

基于ORB+PROSAC误匹配剔除算法的视觉SLAM研究

徐子锋, 石超, 王永锋, 陈龙

(上海理工大学机械工程学院, 上海 200093)

摘要: 在视觉SLAM前端特征点匹配过程中, 采用RANSAC算法剔除误匹配特征点存在迭代次数不稳定、效率低、鲁棒性差等问题, 从而对相机定位产生影响。与ORB算法结合, 本文引入一种渐进采样一致性算法, 即PROSAC(Progressive Sampling Consensus), 来消除迭代次数不稳定问题。利用Kinect v2相机对改进的RGB-D SLAM算法进行实验, 获得三维点云地图和相机轨迹, 实现了ORB+PROSAC的误匹配剔除算法。与ORB+RANSAC的结合方式相对比, 本文算法验证鲁棒性更好, 实时性更强。

关键词: 视觉SLAM; 特征点匹配; RANSAC算法; PROSAC算法

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A

A Study of Visual SLAM Based on ORB+PROSAC Mismatch Elimination Algorithm

XU Zifeng, SHI Chao, WANG Yongfeng, CHEN Long

(College of Mechanical Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China)

Abstract: In the process of feature point matching in the front of visual SLAM, a series of problems have been found when using the RANSAC algorithm to eliminate the mismatched feature points, such as unstable iterations, low efficiency and robust phase difference, resulting in an impact on camera positioning. Combined with the ORB algorithm, this paper introduces a progressive sampling consensus algorithm, PROSAC (Progressive Sampling Consensus), to eliminate the instability of iteration times. Using the Kinect v2 camera with the improved RGB-D SLAM algorithm, the 3D point cloud map and camera trajectory can be obtained in the experiment and the mismatch elimination algorithm of ORB+PROSAC can be realized. Compared with the combination with ORB+RANSAC, the proposed algorithm verifies the robustness better with a stronger real-time performance.

Keywords: visual SLAM; feature point matching; RANSAC algorithm; PROSAC algorithm

1 引言(Introduction)

移动机器人的同步定位与地图构建(Simultaneous Localization and Mapping, SLAM)^[1]是实现移动机器人自主定位导航的关键技术。视觉SLAM由于传感器价格低廉, 以及所能采集到的信息丰富等特点, 越来越多地出现在工业应用中。

视觉SLAM前端系统中, 图像在匹配过程中受到噪声干扰, 会导致特征点的误匹配, 影响相机定位。为了提高视觉SLAM前端特征点匹配的精确性, 通常在匹配过程中加入随机采样一致性算法, 即RANSAC(Random Sampling Consensus)^[2], 对误匹配点进行剔除。RANSAC算法是随机过程, 会导致迭代次数不稳定, 且时间开销大, 不能很好满足实时性要求。另外, 现在越来越多的研究人员尝试着将机器学习的方法加入视觉SLAM前端中, 使得图像匹配更加鲁棒,

但是需要大量样本的训练, 计算量也会增加。

视觉SLAM前端图像匹配既要满足精确度要求, 同时还需要满足实时性要求。对此, 文中提出在图像匹配过程中引入一种渐进采样一致性算法, 即PROSAC(Progressive Sampling Consensus)^[3], 来消除迭代次数不稳定问题, 将两种误匹配点剔除方式与ORB算法结合对比。利用Kinect v2相机对改进的RGB-D SLAM^[4]算法进行实验, 为了使结果更加准确, 利用图优化的方式对相机位姿进行优化, 获得三维点云地图和相机轨迹, 进而证明了ORB+PROSAC算法的优势。

2 ORB特征点匹配算法(ORB feature point matching algorithm)

2.1 特征点提取

ORB(Oriented FAST and Rotated BRIEF)特征改进了

FAST角点检测^[5]算子不具有方向性的问题,采用速度较快的二进制BRIEF描述子,可加快图像特征提取速度。

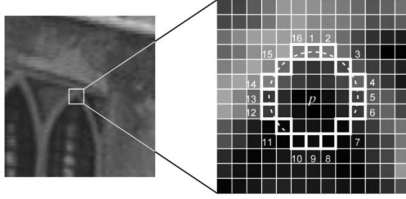


图1 FAST特征点检测

Fig.1 FAST feature point detection

如图1所示为FAST特征点检测,主要检测局部像素灰度变化明显的区域。其思想是:如果一个像素与它邻域的像素差别较大,则被判定可能是角点。FAST只比较像素亮度的大小,其检测过程如下:

