

doi:10.16055/j.issn.1672-058X.2020.0003.013

动态环境下改进 ICP 算法的 RGB-D SLAM 研究*

邢广鑫, 许 钢, 荣桂兰, 李若楠

(安徽工程大学 检测技术与节能装置安徽省重点实验室, 安徽 芜湖 241000)

摘 要:针对传统的 ICP (Iterative Closest Points) 算法, 无法满足室内动态环境下 SLAM (Simultaneous Localization and Mapping) 算法的准确性要求, 提出了一种融合特征点结构相似性判断的 ICP 改进算法; 通过在特征点集中引入三角形结构约束, 实现两组点集中的动态匹配点与误匹配点的剔除, 进而提高 ORB 特征点匹配的准确性; 与传统的 SLAM 算法相比, 改进后的算法对相机位姿的估计更加准确; 通过在 Linux 系统下的仿真实验, 结合特征点三角几何约束的 ICP 算法能够有效解决动态对象对相机位姿估计的影响, 提高 RGB-D SLAM 在动态场景下的定位精度。

关键词:视觉 SLAM; ICP 算法; 动态场景; ORB 特征点

中图分类号: TP391

文献标志码: A

文章编号: 1672-058X(2020)03-0081-07

0 引 言

近年来, 同时定位与地图创建 (SLAM) 技术因其在机器人导航、三维重建和自动驾驶车辆等领域的潜在应用而引起了人们的极大兴趣。一些视觉传感器, 如 RGB-D 相机、双目相机和激光测距传感器, 都可以为实现移动机器人的定位和感知周围环境提供深度信息。其中, RGB-D SLAM^[1] 可以直接利用 Kinect^[2] 相机采集到的深度信息进行相机位姿的估计。采用迭代最近点^[3] (ICP) 求解两组 3D 特征点间的运动估计, 是求解 RGB-D SLAM 问题的一种十分重要的方法和技术。

目前, 由于实际环境中存在着很多不可避免的运动物体, 如行走的人、转动的风扇等, 这会使得现有的相机位姿估计方法难以有效地估计相机的姿

态。针对这一问题, 众多研究者开展了检测、区分和移除动态对象的研究。例如, Sun 等^[4] 提出了一种 RGB-D 相机的运动消除方法, 使用两幅图像之间的像素强度差异来检测动态对象边界。该方法在动态环境中能有效地提高 RGB-D SLAM 的性能, 但是当运动对象停止时, 跟踪就会失效。Wang 等^[5] 将目标分割与稠密 SALM 相结合, 提出了一种移动目标分割方法, 有效提高了动态环境下视觉里程计的鲁棒性, 然而, 移动目标的分割会占用很长的时间, 无法满足算法的实时性需求。高成强等^[6] 提出了一种面向室内动态环境的半直接法, 通过建立基于图像块的高斯模型, 根据方差变化分割出图像中的运动对象, 进而剔除运动目标。Proenca^[7]、张慧娟等^[8] 提出了一种结合点和线的测距算法, 用线条特征来消除场景中的动态目标, 从而改进了动态场

收稿日期: 2019-08-25; 修回日期: 2019-10-05.

* 基金项目: 检测技术与节能装置安徽省重点实验室开放基金 (2017070503B026-A01); 安徽所高校自然科学研究重点项目 (KJ2018A0111).

作者简介: 邢广鑫 (1994—), 男, 河北廊坊人, 硕士研究生, 从事计算机视觉研究.

景中视觉里程计的准确性,但这种方法必须要在几何信息较为丰富的场景中进行,在缺少纹理的场景中,无法提取足够的线特征。

如今,很多基于点特征的视觉里程计都是通过稀疏的特征点(ORB^[9]、SIFT^[10]、SURF^[11])进行特征匹配,然后采用ICP算法计算相机位姿,最后使用随机抽样一致性来挑选匹配点,从而消除噪声和误匹配对计算位姿的影除。但是在动态场景中,这种方法很难将所有的动态点作为外点剔除。因此,本文引入3组特征点间的几何关系,通过构建三角形并根据相似原理^[12]来筛选剔除动态特征点,保证参与ICP算法的每组匹配点的准确性,从而提高RGB-D SLAM在动态场景中的效果。

