

## 基于 Inliers 跟踪统计的 RGB-D 室内定位与地图构建

牛小宁<sup>1</sup>, 刘宏哲<sup>1</sup>, 袁家政<sup>2</sup>, 宣寒宇<sup>1</sup>

(1. 北京联合大学 北京市信息服务工程重点实验室, 北京 100101; 2. 北京开放大学, 北京 100081)

**摘要:** 室内移动机器人同时定位与地图构建(SLAM)的前端位姿估计与后端优化容易受运动模糊的干扰。为此,提出一种基于 Inliers 跟踪统计的室内定位与地图构建算法。对 RGB 图像进行特征提取和匹配,运用 RANSAC 算法得到 Inliers 后,通过对 Inliers 数量的跟踪与统计剔除受相机运动影响的模糊图像,然后利用最近邻迭代的非线性优化方法求解相机位姿。在此基础上,通过闭环检测和优化后的全局位姿拼接出运动轨迹和三维稠密点云图。实验结果表明,相对 RGB-D SLAM 算法,该算法能够有效提高 SLAM 系统的建图鲁棒性与精度。

**关键词:** RGB-D 相机;同时定位与地图构建;特征匹配;Inliers 匹配内点;非线性优化;最近邻迭代算法

**中文引用格式:**牛小宁,刘宏哲,袁家政,等. 基于 Inliers 跟踪统计的 RGB-D 室内定位与地图构建[J]. 计算机工程, 2018,44(9):15-21,27.

**英文引用格式:**NIU Xiaoning, LIU Hongzhe, YUAN Jiazheng, et al. RGB-D indoor location and map building based on Inliers tracking statistics[J]. Computer Engineering, 2018, 44(9):15-21, 27.

## RGB-D Indoor Location and Map Building Based on Inliers Tracking Statistics

NIU Xiaoning<sup>1</sup>, LIU Hongzhe<sup>1</sup>, YUAN Jiazheng<sup>2</sup>, XUAN Hanyu<sup>1</sup>

(1. Beijing Key Laboratory of Information Service Engineering, Beijing Union University, Beijing 100101, China;

2. Beijing Open University, Beijing 100081, China)

**[Abstract]** The front pose estimation and back-end optimization of indoor mobile robot Simultaneous Localization and Mapping (SLAM) are susceptible to motion blur. To solve this problem, an indoor location and map building algorithm based on Inliers tracking statistics is proposed. After extracting and matching the features of RGB images and using the RANSAC algorithm to get Inliers, the fuzzy images which are affected by the motion of the camera are eliminated by tracking and statistics of the number of Inliers, and then the position of the camera is solved by the nonlinear optimization method of the Iterative Closest Point (ICP). On this basis, the trajectory and 3D dense point cloud images are obtained through closed loop detection and optimized global pose. Experimental results show that, compared with RGB-D SLAM algorithm, the proposed algorithm can effectively improve the robustness and accuracy of SLAM system map building.

**[Key words]** RGB-D camera; Simultaneous Localization and Mapping (SLAM); feature matching; Inliers matching interior point; nonlinear optimization; Iterative Closest Point (ICP) algorithm

**DOI:**10.19678/j.issn.1000-3428.0048325

### 0 概述

随着智能机器人的研究与发展,同时定位与地图构建(Simultaneous Localization and Mapping, SLAM)成为热门研究课题。SLAM 被认为是实现机器人自主性的关键问题之一,研究 SLAM 对机器人的导航、控制、任务规划等领域的发展具有重要意义<sup>[1]</sup>。

SLAM 已被广泛应用于自主移动机器人系统、增强现实、虚拟现实、搜救和太空探索等领域<sup>[2-4]</sup>。

SLAM 技术的发展大致经历了 2 个阶段:基于滤波器的方法<sup>[5-7]</sup>和基于图优化的方法。基于滤波器的方法起源于文献[8],其将 SLAM 问题构建为一个扩展卡尔曼滤波器(Extended Kalman Filter, EKF)。EKF 在早期的 SLAM 中一直占据主导地位,但是由

**基金项目:**国家自然科学基金“跨媒体社群图像语义理解”(61372148);国家自然科学基金“面向视频社交网站的视频内容理解与挖掘”(61571045);国家科技支撑项目“多彩贵州文化资源集成与文化旅游综合服务应用示范”(2015BAH55F03)。

**作者简介:**牛小宁(1991—),男,硕士研究生,主研方向为移动机器人、图像处理;刘宏哲(通信作者)、袁家政,教授、博士;宣寒宇,硕士研究生。

**收稿日期:**2017-08-11

**修回日期:**2017-09-17

**E-mail:**liuhongzhe@ buu. edu. cn

于需要维护路标的协方差矩阵,使得其计算复杂度随路标数量的平方增长。在滤波器外,以 Bundle Adjustment(BA)为代表的基于优化方法的 SLAM 理论在 2006 年左右开始兴起。相比于滤波器方法,图优化方法不仅维护当前状态,而且能够考虑过去的观测数据。由于优化方法在单位时间内能获得更多的精度提升,从而在总体表现上优于滤波器方法<sup>[9]</sup>。

