doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2018.10.005

移动机器人 RGB－D 视觉 SLAM 算法

陈　劭[1,2]　郭宇翔[1,2]　高天啸[1,2]　宫清源[1,2]　张军国[1,2]

(1.北京林业大学工学院, 北京 100083; 2.林业装备与自动化国家林业和草原局重点实验室, 北京 100083)

摘要: 针对移动机器人视觉同步定位以及地图构建(Simultaneous localization and mapping, SLAM)研究中存在精确度较低、实时性较差等问题,提出了一种用于移动机器人的 RGB－D 视觉 SLAM 算法。首先利用定向二进制简单描述符(Oriented fast and rotated brief, ORB)算法提取 RGB 图像的特征点,通过基于快速近似最邻近(Fast library for approximate nearest neighbors, FLANN)的双向邻近(K-nearest neighbor, KNN)特征匹配方法得到匹配点对集合,利用改进后的随机抽样一致性(Re-estimate random sample consensus, RE－RANSAC)算法剔除误匹配点,估计得到相邻图像间的 6D 运动变换模型,然后利用广义迭代最近点(Generalized iterative closest point, GICP)算法得到优化后的运动变换模型,进而求解得到相机位姿。为提高定位精度,引入随机闭环检测环节,减少了机器人定位过程中的累积误差,并采用全局图优化(General graph optimization, G2O)方法对相机位姿图进行优化,得到全局最优相机位姿和相机运动轨迹;最终通过点云拼接生成全局彩色稠密点云地图。针对所测试的 FR1 数据集,本文算法的最小定位误差为 0.011 m,平均定位误差为 0.024 5 m,每帧数据平均处理时间为 0.032 s,满足移动机器人快速定位建图的需求。

关键词: 移动机器人; RGB－D; 视觉同步定位与地图构建; 广义迭代最近点; 图优化

中图分类号: TP242.6　　**文献标识码**: A　　**文章编号**: 1000-1298(2018)10-0038-08

RGB－D Visual SLAM Algorithm for Mobile Robots

CHEN Shao[1,2]　GUO Yuxiang[1,2]　GAO Tianxiao[1,2]　GONG Qingyuan[1,2]　ZHANG Junguo[1,2]

(1. *School of Technology*, *Beijing Forestry University*, *Beijing* 100083, *China*

2. *Key Laboratory of National Forestry and Grassland Administration for Forestry Equipment and Automation*, *Beijing* 100083, *China*)

Abstract: In view of the problems of low accuracy and poor real-time in the research of visual simultaneous localization and mapping, a RGB－D vision SLAM algorithm for indoor mobile robots was proposed. Firstly, feature points of RGB image were extracted by using oriented fast and rotated brief (ORB) algorithm, and matching point pair set was obtained by the bidirectional K-nearest neighbor (KNN) feature matching method based on fast library for approximate nearest neighbors (FLANN). The improved random sampling consistency algorithm (RE－RANSAC) was used to eliminate false matching points and estimate the 6D motion transformation model between two adjacent images, as the initial transformation model of GICP algorithm. The generalized iterative closest point algorithm (GICP) was used to obtain the optimized motion transformation model, and then the pose diagram was obtained. In order to improve the positioning accuracy, a random closed-loop detection link was introduced to reduce the cumulative error in the robot positioning process, and the pose diagram was optimized by using the general graph optimization (G2O) method to obtain the global optimal pose diagram and camera motion trajectory, and the global color dense point cloud map was finally generated. For the tested FR1 data sets, the minimum positioning error of the algorithm was 0.011 m, the average positioning error was 0.024 5 m, and the average processing time of each frame was 0.032 s, which can meet the requirement of rapid positioning and mapping of mobile robots.

Key words: mobile robot; RGB－D; visual simultaneous localization and mapping; generalized iterative closest point; figure optimization

收稿日期: 2018－05－05　修回日期: 2018－08－14

基金项目: 中央高校基本科研业务费专项资金项目(2016ZCQ08)和国家级大学生创新创业训练项目(20170022057)

作者简介: 陈劭(1963—),男,副教授,主要从事无人驾驶车辆研究,E-mail: chenshao@bjfu.edu.cn

通信作者: 张军国(1978—),男,教授,博士生导师,主要从事图像处理与人工智能研究,E-mail: zhangjunguo@bjfu.edu.cn

0　引言

移动机器人涉及控制理论、人工智能技术、多传感器数据融合技术、电子信息与计算机技术等多学科交叉，在很多领域得到了广泛应用。移动机器人通常在无全局定位信息的未知环境中作业，如林地勘测、灾害救援等。如何在未知环境中利用自身携带的传感器，通过感知自身状态和周围环境完成自主导航是其面临的主要挑战之一。同步定位与地图构建技术可以获取精确的位置信息与地图环境信息，成为解决上述难题的重要手段与当前机器人领域的研究热点。