1 ICP 算法的原理与改进

ICP算法在视觉里程计上的应用是通过利用两幅连续图像间的特征匹配点集,然后结合深度图像计算相机在两幅图像间的旋转参数和平移参数。针对动态场景的特点,为了剔除场景中的动态特征,确保ICP算法所使用特征点集的准确性,本文算法包含3部分:第1部分,对图像序列进行特征点的提取与初匹配;第2部分,对初匹配的结果进行相似性约束,筛选出误匹配和动态点匹配;第3部分,将上一步得到的匹配点集作为位姿估计算法的输入,计算相机位姿状态,实现移动机器人的定位。

1.1 ICP 算法的原理及实现

迭代最近点(ICP)算法使用迭代优化的思想,选择匹配点对间的空间距离作为依据,并通过不断调整相机的位姿使得匹配点间的累积距离最小化,从而计算出相机在两帧图像间移动的最优旋转矩阵 \mathbf{R} 和平移矩阵 \mathbf{t} ,如式(1)所示,构建最小二乘问题,最小化匹配点对的误差平方和。

$$\min_{\mathbf{R}, \mathbf{t}} J = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \|(p_i - (\mathbf{R}p'_i + \mathbf{t}))\|_2^2 \quad (1)$$

其中, $p_i \in P, p'_i \in P', P$ 和 P' 分别是两幅图像的特征点集。

ICP算法的实现需要反复进行以下两个步骤直

至收敛。步骤一,已知两组3D点集 P 和 P' ,计算两组3D点集间的匹配点对;步骤二,根据步骤一的结果计算旋转矩阵 \mathbf{R} 和平移矩阵 \mathbf{t} ,并对3D点集 P 进行相应的转化。转换矩阵的求解可以分为两个方式:采用非线性优化,通过迭代的方式寻找最优解;使用线性代数的求解。其中奇异值分解法(SVD)因为算法的高效、准确和稳定等特点而被广泛利用。因此,本文使用SVD方法求解两组3D点间的转换矩阵,求解流程如下:

(1) 提取并匹配两张图像的ORB特征点,结合Kinect相机采集到的深度信息,得到两组匹配好的3D特征点:

$$P = \{p_1, \dots, p_n\}, P' = \{p'_1, \dots, p'_n\}$$

(2) 定义两组3D特征点集的质心坐标,计算每个特征点的去质心坐标,并优化目标函数。两组质心计算如式(2)所示:

$$p = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (p_i)$$

$$p' = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (p'_i) \quad (2)$$

(3) 通过奇异值分解法求得旋转矩阵,进而求得平移向量。

1.2 相似三角形原理

空间中的任一三角形在经过比例方法、平移和旋转后与原三角形相似。因此,在两个相机3D坐标下空间中任意固定的三点所围成的三角形应当是相似的,如图1所示。

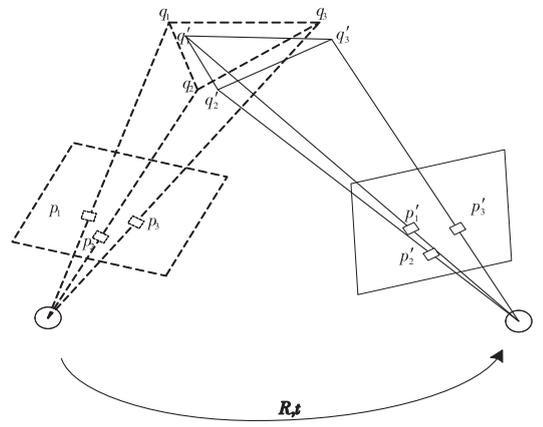


图1 空间三角形相似原理

Fig. 1 The similarity principle of space triangle

图1为相机在移动过程中采集到的两张图像,通过图像ORB特征点的提取和匹配,能够已知一幅图像中的3个特征点 p_1, p_2, p_3 和在另一幅图像中与其相匹配的3个对应点 p'_1, p'_2, p'_3 ,再结合深度图像,就可以得到3组匹配点在相机坐标系下的坐标分别为 q_1, q_2, q_3 和 q'_1, q'_2, q'_3 ,无论相机是如何旋转和平移运动的,这两组在相机坐标下的3D坐标点所围成的三角形都为相似的。两组三角形的各边长如下所示:

$$\begin{cases} \Delta q_{12} = \sqrt{(x_{q_1} - x_{q_2})^2 + (y_{q_1} - y_{q_2})^2 + (z_{q_1} - z_{q_2})^2} \\ \Delta q_{13} = \sqrt{(x_{q_1} - x_{q_3})^2 + (y_{q_1} - y_{q_3})^2 + (z_{q_1} - z_{q_3})^2} \\ \Delta q_{23} = \sqrt{(x_{q_2} - x_{q_3})^2 + (y_{q_2} - y_{q_3})^2 + (z_{q_2} - z_{q_3})^2} \\ \Delta q'_{12} = \sqrt{(x_{q'_1} - x_{q'_2})^2 + (y_{q'_1} - y_{q'_2})^2 + (z_{q'_1} - z_{q'_2})^2} \\ \Delta q'_{13} = \sqrt{(x_{q'_1} - x_{q'_3})^2 + (y_{q'_1} - y_{q'_3})^2 + (z_{q'_1} - z_{q'_3})^2} \\ \Delta q'_{23} = \sqrt{(x_{q'_2} - x_{q'_3})^2 + (y_{q'_2} - y_{q'_3})^2 + (z_{q'_2} - z_{q'_3})^2} \end{cases}$$

x, y 和 z 分别代表空间3D点在相机坐标系下的 x 轴、 y 轴和 z 轴下的坐标。

根据三角形相似原理,有以下对应关系,如式(3)所示:

$$\frac{\Delta q_{12}}{\Delta q'_{12}} = \frac{\Delta q_{13}}{\Delta q'_{13}} = \frac{\Delta q_{23}}{\Delta q'_{23}} \quad (3)$$

1.3 改进的 ICP 算法介绍

根据 ICP 算法的线性代数求解方法,两组图像能否快速、准确地获取匹配点,是 SVD 准确获取两组匹配点质心的关键。由于在动态场景中含有部分运动的物体或人,如果这些移动的对象被选为匹配点,会严重影响质心的计算。传统的 ICP 算法直接使用 ORB 特征匹配点对,不考虑动态因素,在计算相机位姿时会产生较大的偏差。因此,本文采用相似三角形的概念,对两组匹配点的选取进行约束,剔除动态特征,确保相机位姿估计的准确性。

1.3.1 获取初始点

为了剔除匹配点中所有的动态对象,需要寻找两对静态特征点作为固定点,然后依次与剩余所有

点构建三角形,判断其相似性。首先在匹配好的 ORB 特征点集中任选两组距离较远的点 q_u, q_v 和 q'_u, q'_v 作为三角形的一组边长,因为当距离过近时,会影响相似度的判断,所以本文距离阈值 θ 取值为 5。距离判断公式如式(4):

$$|q_u q_v| = \sqrt{(x_{q_u} - x_{q_v})^2 + (y_{q_u} - y_{q_v})^2 + (z_{q_u} - z_{q_v})^2} \geq \theta \quad (4)$$

然后随机寻找多组和这条边不共线的特征点构建三角形,并判断其相似性。为了防止两点同时出现在动态对象上,因此仅当三角形相似的数量大于 3 时,将这两组点作为固定点,否则重新选取两组点作为基准,如此反复计算,直到固定边确定为止。

1.3.2 相似三角形的判定

为了判断两组三角形相似,采用标准差作为依据。对于由 q_u, q_v, q_j 和 q'_u, q'_v, q'_j 组成的两组三角形,为了计算其相似度,令

$$\alpha_{uv} = \frac{\Delta q_{uv}}{\Delta q'_{uv}}, \alpha_{uj} = \frac{\Delta q_{uj}}{\Delta q'_{uj}}, \alpha_{vj} = \frac{\Delta q_{vj}}{\Delta q'_{vj}}$$

$$\bar{\alpha} = \frac{1}{3} (\alpha_{uv} + \alpha_{uj} + \alpha_{vj})$$

则标准差公式如式(5)所示:

$$\sigma(u, v, j) = \sqrt{\frac{(\alpha_{uv} - \bar{\alpha})^2 + (\alpha_{uj} - \bar{\alpha})^2 + (\alpha_{vj} - \bar{\alpha})^2}{3}} \quad (4)$$