- (1)在图像中选取像素点 p ,假设灰度值为 I_p 。
- (2)设定阈值 T 。
- (3)以像素点 p 为中心,选取半径为3的圆上的16个像素点。
- (4)假如选取的圆上有连续的 N 个点的亮度大于 I_p+T 或小于 I_p-T ,则像素点 p 可以被定义为特征点。

由于FAST角点不具有方向性和尺度不变性^[6]的弱点,ORB特征增加了尺度和旋转的表达。通过构建图像金字塔,在金字塔的每一层上进行检测角点实现尺度不变性。特征的旋转是通过灰度质心法(Intensity Centroid)^[7]实现的。质心以图像的灰度值作为权重中心,其步骤如下:

- (1)在邻域图像块 B 中,定义图像块的矩为:

$$m_{pq} = \sum_{x,y \in B} x^p y^q I(x, y), p, q = \{0, 1\} \quad (1)$$

通过矩确定图像块的质心:

$$C = (\frac{m_{10}}{m_{00}}, \frac{m_{01}}{m_{00}}) \quad (2)$$

- (2)连接图像块的质心 C 和几何中心 O ,得到方向向量 $\vec{OC}$,则特征点的方向为:

$$\theta = \arctan(m_{01} / m_{10}) \quad (3)$$

通过以上方法,FAST角点便具有了尺度和旋转特性,更容易在不同图像之间进行特征表述。

2.2 特征点描述子

ORB算法中使用的是BRIEF描述子,属于二进制描述算法,即用0和1描述特征。对于一个图像 P ,二值化 τ 被定义为:

$$\tau(p; x, y) = \begin{cases} 1 : p(x) < p(y) \\ 0 : p(x) \geq p(y) \end{cases} \quad (4)$$

其中, $p(x)$ 表示图像 p 在点 x 的灰度值,则该特征被定义为 n 为二进制向量:

$$f_n(p) = \sum_{1 \leq i < j \leq n} 2^{i-j} \tau(p; x_i, y_j) \quad (5)$$

因此,特征点属性可以用 n 维0,1组成的向量来表示,BRIEF描述子的计算步骤如下:

- (1)测试图像必须是平滑的,可以进行高斯滤波去除噪

声。

- (2)以FAST特征点为中心,选取 31×31 的像素区域,并随机选择两个像素点,对两个像素的灰度值进行比较,按照式(4)操作。

- (3)在整体像素区域随机选择128对像素点,重复二进制编码,该编码即为特征点的描述子。

2.3 特征点匹配

如图2所示为两张图片间的特征点匹配,特征匹配解决了SLAM中的前端数据关联问题。假设在图像 I_t 中提取特征点 x_t^m , $m=1,2,\dots,M$,在图像 I_{t+1} 中提取特征点 x_{t+1}^n , $n=1,2,\dots,N$ 进行特征点匹配。最简单的特征匹配方法就是暴力匹配(Brute-Force Matcher),即对每一个特征点 x_t^m ,与所有的 x_{t+1}^n 测量描述子的距离进行排序,取最近的一个作为匹配点。描述子距离表示了两个特征之间的相似程度,在实际运用中可以取不同的距离度量范数。对于BRIEF描述子,用汉明距离(Hamming distance)^[8]为度量。两个二进制串之间的汉明距离指的是它们不同位数的个数。当特征点数量很大时,暴力匹配法运算量将变大,尤其是当匹配一个帧和一张地图的时,不能满足SLAM中的实时性需求,因此可以用快速近似最近邻(FLANN)^[9]算法进行匹配。



图2 特征点匹配

Fig.2 Feature point matching

3 基于 PROSAC 的误匹配剔除算法(Mismatch-based culling algorithm based on PROSAC)

3.1 RANSAC算法原理

RANSAC算法用于二维平面对随机点进行采样并拟合出一条直线。具体算法:随机从二维平面中选取两个点,将两点进行连线。设定距离阈值,分别计算平面中其他点和该直线的距离,当距离小于设定阈值时,则被认为是内点;当距离大于设定阈值时,则被认为是外点,不断重复随机采样的过程,找出所有最佳距离点,拟合成直线,如图3所示为RANSAC随机采样过程。

