刘玲, 黄波. 基于关键帧建图的 LiDAR 全局定位算法研究[J]. 智能计算机与应用,2026,16(7):124-130. DOI:10.20169/j.issn.2095-2163.24111802

基于关键帧建图的 LiDAR 全局定位算法研究

刘 玲, 黄 波
(南京邮电大学 通信与信息工程学院, 南京 210003)

摘 要: 对于自主移动的机器人,实现高精度自主定位是关键任务之一。本文提出了一种基于关键帧建图进行特征描述子提取的全局定位算法。该算法首先依据累计平移量和旋转角度变化筛选点云数据,选择出信息量更丰富的点云,能够更好地描述环境特征和结构,减少数据处理量。其次,采用 ORB(Oriented FAST and Rotated BRIEF)方法提取地图中的特征点和描述子,通过匹配实现地图对比。同时,算法利用随机一致性(RANSAC)方法筛选错误匹配,提高匹配准确性和定位鲁棒性,减少噪声对定位的影响。最后,使用 KAIST03 和 Riverside02 数据集来验证算法的全局定位性能,结果表明随机选择的点云数据能够与最近的关键帧有效匹配,并且平移和旋转误差均接近于零,显示出良好的定位性能。

关键词: 同步定位与建图; 激光雷达; 全局定位; 关键帧; 特征描述子; 随机一致性
中图分类号: TP242.2 **文献标志码**: A **文章编号**: 2095-2163(2026)07-0124-07

Research on global positioning algorithm based on keyframe mapping for LiDAR

LIU Ling, HUANG Bo
(School of Communications and Information Engineering, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210003, China)

Abstract: For autonomous mobile robots, achieving high-precision autonomous localization is one of the key tasks. This paper presents a global localization algorithm based on key frame mapping that extracts feature descriptors. Firstly, the algorithm filters point cloud data based on cumulative translation and changes in rotation angles, selecting point clouds with richer information that can better describe environmental features and structures, thereby reducing the amount of required data processing. Next, the algorithm employs the ORB (Oriented FAST and Rotated BRIEF) method to extract feature points and descriptors from the map, comparing maps through matching. Additionally, the algorithm utilizes the RANdom Sample Consensus (RANSAC) method to filter out erroneous matches, improving matching accuracy and localization robustness while minimizing the impact of noise. Finally, the KAIST03 and Riverside02 datasets are used to validate the global localization performance of the algorithm. The results indicate that the randomly selected point cloud data can effectively match the nearest keyframe, with both translation and rotation errors close to zero, demonstrating excellent localization performance.

Key words: Simultaneous Localization and Mapping (SLAM); LiDAR; global localization; keyframe; feature descriptor; RANSAC

0 引 言

同步定位与建图(SLAM)是近几年来发展迅猛的机器人感知技术之一,已经在自动驾驶、机器人导航和无人机等相关领域中得到了广泛的应用[1]。实现自主定位是 SLAM 系统中重要的一步,尤其是在未知的环境下,机器人需要知道自身的位姿信息才能继续进行下一步的操作[2]。因此国内外学者们都在致力于研究精度较高并且可靠的全局定位技术。

目前,国内外全局定位方法的研究主要集中在以下几种算法上:基于传感信息的全局定位算法[3]、基于特征提取的全局定位算法[4]以及基于地图匹配的全局定位算法[5-6]。相关研究表明,与视觉传感器相比,LiDAR 传感器因其几何信息反馈的

作者简介: 刘 玲(2000—),女,硕士研究生。主要研究方向:激光雷达全局定位。
通信作者: 黄 波(1975—),男,博士,讲师,硕士生导师,主要研究方向:AGV 自主定位,导航,调度。Email:huangbo@njupt.edu.cn。

收稿日期: 2024-11-18

稳定性和对光照变化的不敏感性[7]，使得基于 LiDAR 的全局定位算法具有更高的可靠性。因此，目前大多数全局定位算法的研究都是基于 LiDAR 传感器[8-10]，而且该类定位算法已成为成熟的定位方案。但是对于 LiDAR 来说，虽然可以获得精确的环境点云，但是在大范围环境中进行全局定位时很容易发生感知混淆[11]。所以可以结合使用多帧相似图像特征关联信息构建局部约束的全局定位算法[12-13]，使用点云特征信息与地图建立更加有效的约束关系，减少数据的运算量[14]，提高定位的精度[15-17]。现在大多数基于 LiDAR 的全局定位算法将全局地图划分为若干个子地图[18]，通过匹配当前观测到的数据与子地图实现定位[19]，尽管这样可以减少匹配范围，但是这种方法对于点云数据的处理比较多[20]，导致定位速度比较慢[21]。