在同步定位与地图构建技术中，根据采用的传感器类型，可以分为激光雷达[1-2]与视觉采集设备[3-4]两种。微软 Kinect、英特尔 RealSense、华硕 Xtion Pro Live 等一系列 RGB－D 相机，可同时获得 RGB 图像及与之匹配的深度图像，节省了大量的计算时间，较好地满足了移动机器人视觉同步定位与地图构建（Visual simultaneous localization and mapping，SLAM）过程中对实时性的要求，且设备价格低廉，因而得到广泛应用[5-9]。

2012 年，基于 Kinect 相机，NEWCOMBE 等[10]提出了 Kinect Fusion 算法，借助 GPU 工具使算法速度达到 30 Hz，满足了实时性处理要求，但对硬件设备要求较高且算法中没有闭环检测环节，算法精确度较低、鲁棒性较差。随后，HENRY 等[11]利用随机抽样一致性（Random sample consensus，RANSAC）的方法获得相邻两帧图像之间的 6D 变换矩阵，再结合深度数据与迭代最近点（Iterative closest point，ICP）算法优化变换矩阵，获得相机位姿，然后利用稀疏捆绑调整算法对得到的机器人位姿进行优化，得到全局一致的地图。2014 年，ENDRES 等[12]在上述基础上开发出一套较为完善的 RGB－D SLAM 系统，将整个 SLAM 过程分为前端处理与后端优化两部分，在 HENRY 等的研究基础上使用非线性误差函数的框架 G2O 优化方法进行全局位姿图优化，生成全局彩色稠密点云地图。但该方法的定位精度及算法实时性均有待改善。

因此，针对移动机器人视觉 SLAM 算法中存在的精确度较低、实时性较差等问题，本文提出一种用于移动机器人的 RGB－D 视觉 SLAM 算法，对传统的 RANSAC 算法进行改进，将改进后的 RE－RANSAC 算法与 GICP 算法相结合来解决上述问题，并利用 FR1 数据集对本文算法的性能进行测试。

1　算法框架

本文提出的基于 RGB－D 数据的视觉 SLAM 算法的总体框架如图 1 所示。首先提取出 RGB 图像中的特征点并完成匹配，结合深度图像数据将 2D 平面特征点转换为 3D 点云，根据三维数据估计优化相机位姿，然后对图像进行筛选得到关键帧序列并完成帧间配准，再通过闭环检测及图优化得到全局最优相机位姿，最终经过点云拼接构建三维点云地图。

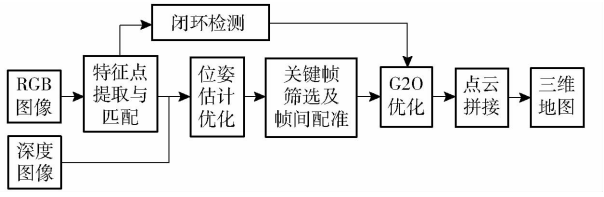


图 1　基于 RGB－D 数据的实时视觉 SLAM 算法总体框架

Fig. 1　Overall framework of real-time visual SLAM algorithm based on RGB－D data

2　特征点提取与匹配

每帧 RGB－D 数据约有 30 万个点，若直接用整帧 RGB－D 数据进行定位及地图构建，会因数据量过大导致算法执行速度过慢，实用性降低。因此在获取 RGB－D 数据后，需提取 RGB 图像中的特征点，以减少数据量，并获得二维匹配点对，再结合深度数据，进而得到特征点相对于相机坐标系的三维坐标及三维匹配点对。

2.1　特征点的提取

特征点的提取包括特征检测与描述符提取，目前常用的特征点提取算法有 SIFT、SURF、ORB 3 种。尺度不变特征变换（Scale invariant feature transform，SIFT）算法[13]与加速鲁棒特征（Speeded up robust features，SURF）算法[14]计算量大、耗时长，无法满足移动机器人在定位建图过程中对实时性的要求。因此，本文采用基于 ORB 的特征检测与描述符提取方法[15]对特征点进行提取，结果如图 2 所示。该方法利用 oFAST 特征检测与 rBRIEF 描述符提取，可保证特征点的旋转不变性，而且运算速度快。