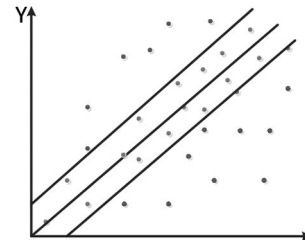


图3 RANSAC随机采样

Fig.3 RANSAC random sampling

RANSAC算法在图像匹配中,可以将误匹配外点剔除^[10],保留正确匹配的內点。其算法步骤详见表1。

表1 RANSAC算法步骤

Tab.1 Steps of RANSAC algorithm

输入: 最大迭代次数 I_m ,判断內点的误差极限 δ , 设定內点数目阈值 T

输出: 单应矩阵 H

- (1)随机选取四对匹配点, 计算单应矩阵 H ;
- (2)将上述四对点剔除后, 其他点根据单应矩阵 H , 计算相应投影点;
- (3)计算其他点和投影点之间的误差 e , 并和误差极限 δ 比较, $e < \delta$ 为內点, 反之则为外点;
- (4)计算內点数目 t 并和设定內点数目阈值 T 比较, $t > T$ 內点数目更新为 t , 反之迭代次数加1, 重复上述步骤;
- (5)更新內点数目 t 后, 再次计算单应矩阵 H , 以及获取新的內点;
- (6)若迭代次数 $< I_m$, 返回单应矩阵 H , 反之模型不符合

其中, 最大迭代次数计算式:

$$I_m = \frac{\ln(1-p)}{\ln(1-\varepsilon')} \quad (6)$$

式中, ε 表示內点数目/样本点数目, 即內点比例。 ε 表示 t 个点都正确的匹配概率 P 为置信概率, 根据上述可计算出最大迭代次数。

3.2 PROSAC算法原理

RANSAC算法中选取的样本点是随机的, 需要不断的迭代才能选取出尽量多的內点, 因此整个计算过程时间增加, 迭代次数不稳定。PROSAC算法和RANSAC算法有所不同, 首先是将样本点进行预排序, 筛选出符合的样本点, 然后对匹配模型进行估计。这样减少模型的迭代次数, 且模型正确率高。在二维平面随机点拟合直线过程中, 首先将样本集中点部分分为两个部分, 在进行距离阈值设定, 选取最佳內点, 从而最后拟合出最佳直线, 如图4所示为PROSAC随机采样过程。

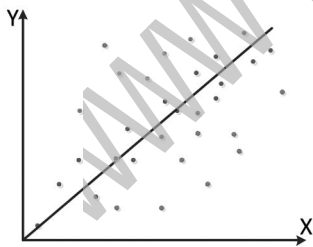


图4 PROSAC随机采样

Fig.4 PROSAC random sampling

PROSAC算法在图像的匹配中可以有效地剔除误匹配点, 在图像的匹配过程中针对每一对特征点都会建立欧式距离的比值 β , 计算式如下:

$$\beta = \frac{d_{\min}}{d_{\min 2}} \quad (7)$$

式中, $d_{\min}$ 为最小欧式距离^[11], $d_{\min 2}$ 为次小欧式距离。比值越小, 则说明距离越小, 特征点匹配的质量也就越好。可以引入质量因子来衡量匹配质量, 即:

$$\gamma = \frac{1}{\beta d_{\min}} \quad (8)$$

将该质量因子引入特征点分级中, 使得特征点匹配质量提高, 降低迭代次数, 降低算法的时间复杂度, 其算法步骤详见表2。

表2 PROSAC算法步骤

Tab.2 Steps of PROSAC algorithm

输入: 最大迭代次数 I_m ,判断內点的误差极限 δ , 设定內点数目阈值 T

输出: 单应矩阵 H

- (1)计算特征点的最小欧式距离 $d_{\min}$, 求解欧式距离比值 β ;
- (2)计算质量因子, 并衡量匹配点对质量;
- (3)根据匹配质量降序排序, 选取 m 个点四个为一组, 计算每一组质量之和, 根据质量之和进行排序;
- (4)在排好序匹配对中选取四组质量最高的匹配点, 计算单应矩阵 H ;
- (5)将上述四组点剔除后, 其他点根据单应矩阵 H , 计算相应投影点;
- (6)计算其他点和投影点之间的误差 e , 并和误差极限 δ 比较, $e < \delta$ 为內点, 反之则为外点;
- (7)计算內点数目 t 并和设定內点数目阈值 T 比较, $t > T$ 內点数目更新为 t , 反之迭代次数加1, 重复上述步骤;
- (8)更新內点数目 t 后, 再次计算单应矩阵 H , 以及获取新的內点;
- (9)若迭代次数 $< I_m$, 返回单应矩阵 H , 反之模型不符合

算法流程图如图5所示。

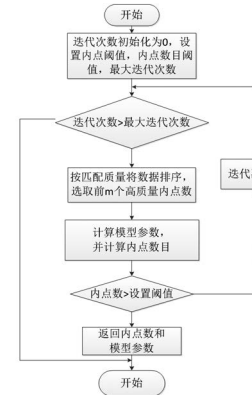
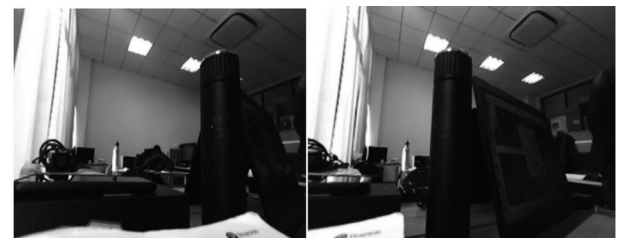


图5 PROSAC算法流程图

Fig.5 PROSAC algorithm flow chart

3.3 ORB+PROSAC与ORB+RANSAC特征点检测实验

为了验证ORB算法分别和RANSAC算法和PROSAC算法结合的有效性, 运用OpenCV工具进行对比实验。实验结果如图6—图10所示。



(a)匹配图像01

(b)匹配图像02

图6 实验原图

Fig.6 Experimental original image



图7 ORB特征点检测

Fig.7 ORB feature point detection



图8 ORB特征点匹配

Fig.8 ORB feature point matching



图9 RANSAC剔除误匹配点后匹配结果

Fig.9 RANSAC rejects mismatched points and matches results

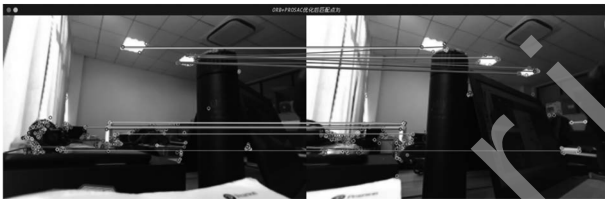


图10 PROSAC剔除误匹配点后匹配结果

Fig.10 PROSAC rejects mismatched points and matches results

通过实验获取到ORB+RANSAC和ORB+PROSAC[12]匹配方式的特征点数目、内点数目和匹配时间,匹配结果对比详见表3。

表3 ORB+RANSAC和ORB+PROSAC算法匹配结果对比
Tab.3 ORB+RANSAC and ORB+PROSAC algorithm matching results comparison

方法	特征点数	内点数	匹配时间
ORB+RANSAC	280	146	110.478ms
ORB+PROSAC	280	90	80.726ms

如图6所示为实验对比的原图,如图7所示为用ORB特征进行检测的效果,如图8所示为利用ORB特征进行匹配的效果,如图9所示为ORB与RANSAC结合进行特征检测与匹配的效果,如图10所示为ORB与PROSAC结合进行特征检测与匹配的效果。分析特征点匹配对比结果可知,PROSAC内点比RANSAC要低,因此在特征匹配的时间开销比RANSAC少,而且迭代次数少,ORB+PROSAC方式效果要优于

ORB+RANSAC的方式。

4 基于RGB-D传感器的3D SLAM(3D SLAM based on RGB-D sensor)