MapClosure 是一个面向 SLAM 系统的闭环检测算法，主要用于在地图构建过程中检测机器人是否回到了先前访问过的区域[22]。该算法通过分析局部地图之间的几何关系和相似性，有效地减少累积误差并优化全局地图一致性。该算法的主要功能包括局部地图生成、特征提取和匹配以及回环检测[23]。这个算法首先通过构建局部地图来降低数据量，然后通过转换成灰度地图可以避免由于光照变化引起的误差，使用 RANSAC[24] 算法对特征提取进行几何验证进一步减少了误匹配的影响。本文在此算法的基础上进行了修改，提出了一种基于关键帧建图的 LiDAR 全局，通过采用关键帧的方法能够显著缩小匹配范围，有效地离散了整个位姿空间，进一步降低了定位的复杂度。最后的实验结果也表明该算法对于全局定位可以达到较高的精度[25]。

1　系统框架

本文提出了一种基于关键帧建图进行特征提取和匹配的全局定位算法。算法的系统框图如图 1 所示。由图 1 可知，算法框图可以分成 2 部分。左边是局部地图构建和特征点提取模块，主要是用于前期的地图构建和特征点描述子的提取和计算。右边是触发全局定位模块，通过图像之间的描述符匹配来得到姿态估计，从而实现全局定位。

局部地图生成和特征提取模块首先接收原始激光点云数据，然后对点云数据进行预处理，根据累计平移量和角度变换这 2 个条件筛选出满足条件的点云数据作为关键帧，使用关键帧建立局部地图，可以减少数据处理量和提高定位速度。继续对局部地图进行处理，这里为了将复杂的点云数据进行便捷处理，将局部地图转换成了密度地图，将三维信息转换成了二维信息，接着使用 ORB 算法对图像进行特征提取和计算二进制描述子，并将这些信息存储到二叉树中，方便后续的匹配。触发全局定位的模块通过对当前帧建立的局部地图提取特征点和计算描述子，并与二叉树存储的特征点和描述子进行匹配，即可得到当前机器人的位姿信息。下文将对这 2 个模块组成部分，分别展开介绍。

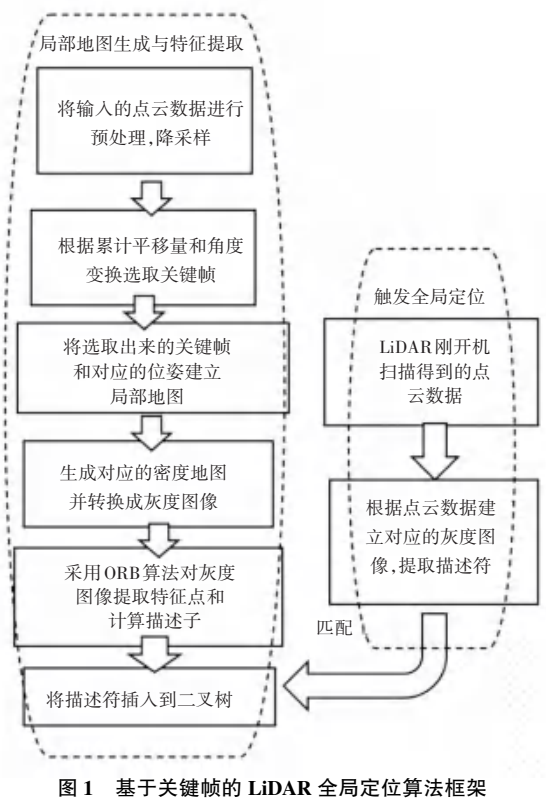


图 1　基于关键帧的 LiDAR 全局定位算法框架

Fig. 1　Framework of global localization algorithm based on keyframe using LiDAR

2　局部地图生成与特征提取

当移动机器人首次进入作业环境时，需要构建出先验地图。现在比较流行的技术方法通常是使用一定范围内的所有帧的点云数据来建立局部地图，这样建立的局部地图不仅点云信息丰富，而且还可以减少匹配的范围，但是进行地图匹配时，往往无法获得较为准确的位姿信息。为了解决这一问题，本文对此方法进行了改进，提出了基于关键帧的局部地图构建方法。