2.2　特征点的匹配

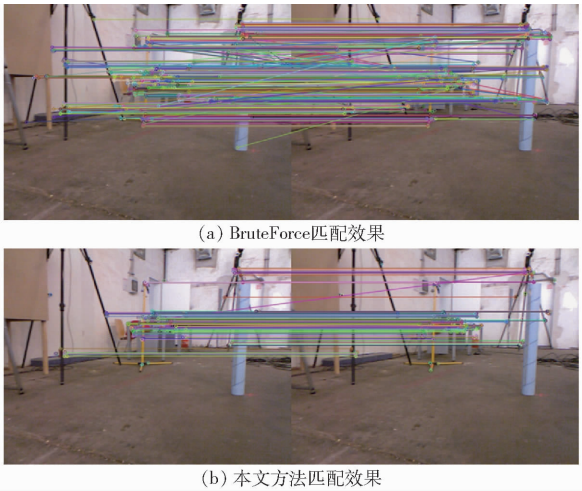
提取到相邻两帧图像的特征点后，通常采用暴力匹配（BruteForce）方法进行匹配[12]，但当处理特征点数量较多或需匹配一帧图像和整张地图时，该方法匹配时间长，且误匹配较多，如图 3a 所示。针对上述问题，本文利用基于 FLANN 算法的双向 KNN 特征匹配方法以减少误匹配点，并采用多重随机 k－d 树方法，提高快速最近邻搜索的速度，特征匹配效果如图 3b 所示。

为进一步提高特征点的匹配准确度，需剔除匹配中的误匹配点。本文在 RANSAC 算法[16]的基础



图 2 ORB 特征点提取结果

Fig. 2 Key feature points extraction results based on ORB algorithm



(a) BruteForce匹配效果

(b) 本文方法匹配效果

图 3 BruteForce 与本文方法匹配对比

Fig. 3 Matching effect comparison between BruteForce and proposed algorithm

上进行改进,利用改进后的 RE - RANSAC 算法剔除误匹配点,算法原理如图 4 所示。

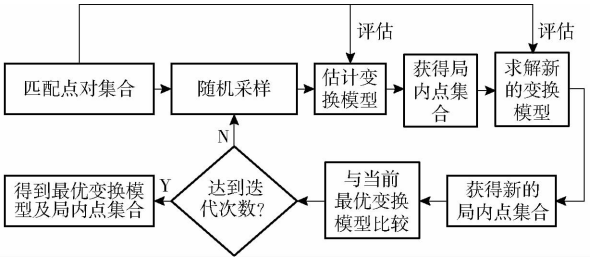


图 4 RE - RANSAC 算法原理图

Fig. 4 Schematic of RE - RANSAC algorithm

本算法基于迭代思想,在每次迭代过程中随机从三维坐标匹配点对中少量采样,估计得出变换模型,然后使用整个三维坐标匹配点对集合对该模型进行评估,得到满足该模型的局内点集合,根据局内点集合中的匹配点对重新求得新的变换模型。与原算法不同,RE - RANSAC 算法在重新求得新的变换模型后,再次利用整个三维坐标匹配点对集合对该模型进行评估,获得新的局内点集合与变换模型,再与当前最优模型进行比较筛选。当随机采样 k 个点时,有

$$1-p=(1-u^k)^N \tag{1}$$

式中 p ——迭代 N 次后得到的采样集合中不包含局外点的概率

u ——单次采样得到局内点的概率

令 $v=1-u$ 代表单次采样得到局外点的概率,则迭代次数 N 为

$$N=\frac{\lg(1-p)}{\lg(1-(1-v)^k)} \tag{2}$$

在迭代结束得到最优变换模型、局内点集合及误差后,若局内点数目大于阈值,误差小于阈值,则利用该局内点集合再次计算运动变换模型,并使用上述方法获得最终的局内点集合。

改进后的 RE - RANSAC 算法在每一次迭代过程中均对运动模型进行二次评估筛选,以提高算法精确度,并通过减少迭代次数提高运算速度。RE - RANSAC 算法剔除误匹配的效果如图 5 所示。

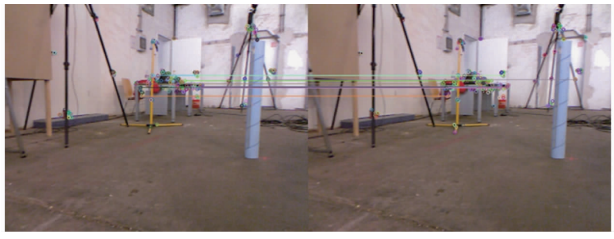


图 5 RE - RANSAC 算法剔除误匹配后的效果

Fig. 5 Effect after removal of mis-match by using RE - RANSAC algorithm

3 位姿估计优化与地图构建

完成相邻帧的匹配后,需通过相邻帧间的运动变换矩阵求解相机位姿并对其进行优化,进而得到全局最优相机位姿和相机运动轨迹,并经点云拼接,构建出三维点云地图。

3.1 位姿估计与优化

相机位姿估计与优化的过程是对相邻两帧图像间运动变换矩阵求解的过程。该矩阵由一个旋转矩阵 $\boldsymbol{R}$ 和一个三维平移向量 (t_x,t_y,t_z) 组成

$$\boldsymbol{T}=\begin{bmatrix} & & & t_x \\ & \boldsymbol{R} & & t_y \\ & & & t_z \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \tag{3}$$