4.1 帧间相机运动恢复

完成特征提取与匹配之后,可根据已经匹配的特征对相机进行运动估计^[13]。根据特征的信息的不同,可以分为2D坐标信息和3D坐标信息。2D坐标信息可以从图像中直接获取,3D坐标深度信息可以通过其他方式获取,单双目相机可以通过三角化的方法获取,RGB-D传感器可以直接通过深度图像与RGB图像配准获得。求解相机运动有三种方式:2D-2D、3D-2D和3D-3D。2D-2D相机位姿估计计算两帧图像之间的本质矩阵,通过构建最小二乘法和SVD分解方法将本质矩阵分解,求解R和t,再乘计算的t的相对尺度,最终获得相机运动。本质矩阵有五个自由度,三个旋转加上三个平移,减去一个尺度化因子。本质矩阵的计算至少需要五组图像对应点,通常采用五点算法和八点算法计算。3D-2D的方法是最小化重投影误差的方法计算,而3D-3D的方法则是最小化三维位姿误差,因此3D-2D方法比3D-3D方法更精确,最小化重投影误差的形式是为了找到式(9)中最小的 T_k :

$$\arg \min_{T_k} \sum_i \| p(k, i) - p(k-1, i) \|^2 \quad (9)$$

式中, $p(k, i)$ 表示第*i*个特征点在第*k*帧图像中的位置, $p(k-1, i)$ 表示第*i*个特征点根据*k-1*帧图像推算的三维点通过估计的变换矩阵 T_k 重投影到第*k*帧图像中的位置,称为PnP(Perspective from n Points)方法, PnP方法至少需要三组对应点来求解,亦称为P3P方法,在外点较多的情况下可以较好的估计相机运动。

3D-3D方法是在三维空间中对应的位姿中进行运动估计,其位姿变换一般是通过最小化三维特征点的距离,表示如下:

$$\arg \min_{T_k} \sum_i \| X_k^i - T_k X_{k-1}^i \|^2 \quad (10)$$

其中, i 表示第*i*个特征点, T_k 为所求的位姿变换矩阵, X_k 和 $X_{(k-1)}$ 分别表示三维点的齐次坐标,表示形式为: $X = [x, y, z, 1]^T$ 。

4.2 ICP算法

迭代最邻近点(Iterative Closest Points, ICP)算法常用于对齐两组点云。假设存在两组名为 P_l 和 P_r 的点云,通过计算方程的最小值来获得两组点云的刚性变换,为了计算使方程最小的旋转和平移矩阵 R 和 t ,在两组点云 P_l 和 P_r 中根据一定的约束条件,寻找最邻近点,然后计算最优匹配参数 R 和 t ,则误差函数为:

$$E(R, t) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \| R P_r^i + t - P_l^i \|^2 \quad (11)$$

式中, N 为最邻近点个数, P_l 和 P_r 为目标点云中的匹配点。

4.3 位姿优化

传统的SLAM基于滤波和非线性优化的方式进行优化,效率较低。引入图优化^[14]方式的优化方法可以完成相机局部和

全局的位姿优化。图由节点和边组，pose节点代表相机位姿，point节点代表相机观测到的路标点，边代表两个节点间的约束。完全构建图后，应调整相机的姿势以满足边界约束。用误差函数表达两个节点满足约束的程度。基于图优化的SLAM系统分为两个模块，即前端和后端。在前端中，需要从传感器数据中提取几何约束，并解决数据关联的问题。最后，构造图结构的节点和边。在后端模块中，寻找状态向量，该状态向量可以使几何约束的似然函数最大化。将SLAM抽象成图的形式之后节点表示待优化变量，边表示误差项约束条件，包括相机节点间约束，以及相机位姿和路标点的约束。前者依赖于系统闭环检测产生的约束，如图12和图13所示。后者依赖于相机对路标点观测产生的约束，如图11所示。通过构建图优化的方式可以缩小系统的误差累积，从而构建信息一致的地图。