视觉 SLAM 使用工业单目相机<sup>[10]</sup>、双目相机<sup>[11]</sup>或 RGB-D 相机<sup>[12]</sup>作为唯一的传感器,由于低成本、高效率 and 实时性,使其在工业应用中具有巨大潜力。目前,RGB-D SLAM 算法被划分为特征法<sup>[12-13]</sup>和直接法<sup>[14-16]</sup>两大类。特征法先通过稀疏的特征点进行提取和匹配,然后根据匹配的点到估计相机位姿。近年来,许多关于 RGB-D SLAM 的研究被提出。较早提出 RGB-D SLAM 系统的是文献[17],其结合视觉特征与最近邻迭代(Iterative Closest Point, ICP)算法创建和优化位姿图。文献[12]提出一种 RGB-D SLAM 系统,其包括基于特征的位姿估计和姿态图优化。文献[13]提出一种采用 ORB(Oriented FAST and Rotated BRIEF)特征的 ORB-SLAM 系统,并用单目相机和 RGB-D 相机实时地实现了跟踪和建图的并行处理。以上方法分别对特征选取和优化问题进行了研究,但并没有分析运动模糊对 SLAM 系统的影响。

本文针对室内移动机器人 SLAM 前端位姿估计与后端优化容易受运动模糊干扰的问题,提出一种基于 Inliers 跟踪统计的算法,并将其应用到 SLAM 前端位姿估计和后端关键帧选取中,研究分析运动模糊与特征匹配 Inliers 的关系。首先,采用 ORB 特征对 RGB 图像进行特征提取和匹配,并通过 k 最近邻(k-Nearest Neighbor, kNN)算法对匹配作筛选,通过 RANSAC 算法得到 Inliers;然后,通过对 Inliers 数量的跟踪与统计剔除受相机运动影响的模糊图像并用 ICP 的非线性优化方法求解相机位姿;最后,采用基于词袋(Bag-of-Words, BoW)模型的方法进行闭环检测及全局优化,并通过优化后的全局位姿拼接出三维稠密点云图和运动轨迹。

## 1 Inliers 与运动模糊的关系

通常情况下,特征匹配失败主要由 3 个原因引起:场景本身缺乏纹理特征,如一堵白墙;由机器人行走时的抖动造成运动模糊,从而使图像质量下降;机器人运动尺度过大,导致相邻两帧没有相似的纹理匹配。<sup>[18]</sup>

在实际情况下,前两者遇到的概率比后者小

得多。第 1 种情况一般通过加强特征点的提取数量来提高特征检测的敏感性,从而增加匹配数量;第 3 种情况可以视作机器人绑架问题,通常用全局重定位来解决;第 2 种情况较复杂,需要选取一种合理的机制去甄别和剔除运动模糊帧。本文通过对特征匹配的 Inliers 进行跟踪分析,找到 Inliers 与运动模糊的关系,从而对运动模糊图像进行有效剔除。

### 1.1 运动模糊对匹配的影响

运动模糊是在相机曝光过程中由相机快速运动而产生的。由于相机运动具有不稳定性,运动模糊在固定频率曝光的摄像机中不可避免。正常图像与运动模糊图像的对比如图 1 所示,其中,2 个正常图像之间、2 个运动模糊图像之间均存在位移差。本文离线数据来自文献[19]提供的标准 RGB-D 数据集。从对比图像可以看出,受相机运动的影响,图 1(c)和图 1(d)的成像非常模糊。由于特征点的选取是根据像素周围一定范围内的像素值进行甄别的,显而易见,运动模糊会对小范围内的像素值产生很大的干扰,进而影响特征匹配的精确性。

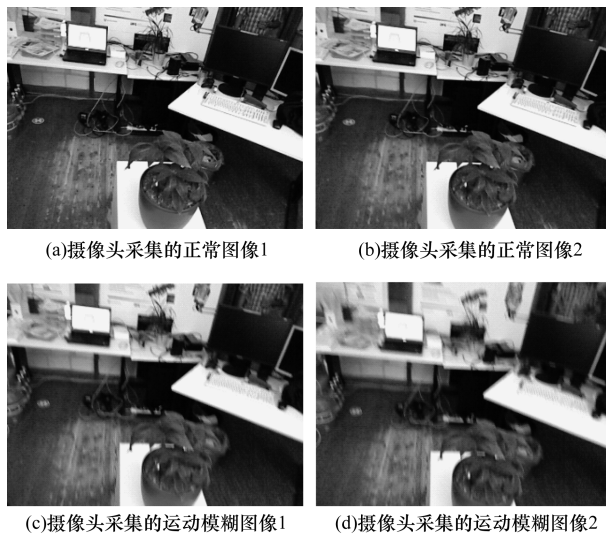


图 1 正常图像与运动模糊图像的对比

运动模糊对特征匹配最大的影响是它会扩大并模糊特征点的范围,而这通常会造 2 个结果:正常图像与模糊图像进行特征匹配时,由于特征点四周的像素灰度值过于接近,导致特征匹配失败;模糊图像与模糊图像进行特征匹配时,由于特征点的边缘被扩大,导致特征匹配的位置发生偏移。第一种情况通常会造 Inliers 数量突然下降,第二种情况会对位姿优化造成很大的干扰。运动模糊对特征点的影响如图 2 所示。图 2(a)显示特征点的边界非常清晰,图 2(b)显示受运动模糊影响,特征点与其附近点像素的灰度值非常接近,已经无法准确区分。