当 $\sigma(u, v, j)$ 为零时,代表两组三角形为相似三角形,说明三组匹配点的匹配误差也为零。然而在实际场景中,由于噪声干扰或相机自身的不足,特征点间的匹配无法达到完全准确,总会存在微小的偏差。因此,当 $\sigma(u, v, j)$ 的值小于一个适当的正数 ε 时,就将两个三角形判断为相似。反之,认定该点为动态特征点或者错误的匹配点,并进行剔除。本文中,取 $\varepsilon = 0.1$ 。

1.3.3 改进的 ICP 求解方法

传统的基于线性代数的 ICP 算法直接使用所有特征点的坐标来计算点集的质心坐标 p 和 p' ,忽视

了点集中错误匹配点以及动态匹配点所带来的影响。因此,本文对两组点集中所有的点进行约束,采用相似三角形的概念对不满足条件的点进行滤除,重新获取点集 D 和 D' ,然后计算每个点的去质心坐标:

$$\mathbf{b}_i = \mathbf{d}_i - \mathbf{d}, \mathbf{b}'_i = \mathbf{d}'_i - \mathbf{d}'$$

其中, \mathbf{b}_i 和 \mathbf{b}'_i 为去质心坐标, \mathbf{d}_i 和 \mathbf{d}'_i 为点集 D 和 D' 中的 3D 点坐标, \mathbf{d} 和 \mathbf{d}' 为两组点集的质心坐标。

根据奇异值分解法计算最优的旋转矩阵 \mathbf{R} , 并设目标优化函数为

$$R^* = \operatorname{argmin}_R \frac{1}{2} \sum_{i=1}^m \|\mathbf{b}_i - \mathbf{R}\mathbf{b}'_i\|^2$$

其中, R^* 为目标优化函数, m 为点集中点的个数。

然后将关于 \mathbf{R} 的误差项展开得到:

$$\begin{aligned} \frac{1}{2} \sum_{i=1}^m \|\mathbf{b}_i - \mathbf{R}\mathbf{b}'_i\|^2 &= \frac{1}{2} \sum_{i=1}^m \mathbf{b}_i^T \mathbf{b}_i + \\ &\mathbf{b}'_i^T \mathbf{R}^T \mathbf{R} \mathbf{b}'_i - 2\mathbf{b}_i^T \mathbf{R} \mathbf{b}'_i \end{aligned}$$

由于 $\mathbf{R}^T \mathbf{R} = \mathbf{I}$, 所以等式右边前两项均与旋转矩阵 \mathbf{R} 无关, 实际优化函数为

$$\sum_{i=1}^m -\mathbf{b}_i^T \mathbf{R} \mathbf{b}'_i = \sum_{i=1}^m -\operatorname{tr}(\mathbf{R} \mathbf{b}'_i \mathbf{b}_i^T) = -\operatorname{tr}(\mathbf{R} \sum_{i=1}^m \mathbf{b}'_i \mathbf{b}_i^T)$$

因为 $\sum_{i=1}^m \mathbf{b}'_i \mathbf{b}_i^T$ 为一个 3×3 的矩阵, 所以对其进行 SVD 分解, 得到:

$$\sum_{i=1}^m \mathbf{b}'_i \mathbf{b}_i^T = \mathbf{U} \mathbf{\Sigma} \mathbf{V}^T$$

其中, \mathbf{U} 和 \mathbf{V} 为对角矩阵, $\mathbf{\Sigma}$ 为奇异值组成的对角线元素从大到小排列的对角矩阵, 当 $\sum_{i=1}^m \mathbf{b}'_i \mathbf{b}_i^T$ 组成的矩阵满足满秩时, 可计算出旋转矩阵 \mathbf{R} :

$$\mathbf{R} = \mathbf{U} \mathbf{V}^T$$

最后计算得到平移向量 \mathbf{t} :

$$\mathbf{t} = \mathbf{d} - \mathbf{R} \mathbf{d}'$$

综合以上的改进算法可以看出, 改进后的算法能对点集进行预筛选, 剔除掉点集中的误匹配点以及动态点, 从而减小 ICP 算法的误差, 提高移动机器人在动态场景中的位姿估计准确度与建图的精

确度。

2 实验结果与分析

目前, 针对动态场景下的 SLAM 算法通常选取 TUM 数据集进行实验, 数据集中含有两种不同的动态场景 RGB-D 图像序列: 一种为低动态场景的“sitting”序列; 另一种为高动态场景的“walking”序列。为了验证改进算法的有效性, 本文在两种数据集上同时进行测试, 并与 ORB-SLAM2 进行比较。