若已知点 $\boldsymbol{P}=(x,y,z,1)$ 和对应的运动变换矩阵 $\boldsymbol{T}$,则点 $\boldsymbol{P}$ 在运动变换矩阵 $\boldsymbol{T}$ 的投影 $\boldsymbol{P}'$ 为

$$\boldsymbol{P}'=\boldsymbol{T}\times\boldsymbol{P} \tag{4}$$

基于 ICP 算法[17]求解相邻两帧间的运动变换矩阵,从而得到相机的估计位姿是一种较为经典的方法。但当初始变化选取不当或匹配点对数量较多

时，该算法的误差较大。因此本文提出先使用 2.2 节提出的改进后的 RE－RANSAC 算法迭代筛选获得最优局内点集合估计的运动变换矩阵 $\boldsymbol{T}$，将其作为位姿优化过程中的初始条件。并在匹配点数量较多时采用精度更高的 GICP 算法对估计的运动变换矩阵进行优化。

利用 GICP 算法[18]优化运动变换矩阵 $\boldsymbol{T}$，实质是通过概率模型进行求解。在概率性模型中，假设存在 2 个集合，$\hat{A}=\{\hat{a}_i\}$ 和 $\hat{B}=\{\hat{b}_i\}$，若 $\hat{A}$、$\hat{B}$ 集合完全对应，则存在运动变换 $\boldsymbol{T}^*$ 使得

$$\hat{b}_i=\boldsymbol{T}^*\hat{a}_i \quad (i=1,2,\cdots,N) \tag{5}$$

式中　$\hat{b}_i$——集合 $\hat{B}$ 中的估计点

$\hat{a}_i$——集合 $\hat{A}$ 中的估计点

依据概率模型

$$a_i\sim N(\hat{a}_i,\boldsymbol{C}_{i,A}) \tag{6}$$

$$b_i\sim N(\hat{b}_i,\boldsymbol{C}_{i,B}) \tag{7}$$

式中　$\boldsymbol{C}_{i,A}$——集合 A 待观测点的协方差矩阵

$\boldsymbol{C}_{i,B}$——集合 B 待观测点的协方差矩阵

产生实际的点云集合 $A=\{a_i\}$ 和 $B=\{b_i\}$。

对于任意的运动变换 $\boldsymbol{T}$，定义 $d_i^{(T)}=b_i-\boldsymbol{T}a_i$，由于 a_i 和 b_i 是独立的高斯分布，结合式(5)有

$$d_i^{(T^*)}\sim N(\hat{b}_i-\boldsymbol{T}^*\hat{a}_i,\boldsymbol{C}_{i,B}+\boldsymbol{T}^*\boldsymbol{C}_{i,A}(\boldsymbol{T}^*)^{\mathrm{T}})=N(0,\boldsymbol{C}_{i,B}+\boldsymbol{T}^*\boldsymbol{C}_{i,A}(\boldsymbol{T}^*)^{\mathrm{T}}) \tag{8}$$

结合极大似然估计(MLE)可求得最佳运动变换 $\boldsymbol{T}$ 为

$$\boldsymbol{T}=\arg\max_{\boldsymbol{T}}\prod_i p(d_i^{(T)})=\arg\max_{\boldsymbol{T}}\sum_i \lg(p(d_i^{(T)})) \tag{9}$$

式(9)可以简化为

$$\boldsymbol{T}=\arg\max_{\boldsymbol{T}}\sum_i d_i^{(T)\mathrm{T}}(\boldsymbol{C}_{i,B}+\boldsymbol{T}\boldsymbol{C}_{i,A}\boldsymbol{T}^{\mathrm{T}})^{-1}d_i^{(T)} \tag{10}$$

由此可得到优化后的运动变换矩阵 $\boldsymbol{T}$。

3.2　随机闭环检测

由于仅考虑了相邻帧间的运动变换，导致上一帧所产生的误差会传递到下一帧。经过多帧图像累积，累积误差最终使得计算出的轨迹出现严重偏移。本节通过增加闭环检测环节来减少累计误差。

在 SLAM 过程中，由于图像帧数较多，因此首先需通过筛选得到关键帧以减少算法处理时间。具体方法如下：设关键帧序列为 $P_i(i=0,1,\cdots,N)$，且第 1 帧图像 P_0 为首帧关键帧，每采集到一帧新的图像需计算其与序列 P_i 中最后一帧的运动变换，得到运动变换矩阵 $\boldsymbol{T}_i(i=0,1,\cdots,N)$，若该运动变换量符合所设定的阈值要求，则判定该帧为关键帧，并将该帧与 P_i 中的最后 m 个关键帧进行匹配，最后将该帧与从 P_i 中随机取出的 n 个关键帧进行匹配。若匹配成功，则可由此形成图 6 所示的局部回环或全局闭环，快速有效地减小累积误差。