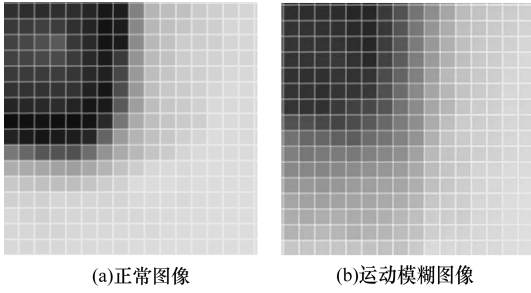


图 2 运动模糊对同一特征点的影响

### 1.2 Inliers 跟踪与运动模糊图像统计剔除

特征匹配通常包括有效匹配 (Inliers) 和错误匹配 (Outliers)。在运动估计中,由 Inliers 的对应关系构建约束方程求出相机运动的旋转矩阵  $R$  和平移矩阵  $t$ 。因此,Inliers 的准确性对位姿估计至关重要。通过对 Inliers 的跟踪统计分析,本文得到以下结论:由于运动模糊对特征点的影响,当正常图像和模糊图像匹配时,Inliers 会突然减小;当模糊图像与模糊图像匹配时,由于图像受运动模糊的影响相似,Inliers 的数量会明显增加。图 3(a)所示为正常图像图 1(a)与正常图像图 1(b)的特征匹配结果,其中,Inliers 的数量是 63;图 3(b)为正常图像图 1(b)与模糊图像图 1(d)的特征匹配结果,其中,Inliers 的数量是 8;图 3(c)为模糊图像图 1(c)与模糊图像图 1(d)的特征匹配结果,其中,Inliers 的数量是 41。

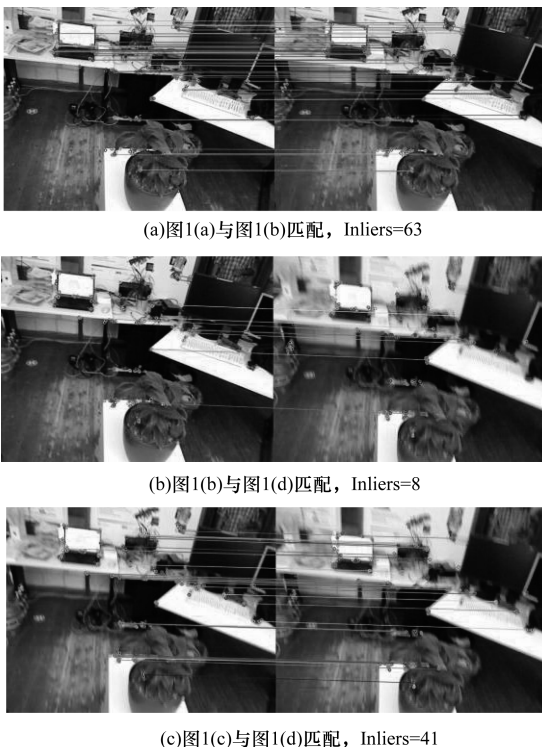


图 3 选取图 1 中各图像进行特征匹配后的结果

为有效剔除运动模糊图像,本文针对 Inliers 与运动模糊的关系设计一个算法,如算法 1 所示。其中,  $curInliers$  为当前 Inliers 数量,  $lastInliers$  为历史 Inliers 数量。当 Inliers 阈值满足式 (1) 时,即确定其为正常图像;反之,其为运动模糊图像,将其剔除。

#### 算法 1 根据 Inliers 剔除运动模糊图像

输入 RGB 图像  $I_{R1}$  和  $I_{R2}$ , 深度图像  $I_{D1}$  和  $I_{D2}$ , 相机内参  $camera$

输出 相机旋转矩阵  $R$  和平移矩阵  $t$

1. 获得图像  $I_{R1}$ 、 $I_{R2}$ 、 $I_{D1}$  和  $I_{D2}$ ;
2. 使用 kNN 算法对  $I_{R1}$  和  $I_{R2}$  进行特征匹配, 得到 matches;
3. 从  $I_{D1}$  和  $I_{D2}$  中获得特征点深度信息, 剔除深度值为 0 的特征点;
4. 使用 RANSCA 算法得到 Inliers;
5. if  $\frac{curInliers \times 100}{lastInliers} > 55, lastInliers < 120$  do
6. 通过 Inliers 获得三维点对, 计算旋转矩阵  $R$  和平移矩阵  $t$ ;
7. return  $R, t$ ;
8. else if  $\frac{curInliers \times 100}{lastInliers} < 55$  do
9. 判断当前帧为模糊帧, 丢弃该帧;
10. 考虑因相机移动造成两帧的相似性递减, 给历史 Inliers 设置一个损失率 0.85, 即:  $lastInliers \times 0.85$ ;
11. continue;
12. else
13. 认为历史 Inliers 的数量太大, 影响对下一帧的判断, 故令:  $lastInliers = \frac{\sum_{i=1}^{10} lastInliers[i]}{10}$ ;
14. return  $R, t$

算法 1 能有效剔除与图 1(c) 和图 1(d) 类似的运动模糊图像, 其中, 第 5 步 (即式 (1)) 中的 55 为经验值, 它表示当前匹配的 Inliers 数  $curInliers$  大于历史匹配的 Inliers 数  $lastInliers$  的 55%。当  $curInliers$  低于  $lastInliers$  的 55% 时, 则表示当前匹配与历史匹配变化量太大, 确定测试帧为运动模糊图像。

$$\frac{curInliers \times 100}{lastInliers} > 55 \quad (1)$$

由于相机移动, 当前帧与测试帧之间的匹配区域会随着时间间隔的增加而逐渐减少, 因此算法第 10 步给历史的匹配数  $lastInliers$  设置了一个损失率 0.85, 通过乘以该损失率来弥补两帧之间由于时间间隔的增加而减少的  $curInliers$ 。