2.1 特征点的筛选

为了验证基于三角形相似法则的改进匹配算法, 能够有效剔除匹配点集中动态特征点, 采用 ORB 算法对数据集中的图像序列进行特征点的提取与匹配。由于特征点的提取和描述过程计算量较大, 为了减小计算量, 本文只提取少量的稳定特征点, N 取 30。实验结果如图 2 和图 3 所示:



(a) fr3/sitting_xyz



(b) fr3/walking_xyz

图 2 ORB 特征点匹配

Fig. 2 The matching of ORB feature point

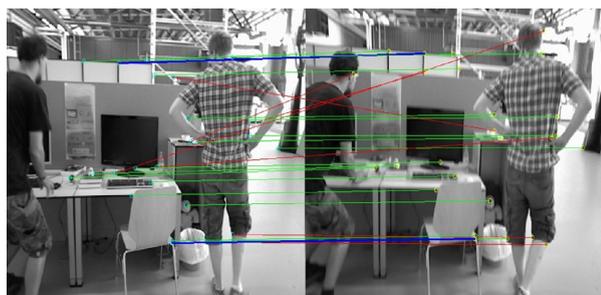
图 2 表示分别对高动态图像序列和低动态图像序列中的两张连续图片进行 ORB 特征点的提取与

匹配,不难发现,在这两种动态场景下,都会存在部分动态特征点,甚至会出现一些误匹配,这些都会导致 ICP 算法的准确度下降,影响后续研究。为了

提高算法的准确性,提高匹配精度,采用相似三角形原理,对图像中所有点集进行约束,筛选出动态匹配和误匹配。实验结果如图 3 所示:



(a) fr3/sitting_xyz



(b) fr3/walking_xyz

图 3 改进后的 ORB 特征匹配

Fig. 3 The improved matching of ORB feature point

图 3 是在改进前的 ORB 特征匹配图的基础上,进行动态特征点和误匹配点的筛选,通过两组匹配图可以发现,改进后的算法能够有效地剔除动态匹配和误匹配,从而提高匹配精确度,为 ICP 算法提供更为准确的初值。

2.2 改进后的 ICP 算法实验结果

为了体现改进后的算法在动态场景下的相机位姿估计效果,本文以相对位姿误差为主要依据,与 ORB-SLAM2 方法作比较,如表 1 所示:

表 1 不同场景下的视觉里程计相对位姿误差对比

Table 1 Comparison of relative posture errors of visual odometer in different scenes

序列	平移 RMSE(m/s)		旋转 RMSE($^{\circ}$ /s)	
	ORB-SLAM2	本文算法	ORB-SLAM2	本文算法
fr2/desk	0.017	0.015	0.696	0.663
fr3/sitting_xyz	0.021	0.017	0.797	0.732
fr3/walking_xyz	0.072	0.054	1.729	1.025

表 1 中 fr2/desk 表示静态场景,fr3/sitting_xyz 和 fr3/walking_xyz 分别代表低动态和高动态场景。从结果可以看出,在静态场景和低动态场景中,本文算法和 ORB-SLAM2 算法得到的误差基本相同,误差减小不明显,这是因为这两场景中物体不存在或只存在微小的移动,因此算法改进后的匹配点集与原匹配点集基本一致,导致位姿误差基本结果差距并不明显;而在高动态场景中,改进后的方法得到的平移和旋转的相对位姿误差均明显低于传统的 ORB-SLAM2 算法,从而提高相机位姿估计的精

度。因此,在高动态图像序列中,引入特征点匹配约束,能够明显降低位姿估计的相对误差。

为了进一步证明本文算法能够有效提高 SLAM 算法在动态序列中的鲁棒性与准确性,算法改进前后的实验结果如图 4 所示。其中,图 a 和图 b 为算法改进前的真实轨迹与实验轨迹的对比图。图 c 和图 d 为算法改进后的真实轨迹与实验轨迹的对比图。实验结果表明改进后的算法无论在低动态环境中,还是在高动态环境中,都能有效减小相机位姿估计的误差,提高算法的准确性。