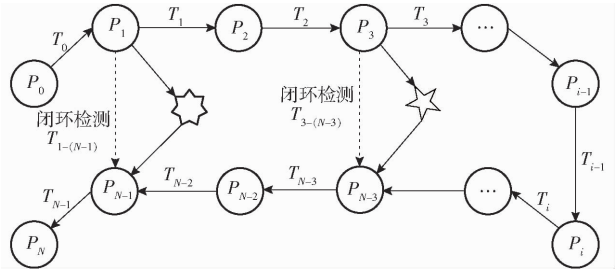


图 6　局部回环

Fig. 6　Local closed-loop

3.3　G2O 位姿图优化

在位姿图中增加闭环约束后，为得到全局最优运动变换约束和全局最优相机位姿，采用 G2O 优化方法对整个位姿图进行优化。G2O 优化方法[19]可将位姿图优化的问题转换为非线性最小二乘法问题，在已知运动变换约束与闭环约束情况下，求解相机位姿最优配置 x^*。其中目标函数 $F(x)$ 定义为

$$F(x)=\sum^{(i,j)\in C}\boldsymbol{e}^{\mathrm{T}}(x_i,x_j,\boldsymbol{z}_{ij})\boldsymbol{\Omega}_{ij}\boldsymbol{e}(x_i,x_j,\boldsymbol{z}_{ij}) \tag{11}$$

$$x^*=\arg\min_x F(x) \tag{12}$$

式中　x_i、x_j——第 i 时刻和第 j 时刻相机的位姿，即 G2O 图中的节点

C——时间序列集合

z_{ij}——位姿 x_i 和 x_j 之间的实际约束关系

$\boldsymbol{\Omega}_{ij}$——位姿 x_i 和 x_j 之间的信息矩阵，即两节点间的不确定性

$\boldsymbol{e}(x_i,x_j,z_{ij})$——2 个节点组成的边所产生的向量误差函数

向量误差函数可表示为

$$\boldsymbol{e}(x_i,x_j,z_{ij})=\boldsymbol{z}_{ij}-\hat{\boldsymbol{z}}_{ij}(x_i,x_j) \tag{13}$$

式中　$\hat{\boldsymbol{z}}_{ij}(x_i,x_j)$——实际计算得到的 2 个位姿之间的状态转换值

该误差函数表示 x_i 和 x_j 满足约束条件 $\boldsymbol{z}_{ij}$ 的程度，当 x_i 和 x_j 完全满足约束条件时，其值为 0。

3.4　地图构建

在得到优化后的相机位姿及相机运动轨迹后，根据不同相机位姿下的观察结果生成不同的点云，将这些点云全部变换到全局相机位姿下进行累加点云拼接，即可构建当前时刻的三维点云地图。

然而，由于每帧点云数据量巨大，一帧分辨率为 640 像素 ×480 像素的图像，有 30 多万个点，导致地图过于庞大，占用大量存储空间。因此本文将稠密的三维点云地图保存为基于八叉树的 OctoMap。

OctoMap[20]本质上是一种三维栅格地图,其基本组成单元是体素,可以通过改变体素的大小来调整该地图的分辨率。该类型地图可用于后续移动机器人的路径规划及导航。

4 实验结果与分析

4.1 实验平台

为验证算法的有效性,并保证实验的一致对比性,本文实验采用 TUM 标准数据集[21]中基于 Kinect 视觉传感器采集的室内基准数据包。该基准数据包中包含 Kinect 产生的彩色图像和深度图像序列,以及相机的真实运动位姿。本文算法运行在配置四核 2.5 GHz 主频、i7 处理器的 PC 机上,使用 Ubuntu14.04 操作系统。实验程序中的 RGB 数据和深度数据均设定以 30 f/s 的速度同时从数据包中读取。

4.2 数据集实验结果分析

4.2.1 特征提取对比

本文分别使用 SIFT、SURF、ORB 3 种算法提取 FR1/xyz 数据包中全部 798 帧图像的特征点,并对 3 种算法的特征点提取数目以及提取时间进行对比,结果如图 7 所示。图 7 中 μ 表示平均值。