2.1　KISSICP 算法估计位姿

KISSICP（KISS Iterative Closest Point）算法是一种用于点云配准的算法，主要用于对齐 2 个 3D 点云数据集。利用最近点匹配的思想，通过迭代优化，

提高 2 个点云之间的匹配度。通过使用旋转矩阵 $\boldsymbol{R}_t \in \mathrm{SO}(3)$ 和位移矢量 $\boldsymbol{t}_t \in R^3$ 表示的上一个姿态 $\boldsymbol{T}_{t-1} = (\boldsymbol{R}_{t-1}, \boldsymbol{t}_{t-1})$ 和 $\boldsymbol{T}_{t-2} = (\boldsymbol{R}_{t-2}, \boldsymbol{t}_{t-2})$ 来近似时间 t 处的平移 v_t 和角速度 $\boldsymbol{\omega}_t$，这样就可以得到当前帧的姿态估计。具体而言，本文算法首先通过 LiDAR 扫描获取原始点云数据，对于这些点云数据采用 KISSICP 算法。算法公式为：

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

根据式(1)，对于每一帧点云就都可以得到一个估计位姿。

2.2 关键帧选取和局部地图的建立

通过 KISSICP 算法，可以获得所有帧文件的位姿。随后，利用估计的位姿计算累计平移量和旋转变换角度。当累计平移量超过 3 m 或旋转角度变化大于 10°时，认为当前环境发生了较大变化，此时的点云数据将被选为关键帧。这些关键帧的数据包含丰富的信息，能够有效反映环境特征。关键帧的选择需用到的公式为：

$$\begin{cases} \Delta \boldsymbol{t}_{\mathrm{current}} = \| \boldsymbol{t}_{\mathrm{current}} - \boldsymbol{t}_{\mathrm{last}} \| \\ \Delta \boldsymbol{t}_{\mathrm{accumulated}} = \sum_{i=1}^{n} \Delta \boldsymbol{t}_{\mathrm{current}} \end{cases} \tag{2}$$

$$\begin{cases} \boldsymbol{R}_{\mathrm{rel}} = \boldsymbol{R}_{\mathrm{current}}\boldsymbol{R}_{\mathrm{last}}^{-1} \\ \Delta\theta = \arccos\left(\dfrac{\mathrm{trace}(\boldsymbol{R}_{\mathrm{rel}}) - 1}{2}\right) \end{cases} \tag{3}$$

其中，$\boldsymbol{t}_{\mathrm{current}}$ 和 $\boldsymbol{t}_{\mathrm{last}}$ 分别表示当前帧和上一帧的平移向量；$\Delta \boldsymbol{t}_{\mathrm{current}}$ 表示其平移差；$\Delta \boldsymbol{t}_{\mathrm{accumulated}}$ 表示累计平移差；$\boldsymbol{R}_{\mathrm{current}}$ 和 $\boldsymbol{R}_{\mathrm{last}}^{-1}$ 分别表示当前帧的旋转矩阵和上一帧的旋转矩阵的逆；$\boldsymbol{R}_{\mathrm{rel}}$ 表示两帧之间的相对旋转矩阵。选择关键帧的条件是满足 $\Delta \boldsymbol{t}_{\mathrm{accumulated}} > 3.0$ 或 $\Delta\theta > 10°$。

对于每个选定的关键帧，建立相应的局部地图，该地图仅包含当前关键帧的数据及其位姿信息。在后续的地图匹配过程中，只要匹配成功，就可以通过关键帧获得准确的位姿估计。这种方法不仅提高了定位精度，还提高了匹配的效率和鲁棒性。每个局部地图被栅格划分，计算每个栅格中的点云数据。使用公式将局部地图转换成相应的密度地图，密度地图通过对点云数据的聚合，将复杂的三维空间信息转换成二维表示，清晰地展示点云数据的空间分布，最后转换成灰度图像。图 2 显示了 4 个关键帧对应的点云数据的分布情况。将局部地图转换成相应的密度地图过程中，用到的公式为：

$$\begin{cases} I_i(u,v) = \dfrac{N(u,v) - N_{\min}}{N_{\max} - N_{\min}} \in R \\ N_{\max} = \max N_i(u,v); N_{\min} = \min N_i(u,v) \end{cases} \tag{4}$$

