). Piscataway, NJ: IEEE, 2022: 4003-4009.

[7] BEST P J. A method for registration of 3-D shapes[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1992, 14: 239-256.

[8] CHEN Y, MEDIONI G. Object modelling by registration of multiple range images[J]. Image and Vision Computing, 1992, 10(3): 145-155.

[9] ZHANG J, SINGH S. LOAM: Lidar odometry and mapping in real-time [C]//Proceedings of 2014 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Piscataway, NJ: IEEE, 2014: 1098-1105.

[10] SHAN T, ENGLOT B. Lego-loam: Lightweight and ground-optimized lidar odometry and mapping on variable terrain[C]// Proceedings of 2018 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Piscataway, NJ: IEEE, 2018: 4758-4765.

[11] FERRARI S, DI GIAMMARINO L, BRIZI L, et al. MAD-ICP: It is all about matching data-robust and informed LiDAR odometry [J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2024, 9(11): 9175-9182.

[12] VIZZO I, GUADAGNINO T, MERSCH B, et al. Kiss-ICP: In defense of point-to-point icp-simple, accurate, and robust registration if done the right way [J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2023, 8(2): 1029-1036.

[13] BABIN P，GIGUERE P，POMERLEAU F. Analysis of robust functions for registration algorithms[C]//Proceedings of 2019 International Conference on Robotics and Automation（ICRA）. Piscataway，NJ：IEEE，2019：1451-1457.

[14]赵前程，田俊英，伍济钢. 联合 Huber 核函数与可切换约束算法改进的视觉惯性 SLAM 方法[J]. 中国惯性技术学报，2023，31(4)：375-380.

[15]高翔，张涛，刘毅. 视觉 SLAM 十四讲：从理论到实践[M]. 北京：电子工业出版社，2019.

[16]王超. 一种基于递推平均滤波法和限幅滤波法的蓝牙 AOA 定位方法：CN202310942478.5[P]. 2024-10-22.

[17]王超. 蓝牙 AOA 与 MPCD 测距融合定位算法研究[D]. 南京：南京邮电大学，2024.

[18] CORTESI S，VOGT C，MAGNO M. Comparison between an RSSI-and an MCPD-based BLE indoor localization system[J]. Computers，2023，12(3)：59.

[19] RAMEZANI M，WANG Y，CAMURRI M，et al. The newer college dataset：Handheldlidar，inertial and vision with ground truth [C]//Proceedings of 2020 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Piscataway，NJ：IEEE，2020：4353-4360.