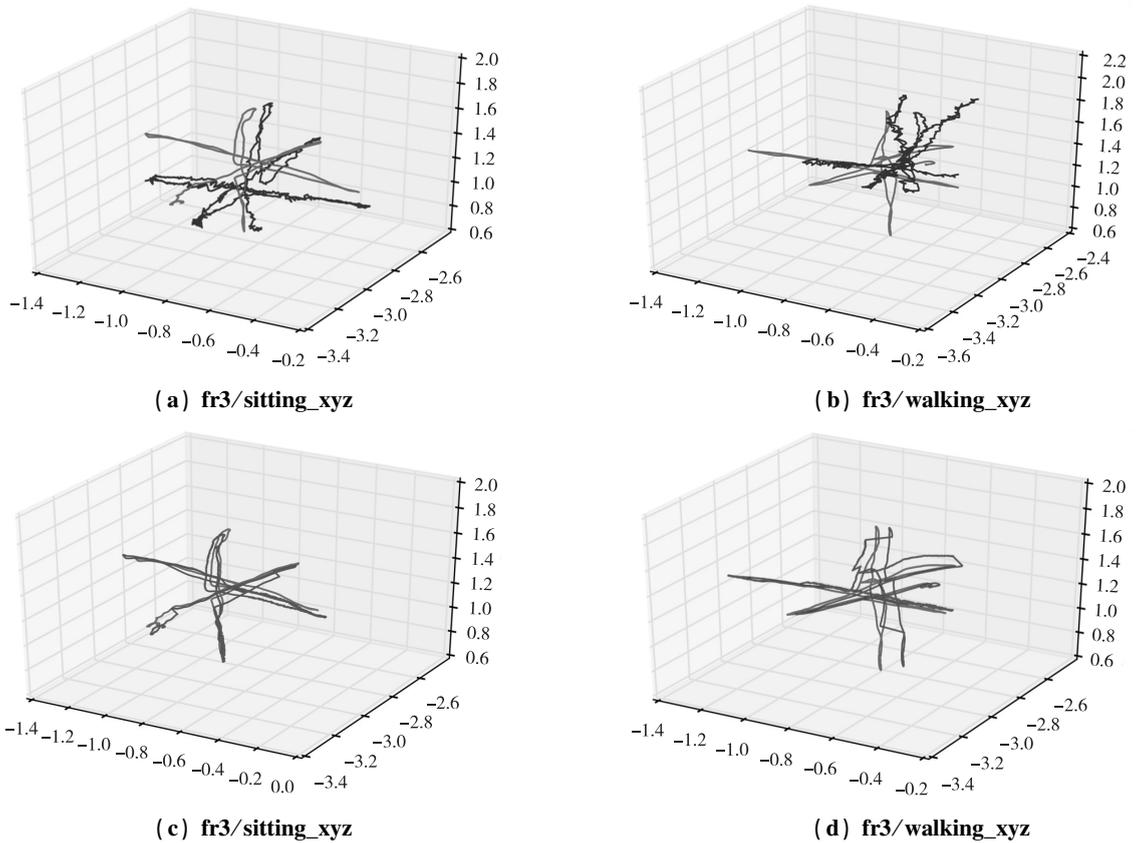


图 4 算法改进前后位姿轨迹与真实估计对比图

Fig. 4 Comparison of experimental trajectories and real trajectories of different algorithms before and after improvement

3 结 论

ICP 算法是解决相机位姿估计问题的一种重要方法,然而该算法明显依赖一组匹配精确较高的 3D 点。在动态场景中,会存在大量的运动元素,如果单独使用传统的 ORB 特征匹配策略,忽略动态对象,会严重影响位姿估计的精度。而结合相似三角形约束条件的匹配策略,能通过利用匹配点之间的空间位置关系,对动态点进行筛选、剔除,从而改善匹配的效果,提高后续 ICP 算法的精确度和鲁棒性。通过 TUM 数据集上的高、低动态场景序列的位姿估计实验,能够证明改进后的方法能有效提高相对位姿误差。但是,由于算法在进行相似三角形判断的过程中,需要较大的计算时间,不利于 SLAM 算法的实时性,这是本研究接下来改进的方向。

参考文献 (References):

[1] LI S, LEE D. RGB-D SLAM in Dynamic Environments

Using Static Point Weighting [J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2017, 2(4): 2263—2270