## 2 RGB-D SLAM 原理与算法

通过选取 ORB 特征匹配关键帧,本文构建一个 RGB-D SLAM 系统,系统的整体架构如图 4 所示。系统由 2 个部分组成:图像前端(包括特征提取与匹配、模糊图像剔除、运动估计和闭环检测)和后端优化(包括位姿全局优化、点云图和运动轨迹)。

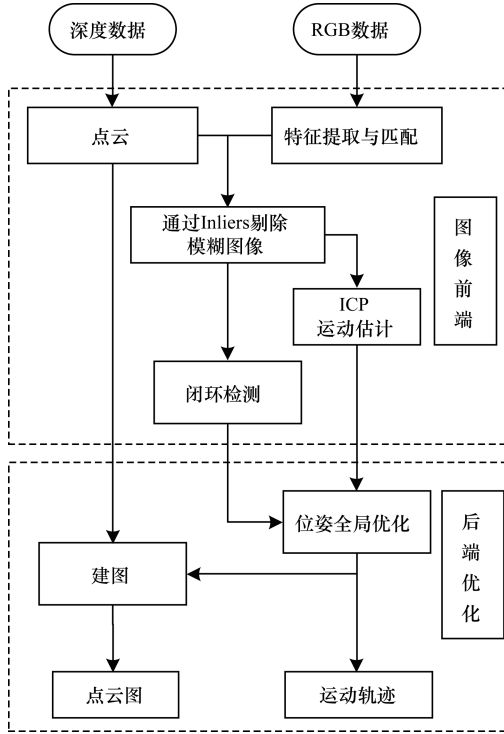


图 4 RGB-D SLAM 系统架构

### 2.1 ORB 特征提取与匹配

ORB 特征由关键点和描述子 2 部分组成<sup>[20]</sup>。ORB 的关键点称为“Oriented FAST”,是一种改进的 FAST 特征点;描述子称为 BRIEF (Binary Robust Independent Elementary Features)。

原始 FAST 特征点不具有方向信息且存在尺度问题,为获得旋转不变的特性,文献[20]利用亮度质心(Intensity Centroid, IC)的概念来计算特征点的方向。在一个小的图像块  $B$  中,定义图像块的矩为:

$$m_{pq} = \sum_{x,y \in B} x^p y^q I(x,y) \quad (2)$$

其中,  $I(x,y)$  表示图像上任意点的像素值,  $p$  和  $q$  是 2 个参数值,取值为 0 或 1。通过矩可以找到图像块的质心:

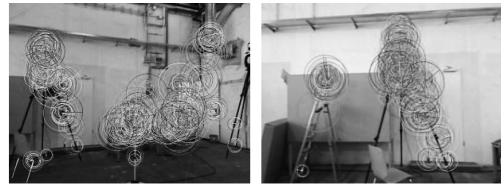
$$C = \left( \frac{m_{10}}{m_{00}}, \frac{m_{01}}{m_{00}} \right) \quad (3)$$

通过构造从图像块的几何中心  $O$  到亮度质心  $C$  的方向向量,该特征点的方向就可以用式(4)来计算:

$$\theta = \arctan 2(m_{01}, m_{10}) \quad (4)$$

通过以上方法,FAST 特征点便具有了尺度与旋转的描述。最后,利用 BRIEF 特征描述算法对旋转后的特征点进行特征计算,生成指定位数的二进制位串并作为 ORB 的特征向量。ORB 特征点检测结果如图 5(a)所示。

特征点检测提取后,即对相邻两帧之间的特征点进行匹配。在 RGB-D SLAM 算法中,首先使用暴力匹配(Brute-Force Matcher, BFM)方法对相邻两帧中的特征描述符进行匹配。其中,第一帧图像设为  $I_t$ ,第二帧图像设为  $I_{t+1}$ 。在图像  $I_t$  中提取到的特征点为:  $x_t^m, m=1,2,\dots,M$ ,在图像  $I_{t+1}$  中提取到的特征点为  $x_{t+1}^n, n=1,2,\dots,N$ 。BFM 的原理是对测量的每一个特征点  $x_t^m$  与所有的  $x_{t+1}^n$  描述子的距离经过排序后,取最近的一个作为匹配点。描述子距离表示了 2 个特征之间的相似程度。对于浮点类型的描述子,通常使用欧式距离进行度量。而 BRIEF 是二进制描述子,通常使用汉明距离作为度量。暴力匹配结果如图 5(b)所示。由图 5(b)可知,暴力匹配存在许多 Outliers。为去除这些误匹配,本文使用 kNN 算法去除存在的假阳性匹配和假阴性匹配,然后使用 RANSAC 算法估计相机的单应矩阵,从而得到鲁棒性较强的内点(Inliers)。经过去除误匹配算法处理后的匹配结果如图 5(c)所示。



(a)相邻两帧图像的ORB特征点检测结果



(b)暴力匹配结果



(c)经去除误匹配算法处理后的匹配结果

图 5 特征点匹配结果

令  $(u,v)$  为 RGB 图像坐标,  $d$  为实际的深度测量值,  $(x,y,z)$  为点云地图的三维坐标。本文可得到投影方程:

$$\begin{cases} u = \frac{x \cdot f_x}{z} + c_x \\ v = \frac{y \cdot f_y}{z} + c_y \\ d = z \cdot s \end{cases} \quad (5)$$