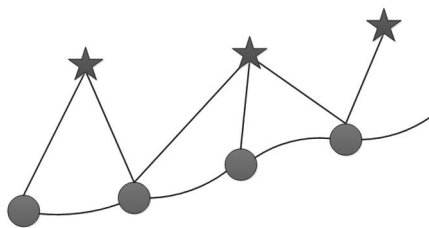


图11 相机观测约束下的位姿优化

Fig.11 Pose optimization under camera observation constraints

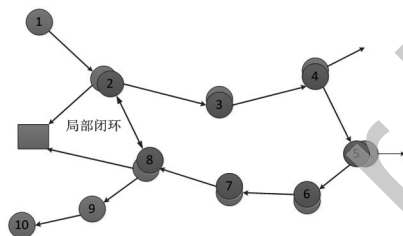


图12 局部闭环约束下的相机位姿优化

Fig.12 Camera pose optimization under local closed-loop constraints

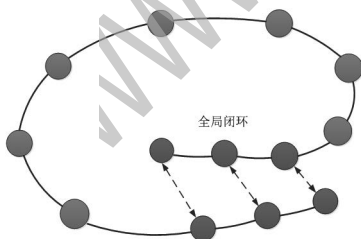


图13 全局闭环约束下的位姿优化

Fig.13 Pose optimization under global loop-close constraints

4.4 地图构建

地图的构建^[15]可以分为局部地图和全局地图两种。局部地图保留了当前位置附近特征点信息，这些特征点用来与当前帧进行匹配求解当前相机位姿，随着相机的运动新的帧不断被加进来，数据维护将会变大，因此需要丢弃之前的帧以保证系统实时性。全局地图则是记录所有特征点的信息，

后期通过地图的加载和匹配可用于机器人的定位导航和路径规划。系统在传感器数据中提取关键帧，估计关键帧匹配关系。可以用(Bundle Adjustment, BA)方式优化关键帧匹配点的重投影误差，由于地图点和关键帧是冗余的，需要对关键帧进行剔除，才能获得鲁棒的地图。到目前为止，已经可以获得全局一致的相机轨迹，通过引入深度信息，跟踪在全局3D坐标系中投影所有测量点坐标，可生成环境的点云地图。

5 基于kinect v2的 SLAM实验设计与分析(Design and analysis of SLAM experiment based on kinect v2)

5.1 基于ORB+PROSAC特征提取的SLAM系统框架

如图14所示为RGB-D SLAM系统框架，共五个主要模块，包括特征检测、运动估计、ICP算法、基于图优化的位姿优化和地图构建。利用Kinect传感器获取深度图像和RGB图像，使用ORB算法进行特征检测，同时利用PROSAC算法在图像特征点匹配中剔除外点，获得更精确的匹配点，准确估计相机运动。为了获得相机的全局最优姿态和环境地图，通过将图优化方法应用于系统，提取深度信息，可生成实验室环境3D点云地图。

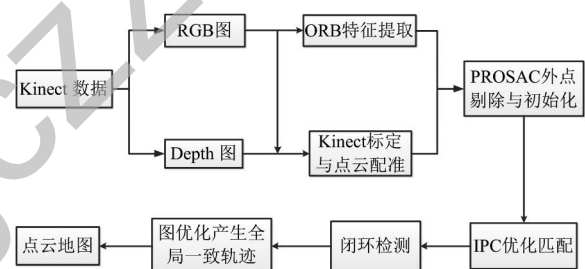


图14 基于Kinect相机的RGB-D SLAM系统框架

Fig.14 RGB-D SLAM system framework based on Kinect camera

5.2 实验硬件平台

为检验ORB+PROSAC特征点匹配算法实际运行效果，使用事先标定好的Kinect V2相机，以及内存4GB、CPU为Intel i5 4210M、2.6GHz、显卡为Intel HD4600集成显卡笔记本电脑作为硬件平台，在实验室环境下对算法进行实际测试。如图15所示为Kinect V2相机。



图15 Kinect v2相机

Fig.15 Kinect v2 camera

5.3 实验结果及分析

由于缺少外部设备对相机进行跟踪，无法计算得到各时刻相机位置与真实相机位置之间的误差。从运行结果来看，RGB-D SLAM算法能够很好地进行初始化，且高效实时运行，如图16所示相机在特征点跟踪阶段比较稳定，无丢帧或者失帧的情况。此外，在回环检测阶段能够对相机轨迹

进行全局调整,配准传感器深度信息,建立如图17和图18所示实验室环境特征点地图和3D点云地图,因此实验证明ORB+PROSAC方式效率高,鲁棒性好。



图16 实验室环境下基于Kinect v2的RGB-D SLAM运行效果
Fig.16 Kinect v2 based RGB-D SLAM operation effect in laboratory environment