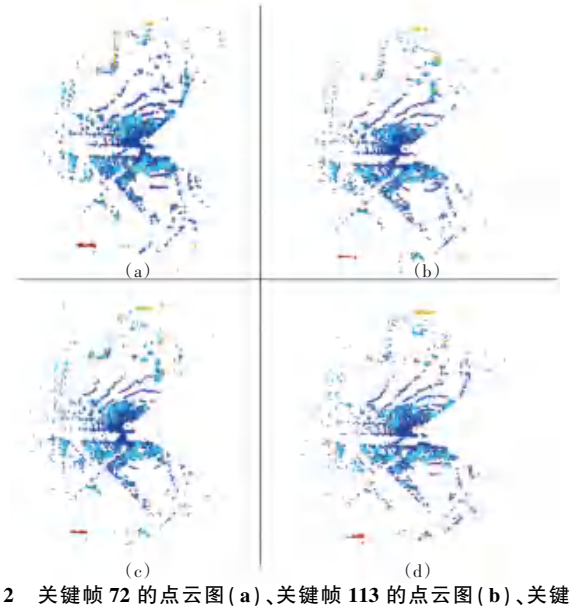


图 2 关键帧 72 的点云图(a)、关键帧 113 的点云图(b)、关键帧 136 的点云图(c)、关键帧 272 的点云图(d)

Fig. 2 Point cloud of keyframe 72 (a), point cloud of keyframe 113 (b), point cloud of keyframe 136 (c), point cloud of keyframe 272 (d)

2.3 ORB 算法提取特征点并计算描述子

ORB 算法是一种特征检测和特征描述的算法，将 FAST 特征检测与 BRIEF 特征描述结合并进行了改进，具有尺度不变性和旋转不变性，对噪声有较强的抗干扰能力。

FAST 特征检测提取角点如图 3 所示。任选图像中的一点 P，以该点为圆心、r 为半径确定一个圆，在圆上均匀取 m 个像素点，设定一个阈值 lp，如果 m 个像素点中，有连续 8 个像素点的大小均大于或小于 lp，这个点就是角点，则认为 P 为特征点。一般情况下，m 设置为 16。为了加快特征点的提取，快速排除非特征点，首先检测 1、9、5、13 位置上的灰度值，如果 P 是特征点，那么这 4 个位置上有 3 个或 3 个以上的像素值都大于或者小于 P 点的灰度值。如果不满足，则直接排除此点。

对于旋转不变性，ORB 采用灰度质心法来计算每个特征点的主方向。灰度质心法公式如下：

$$m_{pq} = \sum_{x,y} x^p y^q I(x,y) \tag{5}$$

其中，x, y 分别表示像素点周围圆上所选取点的横坐标和纵坐标；$I(x,y)$ 表示灰度值大小；p 和 q 表示指数。该矩的质心使用如下公式来计算：

$$C = \left(\frac{m_{10}}{m_{00}}, \frac{m_{01}}{m_{00}}\right) \tag{6}$$

其中，m_{00} 表示整个圆的灰度值；m_{10} 表示 x 轴方向上的灰度值；m_{01} 表示 y 轴方向上的灰度值。



图 3　FAST 特征检测提取角点

Fig. 3　FAST feature detection and extraction of corner points

向量的角度就是特征点的方向，具体公式为：

$$\theta = \arctan\left(\frac{m_{01}}{m_{00}} / \frac{m_{10}}{m_{00}}\right) = \arctan(m_{01}/m_{10}) \tag{7}$$

角点提取出来之后，为每个角点生成一个特征分析就是描述符。描述子应具备尺度、角度和光照等条件的不变性。首先以特征点为中心，取 $S \times S$ 的邻域窗口，在窗口上选择 2 个点 $p(x)$ 和 $p(y)$，比较 2 个点像素值的大小，进行如下赋值：

$$\tau(p;x,y) := \begin{cases} 1, & \text{if } p(x) < p(y) \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \tag{8}$$