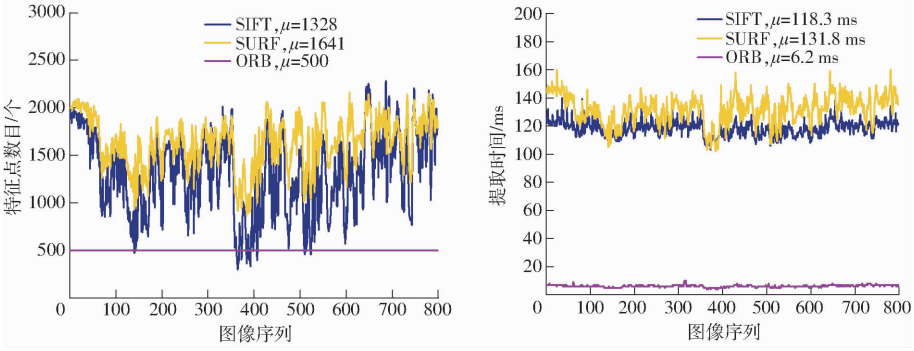


图 7 SIFT、SURF、ORB 算法对比

Fig. 7 Comparison between SIFT, SURF and ORB algorithms

从图 7 可知,SIFT 算法、SURF 算法、ORB 算法平均每帧图像提取的特征点数目分别为 1 328、1 641、500 个,所用时间分别为 118.3、131.8、6.2 ms。在满足特征点匹配数目要求的情况下,ORB 算法的运行速度比 SIFT 算法和 SURF 算法快 2 个数量级,可满足视觉 SLAM 的实时性要求。

4.2.2 RANSAC 算法改进对比

为验证 RE-RANSAC 算法可提高局内点比例,使得算法精度提高、运行时间减少,本节根据 FR1/xyz、FR1/desk、FR1/desk2 和 FR1/plant 4 个数据包对 RANSAC 算法与 RE-RANSAC 算法进行对比分析,对比结果如表 1 所示。

表 1 RANSAC 算法与 RE-RANSAC 算法对比

Tab. 1 Comparison between RANSAC algorithm and RE-RANSAC algorithm

数据包	算法	局内点比例/%	迭代次数	运行时间/s
FR1/xyz	RANSAC	37.5	350	0.009 1
	RE-RANSAC	41.7	243	0.005 3
FR1/desk	RANSAC	39.7	334	0.008 9
	RE-RANSAC	43.4	231	0.005 2
FR1/desk2	RANSAC	39.3	361	0.009 2
	RE-RANSAC	42.9	257	0.005 4
FR1/plant	RANSAC	35.1	500	0.012 2
	RE-RANSAC	39.8	389	0.007 8

从表 1 中可以看出,针对所测试的 4 个 FR1 数据包,改进后的 RE-RANSAC 算法的平均每帧图像的局内点比例分别为 41.7%、43.4%、42.9%、39.8%,平均每帧图像的迭代次数分别为 243、231、257、389 次,平均每帧图像的处理时间分别为 0.005 3、0.005 2、0.005 4、0.007 8 s。经对比可知,改进后的 RE-RANSAC 算法较 RANSAC 算法提高了局内点比例,使得算法迭代次数减少,提升了算法的计算速度。

4.2.3 相机运动轨迹估计

为使估计轨迹与真实轨迹的对比更加直观,实验给出了在本文算法下 TUM 数据集中 FR1/desk、FR1/desk2、FR1/xyz、FR1/plant 4 个数据包的相机真实轨迹及估计轨迹在 XY 平面上的投影,如图 8 所示。

4.2.4 定位准确性及实时性对比

为验证本文算法定位准确性及实时性,实验计算出真实位姿与利用本文方法得到的估计位姿之间的均方根误差(Root mean square error, RMSE)及平均每帧数据的处理时间,并将本文方法获得的 RMSE 值及算法处理时间与文献[12]中提出的 RGB-D SLAM 方法获得的数值进行对比,对比结果如表 2 所示。