[2] HAIYANG L I, HONGBO L I, LIN Y. Method of SLAM with Kinect [J]. Journal of Central South University, 2013, 44(2): 28—32

[3] HORN B K P. Closed-form Solution of Absolute Orientation Using Unit Quaternions [J]. Journal of the Optical Society of America A, 1987, 4(4): 629—642

[4] SUN Y X, LIU M, MENG M Q H. Improving RGB-D SLAM in Dynamic Environments: A Motion Removal Approach [J]. Robotics and Autonomous Systems, 2017, 89: 110—122

[5] WANG Y B, HUANG S D. Motion Segmentation Based Robust RGB-D SLAM [C]//11th World Congress on Intelligent Control and Automation. Piscataway, USA: IEEE, 2014: 3122—3127

[6] 高成强, 张云洲, 王晓哲. 面向室内动态环境的半直接法 RGB-D SLAM 算法 [J]. 机器人, 2019, 41(3): 372—383

GAO C Q, ZHANG Y Z, WANG X Z. Semi-Direct RGB-D SLAM Algorithm for Dynamic Indoor Environments [J].

- Journal of Robot, 2019, 41(3):372—383 (in Chinese)
- [7] PROENCA P F, GAO Y. Probabilistic RGB-D Odometry Based on Points, Lines and Planes under Depth Uncertainty [J]. Robotics and Autonomous Systems, 2017, 104(11):25—39
- [8] 张慧娟, 方灶军, 杨桂林. 动态环境下基于线特征的 RGB-D 视觉里程计 [J]. 机器人, 2019, 41(1): 77—84
- ZHANG H J, FANG Z J, YANG G L. RGBD Visual Odometry in Dynamic Environments Using Line Features [J]. Journal of Robot, 2019, 41(1): 77—84 (in Chinese)
- [9] MURARTAL R, MONTIEL J M M, Tardós J D. ORB-SLAM: A Versatile and Accurate Monocular SLAM System [J]. IEEE Transactions on Robotics, 2017, 31(5):1147—1163
- [10] LOWE D G. Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints [J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2):91—110
- [11] BAY H, ESS A, TUYTELAARS T. Speeded-up Robust Features (SURF) [J]. Computer Vision & Image Understanding, 2008, 110(3):346—359
- [12] 杨小青, 杨秋翔, 杨剑. 应用改进 ICP 算法的点云配准 [J]. 计算机工程与设计, 2015, 36(9):2457—2461
- YANG X Q, YANG Q X, YANG J. Point Cloud Registration Based on Improved ICP Algorithm [J]. Journal of Computer Engineering and Design. 2015, 36(9):2457—2461 (in Chinese)

Improvement of the ICP Algorithm of RGB-D SLAM in Dynamic Environment

XING Guang-xin, XU Gang, RONG Gui-lan, LI Ruo-nan

(Anhui Key Laboratory of Detection Technology and Automation, Anhui Polytechnic University, Anhui Wuhu 241000, China)

Abstract: In view of the traditional ICP (Iterative Closest Points) algorithm which cannot satisfy the requirement of SLAM (Simultaneous Localization and Mapping) algorithm accuracy in dynamic environment, an improved ICP algorithm based on the fusion of feature point structure similarity judgment is proposed; By introducing triangular structure constraints in the feature points set, the dynamic matching points and false matching points in the two groups of point sets were eliminated, and the accuracy of ORB feature points matching was improved. Compared with traditional SLAM algorithm, the estimation of camera pose is more accurate. Through the simulation experiment in Linux system, the ICP algorithm combined with geometric constraints of feature points can effectively solve the impact of dynamic objects on camera pose estimation, and improve the positioning accuracy of RGB-D SLAM in dynamic scene.

Key words: simultaneous localization and mapping; ICP algorithm; dynamic scene; ORB feature points

责任编辑:李翠薇

引用本文/Cite this paper:

邢广鑫, 许钢, 荣桂兰, 等. 动态环境下改进 ICP 算法的 RGB-D SLAM 研究 [J]. 重庆工商大学学报(自然科学版), 2020, 37(3):81—87

XING G X, XU G, RONG G L, et al. Improvement of the ICP Algorithm of RGB-D SLAM in Dynamic Environment [J]. Journal of Chongqing Technology and Business University (Natural Science Edition), 2020, 37(3):81—87