其中,  $f_x, f_y, c_x, c_y$  为相机内参矩阵的参数,  $s$  是尺度因子, 一般取值为 1 000, 表示 1 m/像素。

当通过特征匹配得到二维特征匹配点集合后, 对集合中的每一对特征匹配点分别提取其在相应 RGB 图像中的坐标信息和深度图像中的深度信息, 然后利用式(5)得到特征点在三维空间中的坐标, 最终构成三维匹配点并将其加入三维匹配点对集合中。

## 2.2 位姿估计与优化算法

通过特征匹配得到一组配对好的 3D 点对, 是一个 3D-3D 的位姿估计问题, 本文通过 ICP 非线性优化方法来进行求解。令第一帧图像  $I_t$  和第二帧图像  $I_{t+1}$  的匹配点分别为:  $P = \{p_1, p_2, \dots, p_n\}$ ,  $P' = \{p'_1, p'_2, \dots, p'_n\}$ 。则以李代数表示位姿时,  $P'$  到  $P$  的位姿变换关系为:

$$\forall i, p_i = \exp(\xi^\wedge) p'_i \quad (6)$$

其中,  $\xi$  表示相机位姿, 符号  $\wedge$  表示将一个六维位姿向量转换成四维矩阵。本文定义第  $i$  对点的误差项为:

$$e_i = p_i - \exp(\xi^\wedge) p'_i \quad (7)$$

然后通过求误差平方和构建最小二乘问题, 寻找最优相机位姿  $\xi$ , 并使它最小化:

$$\xi^* = \operatorname{argmin}_{\xi} \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \| (p_i - \exp(\xi^\wedge) p'_i) \|_2^2 \quad (8)$$

本文用列文伯格-马夸尔特优化算法求解式(8)。其中, 单个误差项关于位姿的雅克比矩阵用李代数扰动模型表示为:

$$\frac{\partial e}{\partial \delta \xi} = - \begin{bmatrix} -p_i^\wedge & I_{3 \times 3} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & -z & y & -1 & 0 & 0 \\ z & 0 & -x & 0 & -1 & 0 \\ -y & x & 0 & 0 & 0 & -1 \end{bmatrix} \quad (9)$$

由于优化算法容易陷入局部最优解, 当 2 个 3D 点集相差较大时, 非线性优化方法需要给定一个较好的初始值, 否则结果容易陷入局部最小值。针对该问题, 本文先使用 RANSAC 算法得到一个初始位姿变换, 然后使用非线性优化方法对位姿变换进行优化, 以获得较精确的位姿变换。

## 2.3 位姿图优化与闭环检测

SLAM 问题可定义为非线性优化问题, 其可以通过位姿图描述, 其中, 图的节点 (Nodes, Vertices) 代表相机的各个姿态, 边 (Edges) 代表 2 个姿态节点

之间的约束关系。通过位姿图模型把所有位姿节点和位姿边组成一个图优化, 其本质上是误差函数最小二乘优化问题, 优化变量为各个节点的位姿。记所有位姿边的集合为  $\varepsilon$ , 则总体目标函数可以定义为:

$$\min_{\xi} \frac{1}{2} \sum_{i,j \in \varepsilon} e_{i,j}^T \Omega_{i,j}^{-1} e_{i,j} \quad (10)$$

其中,  $e_{i,j}$  为位姿估计误差,  $\Omega_{i,j}$  为协方差矩阵。本文用 g2o 库构建节点和边, 然后利用列文伯格-马夸尔特算法求解此问题。

当机器人走到曾经到过的场景时, 就构成了闭环检测问题。闭环检测是多数 SLAM 系统中的关键部分, 因为它能显著减少轨迹的累积误差。本文选用基于 BoW 模型的方法进行闭环检测, 其思想是用特征向量来描述一幅图像, 然后根据这种描述来度量 2 幅图像的相似性。当检测到当前帧与某一关键帧的相似度大于设定的阈值时, 此时判定检测到了一个回环, 然后用优化方法优化该回环, 使其减少轨迹漂移而形成闭环。

通过闭环检测和全局优化, 系统将获得一个估计的位姿轨迹, 然后根据轨迹上的各位姿边把关键帧的像素点投影到世界坐标系中, 从而形成 3D 点云地图。

## 3 实验结果与分析

为验证算法的实时性和准确性, 本文分别对其进行标准测试集测试和实际环境测试。其中, 离线测试采用文献[19]提供的标准 RGB-D 数据集, 包括由深度相机 Kinect 获取的 RGB 图和深度图, 以及相机的真实运动位姿。文献[19]也提供了一组 Python 脚本工具, 用来计算系统估计的位姿轨迹与真实位姿轨迹之间的均方根误差 (RMSE)。因此, 利用该基准包可以有效检测算法的估计精度。

### 3.1 离线数据集测试结果

本文选用标准数据集中 FR1 和 FR2 组的数据进行实验, 估计相机位姿轨迹并构建三维稠密地图。每组数据通过不同的深度相机采集, 即数据集分别提供了 FR1 和 FR2 深度相机的相机内参。进行测试的数据包为 fr1\_desk、fr1\_desk2、fr1\_floor、fr1\_plant、fr1\_rpy 和 fr2\_xyz 等, 实验结果如表 1 所示, 对数据集图像的三维建模和估计轨迹分别如图 6 和图 7 所示。为验证算法的优越性, 将本文算法与文献[12]提出的 RGB-D SLAM 算法进行比较, 其中, RGB-D SLAM 算法的离线估计位姿数据同样来自文献[19]。