然后，在窗口中选取 N 对像素点进行像素值大小的比较，最后形成一个二进制编码。

2.4　RANSAC 算法计算相对变换矩阵

虽然使用 ORB 进行特征匹配可以获得大量特征点之间的匹配，但仍然会出现错误匹配的情况。因此，本文还采用了 RANSAC 算法来提高匹配的准确性。RANSAC 算法是一种迭代方法，用于从一组包含异常值的观测数据中估计数学模型的参数。该方法的流程如图 4 所示。

研究中，τ 表示数据和模型匹配程度的阈值，在 τ 范围内就是内点，在范围外就是外点。这个过程迭代多次，具体公式如下：

$$K = \frac{\log(1-p)}{\log(1-w^m)} \tag{9}$$

其中，K 表示最大迭代次数；p 表示算法迭代 K 次的成功率；w 表示随机抽取一个点是内点的概率；m 表示随机选择的样本数。每次都可能产生不同的模型。最终，根据最多内点来选择最佳模型。

根据上面的 ORB 算法可以得到图像之间的匹配对，进一步使用 RANSAC 算法来减少误匹配。RANSAC 通过随机选择的匹配点对计算出相对变换矩阵，然后将剩余的匹配点对使用整个变换矩阵来计算出内点数量。通过选择不同的匹配对可以计算出不同的相对变换矩阵，相应地会得到不同的内点数量。最后，根据内点数量来筛选出正确的匹配，提高了匹配的准确性和鲁棒性。

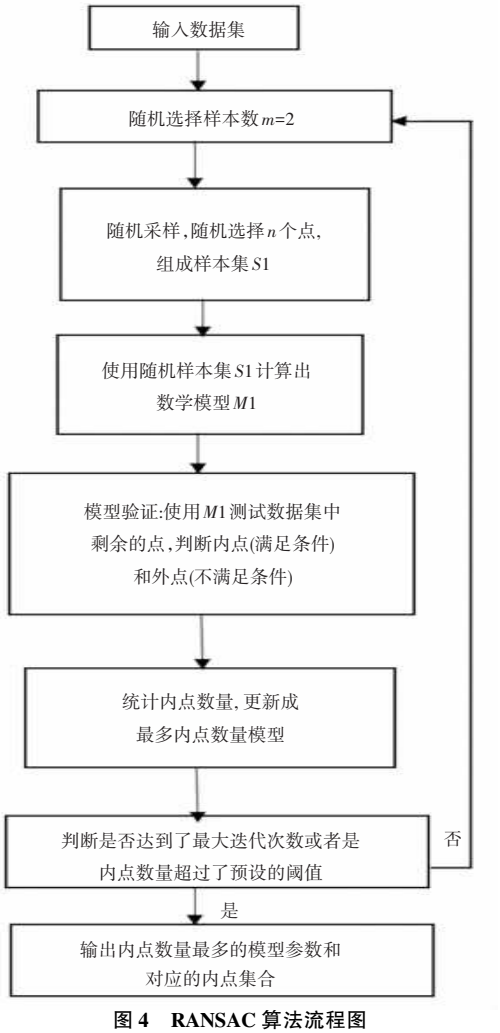


图 4　RANSAC 算法流程图

Fig. 4　Flowchart of RANSAC algorithm

3　触发全局定位

当机器人失去定位时，无法确定自身的当前位置，因此无法进行后续操作。这时会触发全局定位算法。机器人首先进行扫描，得到此时的点云数据，进行局部地图生成与特征提取模块中的操作，对点云数据进行降采样，移除噪声点，然后利用处理之后的点云数据来构建局部地图。将局部地图转换成密度地图，进一步转换成灰度图像。此时得到的灰度图像将作为查询图像，同样地，使用 ORB 算法对图像提取特征点和计算描述子，将得到的特征点和描述子与存储在二叉树中的描述子进行匹配，使用 RANSAC 算法进行查询图和参考图之间的特征对齐。通过内点数量进行判断，最后得到最优的相对

变换,根据最优相对变换矩阵即可确定当前机器人的位姿信息。

4 实验

4.1 实验设置

在实验部分,围绕本文提出的算法进行了全面的评估和对比,并进行了定量分析。实验使用了 KAIST03 数据集和 Riverside02 数据集,旨在验证所提算法的有效性和精度。

4.2 实验结果

本实验采用数据集来验证本文算法的全局定位的能力。具体过程如下:使用 KAIST03 数据集和 Riverside02 数据集建立对应的局部地图。每张地图的特征点和描述子存放在二叉树中,随后,随机选择数据集中的帧数据,检查其是否能与选择出来的关键帧匹配。