从表 2 可以看出,针对所测试的 4 个 FR1 数据包,

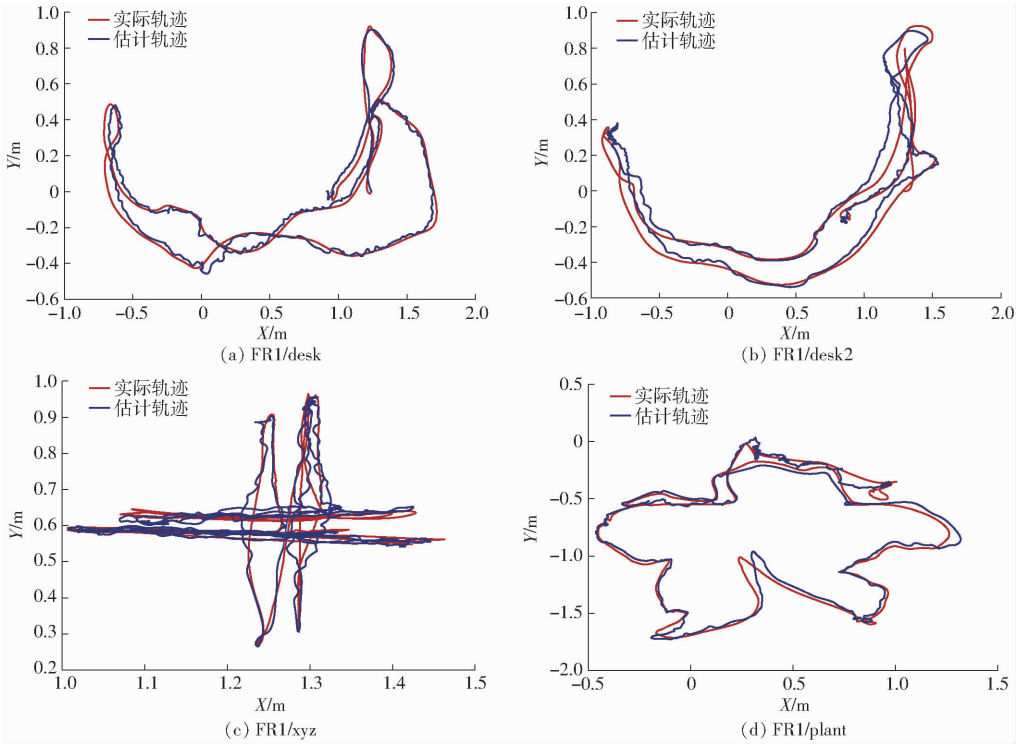


图 8　真实轨迹与估计轨迹比较

Fig. 8　Comparison between real trajectory and estimated trajectory

表 2　本文方法与 RGB－D SLAM 方法的性能对比

Tab. 2　Comparison between proposed algorithm and RGB－D SLAM algorithm

数据包	轨迹长度/m	RMSE/m		处理时间/s	
		RGB－D SLAM	本文方法	RGB－D SLAM	本文方法
FR1/desk	9.26	0.026	0.014	0.384	0.033
FR1/desk2	10.16	0.059	0.034	0.307	0.030
FR1/xyz	7.11	0.018	0.011	0.457	0.032
FR1/plant	14.80	0.056	0.039	0.376	0.034

本文方法定位精度及处理速度均优于 RGB－D SLAM。经计算，本文方法的平均 RMSE 约为 0.024 5 m，平均每帧数据处理用时约为 0.032 s，与 RGB－D SLAM 方法相比，分别降低了 40% 和 90%。

4.3　地图构建评估

以 FR1/plant 数据包和实验室楼道实际场景建图结果为例，说明本文算法构建地图的准确性。

4.3.1　FR1/plant 数据包建图

在 FR1/plant 数据包中，RGB－D 相机围绕花盆旋转，从各个角度拍摄花盆，构建好稠密点云地图后将其保存为 OctoMap 形式，分辨率为 2 cm，如图 9 所示。从三维地图的不同角度可发现花盆、桌子、黑板等物体均得到了较好的重建。

4.3.2　实际场景建图

为验证本文算法在实际环境中效果，利用 Kinect 实时采集得到的实际场景与本文算法得到的 3D 地图进行对比，并对视觉传感器轨迹进行估计。

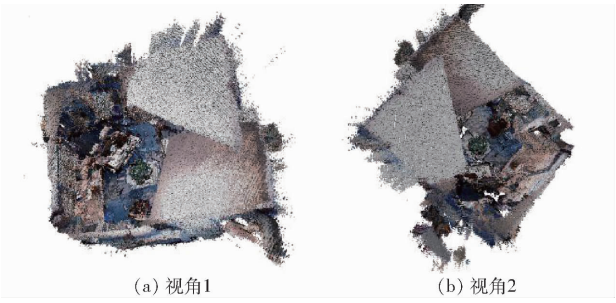


图 9　FR1/plant 3D 地图

Fig. 9　FR1/plant 3D maps

实验室楼道实际场景如图 10a 所示，共有两部分，左侧图像为纵向楼道，右侧图像为横向楼道。实验过程中，将 Kinect 传感器放置于移动机器人上，控制移动机器人从纵向楼道粉点处以直线运动至楼道岔口处，右转至横向楼道，转弯路径近似为半径 0.6 m 的圆弧曲线，随后行至横向楼道蓝点处并完