图17 关键帧轨迹与特征点地图

Fig.17 Key frame trajectory and feature point map

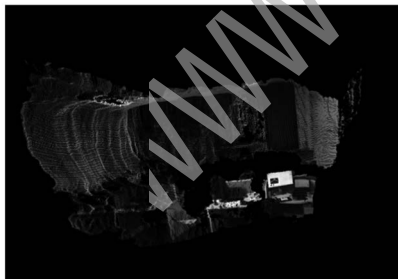


图18 实验室3D点云地图

Fig.18 Lab 3D point cloud map

6 结论(Conclusion)

本文从RANSAC算法和PROSAC算法的对比分析入手,理论分析可知RANSAC算法迭代次数不稳定、匹配效率低,PROSAC算法引入了质量因子,通过质量因子分级质量好的内点用于估计模型的方式,可减少算法的迭代次数、降低计算和时间复杂度。通过ORB特征点匹配结合两种算法实验对比,得出PROSAC算法优于RANSAC算法。用Kinect v2相机

对改进的RGB-D SLAM算法进行实际运行,获得三维点云地图和相机轨迹,进而验证了ORB+PROSAC算法在视觉SLAM的应用鲁棒性好,实时性强。

参考文献(References)

- [1] Mur-Artal R, Montiel J M M, Tardós J D. ORB-SLAM: A Versatile and Accurate Monocular SLAM System[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2017, 31(05): 1147-1163.
- [2] Bahraini MS, Bozorg M, RadAB. SLAM in dynamic environments via ML-RANSAC[J]. Mechatronics, 2018, 49(08): 105-118.
- [3] Panpan Z, Derui D, Yongxiong W, et al. An improved GMS-PROSAC algorithm for image mismatch elimination[J]. Systems Science & Control Engineering, 2018, 6(01): 220-229.
- [4] Ma L, Kerl C, Stuckler J, et al. CPA-SLAM: Consistent plane-model alignment for direct RGB-D SLAM[C]. 2016 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). IEEE, 2016, 8(02): 120-124.
- [5] 吴金津, 王鹏程, 龙永新. 基于FAST角点检测的图像配准算法[J]. 湖南工业大学学报, 2014, 28(04): 71-75.
- [6] 张阳, 许钢, 张星宇. 一种改进的ORB特征点匹配算法[J]. 重庆工商大学学报(自然科学版), 2018, 179(03): 73-78.
- [7] 高翔, 张涛. 视觉SLAM十四讲: 从理论到实践[M]. 北京: 电子工业出版社, 2017: 133-182.
- [8] 邱凯昌, 万文辉, 赵红颖. 视觉SLAM技术的进展与应用[J]. 测绘学报, 2018, 47(06): 84-93.
- [9] 许芬, 王振. 基于Kinect传感器和ORB特征的视觉SLAM算法设计与实现[J]. 计算机工程与科学, 2018, 40(05): 76-81.
- [10] 邢凯盛, 凌有铸, 陈孟元. ORB特征匹配的误匹配点剔除算法研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2016, 30(08): 1255-1262.
- [11] 郑顺平, 闫勃勃, 李刚. 基于机器学习的多车牌识别算法应用研究[J]. 计算机技术与发展, 2018, 254(06): 135-138.
- [12] 李伦. 基于PROSAC算法的室内定位算法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2018: 36-50.
- [13] 辛冠希. 基于RGB-D摄像机的同步定位与建图研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2016: 29-54.
- [14] 张毅, 沙建松. 基于图优化的移动机器人视觉SLAM[J]. 智能系统学报, 2018, 13(02): 290-295.
- [15] 杨林志. 基于视觉的移动机器人SLAM算法研究[D]. 成都: 西南交通大学, 2018: 42-66.

作者简介:

徐子锋(1993-), 男, 硕士生. 研究领域: 智能制造, 机器视觉与机器人。

石超(1993-), 男, 硕士生. 研究领域: 数字图像处理。

王永锋(1992-), 男, 硕士生. 研究领域: 图像处理, 机器视觉。

陈龙(1978-), 男, 博士, 副教授. 研究领域: 产品计算设计, 机器视觉与机器人。