表 1 显示的是在 KAIST03 数据集中随机选择了 6 个不同的帧数据。根据表 1 结果可以得到匹配上的对应的关键帧索引、二维相对平移向量、二维旋转角度和内点数量。二维旋转角度给出了 2 帧图像之间的旋转关系,二维平移向量给出了 2 帧图像之间的平移关系,根据参考帧索引和这个相对变换矩阵,就可以通过如下公式进行坐标系变换:

$$\boldsymbol{T}_{\text{query}} = \boldsymbol{T}_{\text{ref}} \cdot \boldsymbol{T}_{\text{rel}} \tag{10}$$

其中, $\boldsymbol{T}_{\text{query}}$ 表示查询帧的位姿信息; $\boldsymbol{T}_{\text{ref}}$ 表示参考帧的位姿信息; $\boldsymbol{T}_{\text{rel}}$ 表示相对变换矩阵。

进一步地,由式(10)就可得到查询帧的位姿信息了。结果表明,随机选择的帧数据都能与选择出来的关键帧匹配成功,公式为:

$$\begin{cases} \sigma = \sqrt{\Delta x^2 + \Delta y^2} \\ \bar{\sigma} = \sigma / N \\ \xi = \theta_1 - \theta_2 \\ \bar{\xi} = \xi / N \end{cases} \tag{11}$$

其中, σ 表示平移误差; $\bar{\sigma}$ 表示平均平移误差; ξ 表示旋转误差; $\bar{\xi}$ 表示平均旋转误差。

表 1 使用 KAIST03 数据集进行全局定位

Table 1 Global localization using the KAIST03 dataset

索引	参考帧	查询帧	二维相对平移/m	二维相对旋转/(°)	内点数量
1	72	73	(0.304 1,0.074 0)	0.071 2	37
2	113	115	(0.792 3,0.063 7)	-0.032 1	14
3	136	138	(0.640 9,-0.016 5)	0.203 0	18
4	272	280	(0.947 1,0.440 1)	0.072 1	10
5	288	293	(0.818 5,-0.266 8)	-0.251 7	10
6	324	8 529	(0.955 1,0.031 6)	-0.082 1	27

研究中,根据式(11)可以得出最后的平均平移误差是 0.035 9 m,平均旋转误差是-0.141 5°。这表明算法的定位精度较高,得到的定位结果也比较准确。

表 2 使用的是 Riverside02 数据集,同样地在数据集中随机选择 6 个不同的帧数据都可以与关键帧匹配上。根据式(11)可以得到平均平移误差是 0.027 8 m,平均旋转误差是 0.017 0°。

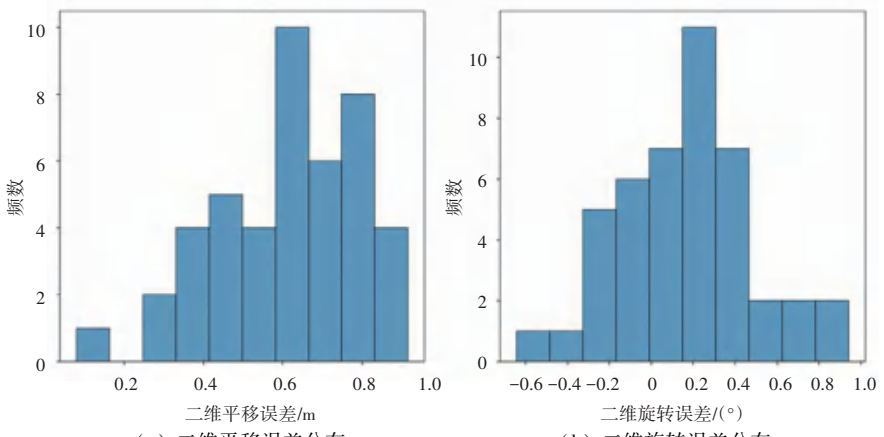
表 2 使用 Riverside02 数据集进行全局定位

Table 2 Global localization using the Riverside02 dataset

索引	参考帧	查询帧	二维相对平移/m	二维相对旋转/(°)	内点数量
1	127	129	(0.910 2,0.141 8)	0.712 8	9
2	160	165	(0.911 8,-0.030 1)	-0.032 1	18
3	205	207	(0.640 9,0.165 6)	0.504 3	14
4	266	8 157	(0.794 1,-0.203 1)	-0.203 3	23
5	290	293	(0.918 5,0.018 3)	-0.075 2	13
6	306	8 159	(0.955 1,0.031 6)	-0.088 1	27