表1 数据集每帧处理时间和 RMSE 实验结果

数据包	长度/m	每帧处理 时间/s	RMSE/m	
			RGB-D SLAM 算法	本文 算法
fr1_desk	9.26	0.038	0.026	0.006
fr1_desk2	10.16	0.042	0.042	0.026
fr1_floor	12.57	0.037	0.035	0.014
fr1_plant	14.79	0.043	0.061	0.015
fr1_rpy	1.66	0.043	0.028	0.025
fr1_xyz	7.11	0.042	0.013	0.009
fr1_room	15.99	0.041	0.101	0.051
fr2_pio_slam	40.38	0.029	1.569	0.116
fr2_pio_slam2	21.74	0.024	8.194	0.055
fr2_xyz	7.03	0.037	0.026	0.008

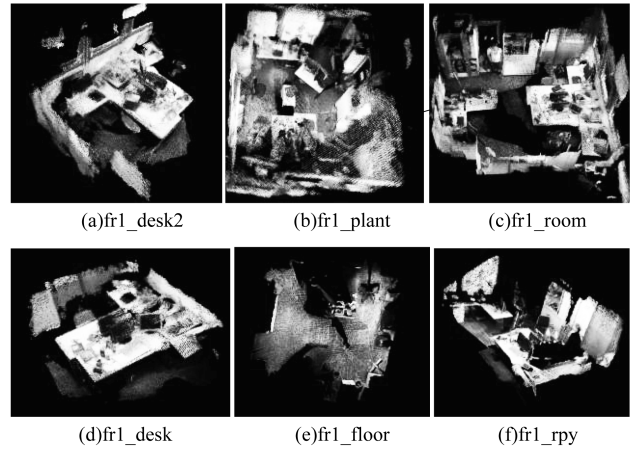


图6 数据集部分建图效果

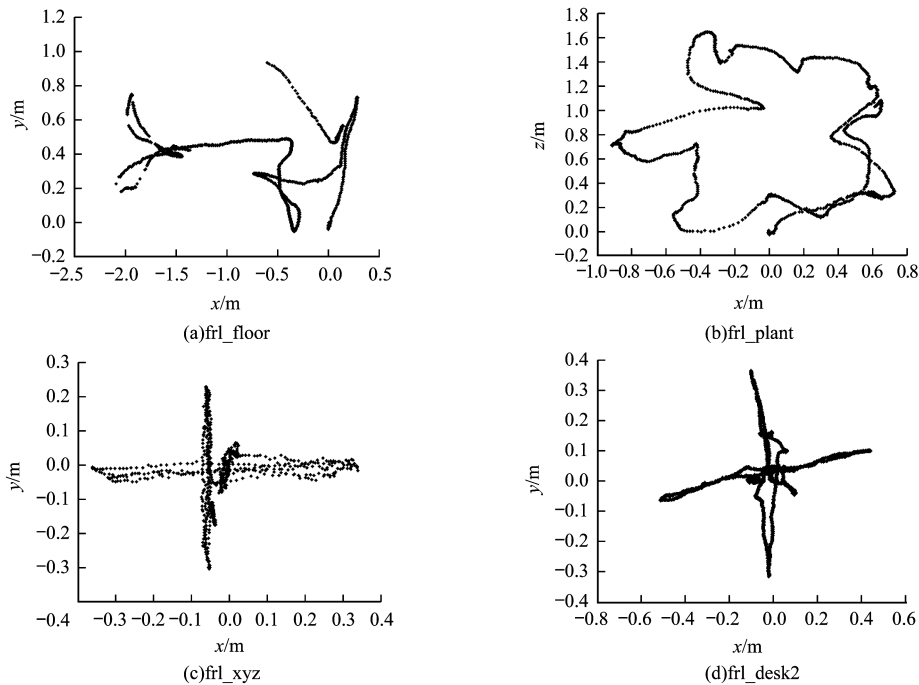


图7 部分估计轨迹

从表1可以看出,本文算法在数据集的测试中每帧数据的平均处理时间为38 ms,而 KINECT 的帧率为30 Hz,因此,本文算法基本可以满足实时性要求。fr1\_plant 和 fr1\_rpy 数据包的每帧平均处理时间较长,原因是这2组数据采集于复杂的室内环境,故在特征提取和位姿估计时较耗时。由于 fr2\_pio\_slam 和 fr2\_pio\_slam2 采集的数据来自较空旷的大范围室内环境,因此它们的特征相对较少,而且由于有大量的运动模糊图像被算法直接剔除,故这2个包的每帧数据平均处理时间较少。在算法的准确性上,通过与经典的 RGB-D SLAM 算法轨迹误差进行实验对比,可以看出本文算法估计轨迹的均方根误差明显比 RGB-D SLAM 少,本文算法平均误差为厘米级。其中,fr1\_desk 和 fr2\_xyz 2个序列的相机运

动非常简单,没有剧烈的抖动和快速移动,因此,这2个序列的结果展现了本文算法在最好情况下的精确性,它们的均方根误差都达到了毫米级。fr2\_pio\_slam 的误差较大,原因是其场景较空旷且亮度不够,导致特征较少,故在位姿估计时产生了很大的误差。

### 3.2 实际场景测试结果

为进一步分析本文算法在实际室内机器人定位和三维稠密地图构建时的效果,利用实验室设计的机器人在室内进行算法在线实验。机器人主要由移动底座、KINECT 深度摄像头和笔记本组成,其结构如图8所示。本文算法测试环境为 i5-5200U、2.2 GHz CPU、8 GB RAM、ubuntu14.04 操作系统的笔记本。

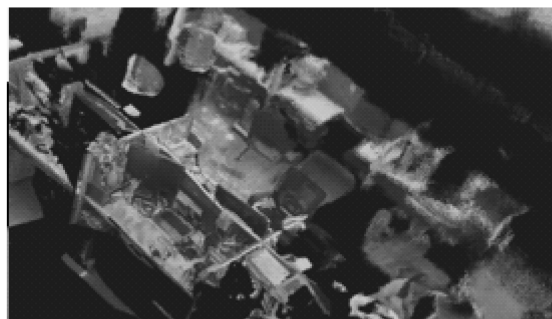


图 8 移动机器人平台

本次测试的实验环境为一间实验室,其环境较复杂,有工位、椅子、电脑和纸箱等物体,这些客观因素给算法的实时性提出了较大挑战。为验证算法的鲁棒性,在实验时用手柄控制机器人在非匀速的状态下进行建图,构建的实验室三维稠密点云地图的局部效果如图 9 所示。从图 9(a)可以看出,本文算法建立的稠密点云地图效果非常好,其中,桌子和椅子的轮廓以及白墙上的字体都能清晰地构建出来。为进一步验证算法的鲁棒性,本文通过手持深度相机构建实验室的三维场景,其效果如图 9(b)所示。从图 9(b)可以看出,工位上的电脑和其他小物品都能清晰地构建出来。该实验结果显示,本文算法能有效克服运动模糊对建图的影响。



(a)机器人在非匀速的状态下进行建图



(b)通过手持深度相机构建的实验室三维场景

图 9 实验室环境测试结果

## 4 结束语

本文选用 RGB-D 视觉传感器获取场景颜色信息和深度信息来构建三维稠密地图。同时,为减小运动模糊对位姿估计和建图精度的影响,提出基于 Inliers 跟踪统计的 SLAM 算法,用以有效剔除运动模糊图像。实验结果表明,该算法能准确定位机器人的位置,位姿估计轨迹的均方根误差为厘米级,在理想环境下,误差可以减少至毫米级,且系统的整体处理速度为 25 帧/s,满足室内机器人建图的实时性要求。下一步将结合深度学习进行闭环检测,通过机器理解图像中的特征,使系统在空旷的环境下依据学习到的特征与图像的相似度来完成闭环检测。

## 参考文献

- [1] CHEN Zhenhe, SAMARABANDU J, RODRIGO R. Recent advances in simultaneous localization and mapping using computer vision[J]. *Advanced Robotics*, 2007, 21(3): 233-265.
- [2] DURRANT-WHYTE H, BAILEY T. Simultaneous localization and mapping: part I[J]. *IEEE Robotics and Automation Magazine*, 2006, 13(2): 99-110.
- [3] 王保丰,周建亮,唐歌实,等. 嫦娥三号巡视器视觉定位方法[J]. *中国科学: 信息科学*, 2014, 44(4): 452-460.
- [4] CHENG Y, MAIMONE M W, MATTHIES L. Visual odometry on the mars exploration rovers-a tool to ensure accurate driving and science imaging[J]. *IEEE Robotics and Automation Magazine*, 2006, 13(2): 54-62.
- [5] 康叶伟,黄亚楼,孙凤池,等. 一种基于 RBUKF 滤波器的 SLAM 算法[J]. *计算机工程*, 2008, 34(1): 17-19.
- [6] 袁成,蔡自兴,陈白帆. 粒子群优化的同时定位与建图方法[J]. *计算机工程*, 2009, 35(11): 175-177.
- [7] 林海波,柯晶晶,张毅. 结合粒子群寻优与遗传重采样的 RBPF 算法[J]. *计算机工程*, 2016, 42(11): 295-299.
- [8] SMITH R, SELF M, CHEESEMAN P. Estimating uncertain spatial relationships in robotics[M]//COX I J, WILFONG G T. *Autonomous Robot Vehicles*. Berlin, Germany: Springer, 1990: 435-461.
- [9] STRASDAT H, MONTIEL J M M, DAVISON A J. Visual SLAM: why filter? [J]. *Image and Vision Computing*, 2012, 30(2): 65-77.
- [10] DAVISON. Real-time simultaneous localisation and mapping with a single camera[C]//*Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision*. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2008: 1403-1410.
- [11] PAZ L M, PINIES P, TARDOS J D, et al. Large-scale 6-DOF SLAM with stereo-in-hand [J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2008, 24(5): 946-957.
- [12] ENDRES F, HESS J, STURM J, et al. 3-D mapping with a RGB-D camera[J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2017, 30(1): 177-187.
- [13] MUR-ARTAL R, MONTIEL J M M, TARDÓS J D. ORB-SLAM: a versatile and accurate monocular SLAM system[J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2015, 31(5): 1147-1163.