为了更直观地评估算法的定位精度,本文绘制了误差分布的直方图,图 5 展示的是 KAIST03 数据集误差分布,图 6 展示的是 Riverside02 数据集误差分布。从中可以看出,大多数平移误差值都集中在

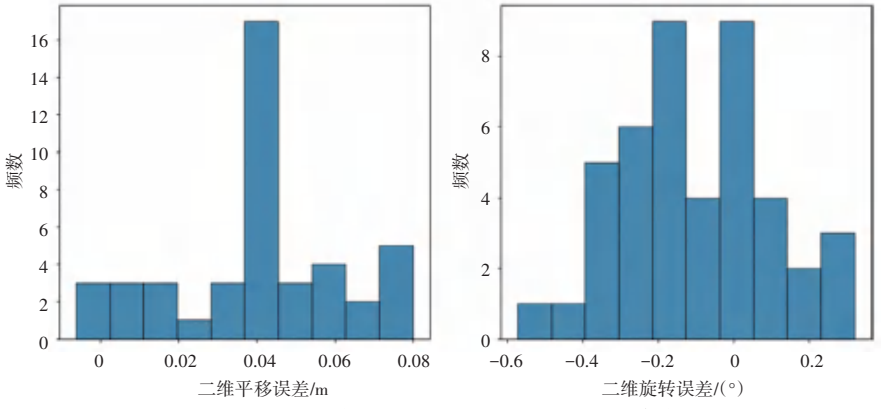
接近零的范围内，这表明定位的平移误差非常小。旋转误差也主要分布在零值附近，进一步说明旋转误差同样较小。通过这种误差分析图，能够清晰地评估算法的精度，综合分析表明，本文提出的算法在定位精度上表现良好，误差控制在较小范围内，证明其具有较高的精确度。



（a）二维平移误差分布　　（b）二维旋转误差分布

图 5　KAIST03 数据集误差分布图

Fig. 5　Error distribution of the KAIST03 dataset



（a）二维平移误差分布　　（b）二维旋转误差分布

图 6　Riverside02 数据集误差分布图

Fig. 6　Error distribution of the Riverside02 dataset

4.3　实验评价

本文通过将改进的算法与原有的 MapClosures 算法进行比较，利用 KAIST03 和 Riverside02 数据集计算了精确度、召回率、平均匹配时间、平均定位检测时间和平均内存消耗等性能指标（结果见表 3）。由表 3 分析可知，改进后的算法在精确度和召回率方面均高于 MapClosures 算法，表明其在匹配准确性上得到了提升。此外，改进后的算法在平均匹配时间和平均定位检测时间上也显著低于 MapClosures 算法，反映出其在时间效率上的优势。最后，改进后的算法在内存消耗方面的使用量低于 MapClosures 算法，进一步说明了其在降低定位复杂度方面的有效性。

表 3　比较不同算法在 KAIST03 数据集和 Riverside02 数据集上的性能指标

Table 3　Comparison of performance metrics of different algorithms on the KAIST03 and Riverside02 datasets

数据集	算法	精确度	召回率	平均匹配时间/s	平均定位检测时间/s	平均内存消耗/MB
KAIST03	MapClosures	0.939	0.732	0.059 8	0.092 4	749.79
	改进算法	0.941	0.751	0.056 0	0.087 2	693.34
Riverside02	MapClosures	0.730	0.668	0.095 1	0.166 7	952.80
	改进算法	0.783	0.754	0.087 1	0.105 4	847.38

5 结束语

本文提出了一种基于关键帧建图提取特征描述子的全局定位算法,有效解决了自主机器人定位问题。通过对点云数据进行筛选,选择出信息量丰富的点云数据作为关键帧。使用关键帧建立局部地图,在图像匹配方面,采用特征提取的方法提高匹配的准确性和鲁棒性。实验结果表明,本文算法在使用数据集验证中表现出良好的全局定位性能,验证了其在复杂环境下的实用性和可靠性。在未来的工作中,随着深度学习技术的发展,可以尝试结合深度学习的特征提取方法来进一步提高定位的精度和鲁棒性。

参考文献

[1] 朱守泰, 李康宇, 王西峰. 物流移动机器人的视觉全局定位方法研究[J]. 制造业自动化, 2024, 46 (10): 100-104.