(下转第 27 页)

### 3.2 结果分析

Gmapping 算法在处理 MIT Killian Court 这样的环境时,由于粒子贫乏的原因,在较少粒子数下难以实现精确栅格地图的构建,会出现 SLAM 失败的情况,可靠性较差。而改进算法通过融合萤火虫算法改善了粒子的分布,整体的 SLAM 效果明显强于前者。对于特征比较明显的 FHW 数据集,改进算法的定位和建图精度也要优于 Gmapping,体现了改进算法在面对不同场景下的可靠性和有效性。

### 4 结束语

本文提出一种 Gmapping 优化算法,利用萤火虫算法改善粒子采样过程,将采样粒子集移向高似然区域,向真实状态靠近,提高了 RBPf 滤波器的估计性能。对处于高似然和低似然区域的粒子分别进行处理,一定程度上保证了粒子的多样性。仿真实验结果表明,改进算法在不同的实验环境下都建立了更为精确的栅格地图,验证了其有效性和可行性。由于使用了融合萤火虫算法,该算法的计算量有所增加,后续将进行降低算法复杂度的研究。

#### 参考文献

- [1] SMITH R, SELF M, CHEESEMAN P. Estimating uncertain spatial relationships in robotics[J]. *Robotics & Automation*,2003,4(5):850.
- [2] BAILEY T, NIETO J, GUIVANT J, et al. Consistency of the EKF-SLAM algorithm [C]//*Proceedings of 2006 International Conference on Intelligent Robots and Systems*. Beijing, China:[s. n.],2006:3562-3568.
- [3] DURRANT-WHYTE H, BAILEY T. Simultaneous localization and mapping: part i[J]. *IEEE Robotics & Amp Automation Magazine*,2006,13(2):99-110.
- [4] DOUCET A, FREITAS N D, GORDON N. An introduction to sequential Monte Carlo methods [J]. *Statistics for Engineering & Information Science*,2001,18(1):3-14.
- [5] 王志远,程兰,谢刚.一种改进粒子滤波算法及其在多径估计中的应用[J].*计算机工程*,2017,43(6):289-295.
- [6] DOUCET A, DE FREITAS A, MURPHY K, et al. Rao-blackwellised particle filtering for dynamic bayesian networks [C]//*Proceedings of the 16th Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence*. San Francisco, USA:[s. n.],2000:176-183.
- [7] 罗元,傅有力,程铁凤.基于改进 Rao-Blackwellized 粒子滤波器的同时定位与地图构建[J].*控制理论与应用*,2015,32(2):267-272.
- [8] QU Liping, WANG Hongjian. An overview of robot SLAM problem [C]//*Proceedings of International Conference on Consumer Electronics, Communications and Networks*. Xianning, China:[s. n.],2011:1953-1956.
- [9] GRISETTI G, STACHNISS C, BURGARD W. Improving grid-based SLAM with Rao-Blackwellized particle filters by adaptive proposals and selective resampling [C]//*Proceedings of 2005 IEEE International Conference on Robotics and Automation*. Barcelona, Spain:[s. n.],2005:2432-2437.
- [10] YANG X S. Firefly algorithm, stochastic test functions and design optimisation [J]. *International Journal of Bio-Inspired Computation*,2010,2(2):78-84.
- [11] 朱奇光,肖亚昆,陈卫东,等.基于萤火虫算法改进移动机器人定位方法研究[J].*仪器仪表学报*,2016,37(2):323-329.
- [12] GRISETTI G, TIPALDI G D, STACHNISS C, et al. Fast and accurate SLAM with Rao-Blackwellized particle filters [J]. *Robotics & Autonomous Systems*,2007,55(1):30-38.
- [13] DOUCET A, GODSILL S J, ANDRIEU C. On sequential simulation-based methods for Bayesian filtering [D]. Cambridge, USA: University of Cambridge,2000.
- [14] 刘长平,叶春明.一种新颖的仿生群智能优化算法:萤火虫算法 [J]. *计算机应用研究*,2011,28(9):3295-3297.
- [15] 周季华,叶春明.应用萤火虫算法求解 PFSP 问题 [J]. *计算机与信息技术*,2012(3):1-3,7.
- [16] 田梦楚,薄煜明,陈志敏,等.萤火虫算法智能优化粒子滤波 [J]. *自动化学报*,2016,42(1):89-97.
- [17] STACHNISS C, FRESEZ U, GRISETTI G. GMapping code [EB/OL]. [2017-08-26]. <http://www.openslam.org>.
- [14] KERL C, STURM J, CREMERS D. Robust odometry estimation for RGB-D cameras [C]//*Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation*. Washington D. C., USA: IEEE Press,2013:3748-3754.
- [15] NEWCOMBE R A, IZADI S, HILLIGES O, et al. KinectFusion: real-time dense surface mapping and tracking [C]//*Proceedings of IEEE International Symposium on Mixed and Augmented Reality*. Washington D. C., USA: IEEE Computer Society,2011:127-136.
- [16] WHELAN T, KAESS M, JOHANNSSON H, et al. Real-time large-scale dense RGB-D SLAM with volumetric fusion [J]. *International Journal of Robotics Research*,2015,34(4):598-626.
- [17] HENRY P, KRANIN M, HERBST E, et al. RGB-D mapping: using depth cameras for dense 3D modeling of indoor environments [J]. *International Journal of Robotics Research*,2010,31(5):647-663.
- [18] GAO X, ZHANG T. Robust RGB-D simultaneous localization and mapping using planar point features [J]. *Robotics and Autonomous Systems*,2015,72:1-14.
- [19] STURM J, ENGELHARD N, ENDRES F, et al. A benchmark for the evaluation of RGB-D SLAM systems [C]//*Proceedings of IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems*. Washington D. C., USA: IEEE Press,2012:573-580.
- [20] RUBLEE E, RABAUD V, KONOLIGE K, et al. ORB: an efficient alternative to SIFT or SURF [C]//*Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision*. Washington D. C., USA: IEEE Press,2012:2564-2571.

编辑 索书志

编辑 吴云芳

(上接第21页)