[2] 赵浩武. 基于点云地图的多传感器融合定位[D]. 长沙:中南大学, 2023.

[3] 张冰战, 尹晨晨, 李志远, 等. 基于点云特征全局搜索的回环检测算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2024, 38 (3): 176-186.

[4] 张怡博. 基于显著特征提取算法的移动机器人定位可靠性研究[D]. 济南:齐鲁工业大学,2024.

[5] 彭龙, 李维刚, 汪奇锋, 等. 基于点云几何和强度信息的激光SLAM算法[J]. 激光与光电子学进展,2025,62(8): 136-145.

[6] Chai Z Q, Liu C, Xiong Z H. A real-time global re-localization framework for a 3D LiDAR - based navigation system [J]. Sensors,2024,24(19): 6288.

[7] Xu H Z, Geng D Y, Fan Z X, et al. An automatic vehicle navigation system based on filters integrating inertial navigation and global positioning systems[J]. Machines,2024,12(9): 663.

[8] 刘超. 激光雷达和相机数据融合的自主移动机器人建图及定位方法研究[D]. 武汉:华中科技大学, 2023.

[9] 罗伦. 基于点云的无人车全局定位方法研究[D]. 杭州:浙江大学, 2023.

[10] 郭林峰. 视觉与激光雷达融合的移动 机器人定位算法研究[D]. 长沙:湖南大学, 2021.

[11] 吴海欣, 文梓豪, 熊弘俊, 等. 基于激光雷达的有界区域快速全局定位算法[J]. 激光与红外, 2021, 51(4): 428 -434.

[12] Ma J Y, Zhang J, Xu J T, et al. OverlapTransformer: An efficient and yaw - angle - invariant Transformer network for LiDAR- based place recognition [J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2022,7(3): 6958-6965.

[13] 闫冠宇, 蔡泽平, 梁家海, 等. 一种基于全局视觉的 AGV 目标检测与定位算法[J]. 北部湾大学学报, 2024, 39(4): 68-75.

[14] He X, Pan S G, Gao W, et al. LiDAR-Inertial-GNSS fusion positioning system in urban environment: Local accurate registration and global drift-free[J]. Remote Sensing, 2022, 14 (9): 2104.

[15] Luo J Q, Qin Y. LiDAR-based initial global localization using imperfect architectural skeleton information[J]. The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2022, 43: 241-248.

[16] 程捷, 郭振武, 周坤, 等. 基于改进相关性扫描匹配的室内大场景下移动机器人的全局定位方法[J]. 机器人, 2023, 45 (5): 581-590.

[17] 黄佳妮. 动态场景下基于深度学习的视觉 SLAM 闭环检测研究[D]. 天津: 天津大学, 2021.

[18] Yu S K, Yan F, Zhuang Y, et al. A deep - learning - based strategy for kidnapped robot problem in similar indoor environment [J]. Journal of Intelligent and Robotic Systems, 2020, 100: 765-775.

[19] Chebrolu N, Labe T, Vysotska O, et al. Adaptive robus kernels for non - linear least squares problems [J]. IEEE Robotics and Automat Letters, 2021, 6(2): 2240-2247.

[20] 李陆君, 张智, 韩蕊, 等. 基于激光雷达和深度相机融合的视觉 SLAM 研究[J]. 智能计算机与应用, 2020, 10(8): 87-92.

[21] Xu X C, Yin H, Chen Z X, et al. Disco: Differentiable scan context with orientation[J]. IEEE Robotics and Automat Letters, 2021, 6(2): 2791- 2798.

[22] 李阳, 吴明晖, 陈远浩. 融合超声波信息的机器人室内定位方法研究[J]. 智能计算机与应用, 2023, 13(1): 43-49.

[23] 钱琳. 基于视觉的移动机器人定位 绑架检测与恢复方法[D]. 长沙:湖南大学, 2020

[24] 孟杰. 车间自主移动机器人高效定位关键技术研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2021.

[25] 易文泉, 超俊, 刘莹. 移动机器人自主 定位与导航技术研究[J]. 中国工程机械学报, 2020, 18(5): 400-405.