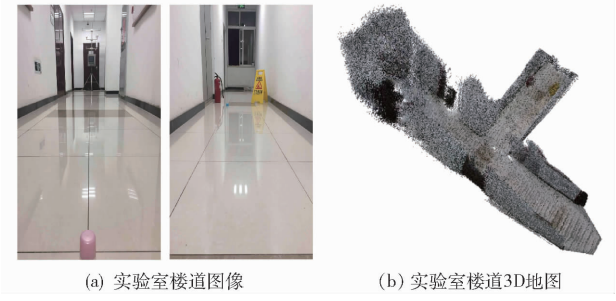


图 10　实验室楼道及其 3D 地图

Fig. 10　Laboratory corridor and its 3D map

成 180°的转向,返回至楼道岔路口,最后再行至纵向楼道尽头。在此过程中平均移动速度为 0.3 m/s。

根据本文算法所构建的实验室楼道 3D 地图如图 10b 所示,可以看出,3D 地图中的地板、墙壁及直角拐弯处等均得到了较好地还原。移动机器人的位置轨迹如图 11 所示。实验过程中,移动机器人在楼道拐角处的转向角为 90°,在纵向楼道和横向楼道中的实际直线位移距离分别为 7.70、3.00 m。本文算法得到的转向角为 92.2°,角度误差为 2.4%,在纵向、横向定位结果中移动机器人的位移分别为 7.84、3.05 m,纵向、横向位移定位误差分别为 1.8%、1.7%。

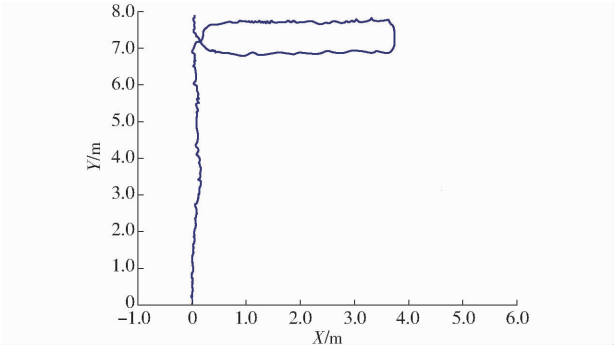


图 11 移动机器人轨迹

Fig. 11 Trajectory of mobile robot

5 结束语

提出了一种用于移动机器人的 RGB-D 视觉 SLAM 算法,该算法采用 ORB 算法提取特征点,随后提出一种改进的 RE-RANSAC 算法,通过与 GICP 算法的结合获得了最优相机位姿,最后利用随机闭环检测及 G2O 图优化方法减小了累积误差,并拼接构建了三维点云地图。通过实验对比 SIFT、SURF、ORB 3 种算法提取的特征点数目以及提取时间,说明本文采用的 ORB 算法在处理速度上优势明显。通过对 FR1 数据集的测试,对比了本文算法与 RGB-D SLAM 算法,验证了本文算法定位准确性及快速性,并以 FR1/plant 数据包和实验室楼道实际场景建图效果为例说明了算法建图的准确性。本文算法的最小定位误差为 0.011 m,平均定位误差为 0.024 5 m,平均每帧数据处理时间为 0.032 s。

参 考 文 献

1 LIU M, SIEGWART R. Navigation on point-cloud—a riemannian metric approach[C]// IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2014:4088-4093.

2 钱晓明,张浩,王晓勇,等. 基于激光扫描匹配的移动机器人相对定位技术研究[J/OL]. 农业机械学报, 2016, 47(3):14-21. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag=1&file_no=20160303&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2016.03.003.
QIAN Xiaoming, ZHANG Hao, WANG Xiaoyong, et al. Relative localization technology for mobile robot based on laser scan matching[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(3):14-21. (in Chinese)

3 SADAT S A, CHUTSKOFF K, JUNGIC D, et al. Feature-rich path planning for robust navigation of MAVs with Mono-SLAM[C]// IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2014:3870-3875.

4 权美香, 朴松昊, 李国. 视觉 SLAM 综述[J]. 智能系统学报, 2016, 11(6):768-776.
QUAN Meixiang, PIAO Songhao, LI Guo. An overview of visual SLAM[J]. CAAI Transactions on Intelligent Systems, 2016, 11(6):768-776. (in Chinese)

5 熊军林, 王婵. 基于 RGB-D 图像的具有滤波处理和位姿优化的同时定位与建图[J]. 中国科学技术大学学报, 2017, 47(8):665-673.
XIONG Junlin, WANG Chan. Simultaneous localization and mapping based on RGB-D images with filter processing and pose optimization[J]. Journal of University of Science & Technology of China, 2017, 47(8):665-673. (in Chinese)

6 李弋星, 刘士荣, 仲朝亮,等. 基于改进关键帧选择的 RGB-D SLAM 算法[J]. 大连理工大学学报, 2017, 57(4):411-417.
LI Yixing, LIU Shirong, ZHONG Chaoliang, et al. RGB-D SLAM algorithm based on improved key-frame selection[J]. Journal of Dalian University of Technology, 2017, 57(4):411-417. (in Chinese)

7 XIN G X, ZHANG X T, WANG X, et al. A RGB-D SLAM algorithm combining ORB with PROSAC for indoor mobile robot[C]// International Conference on Computer Science and Network Technology, 2016:71-74.

8 辛菁, 苟蛟龙, 马晓敏,等. 基于 Kinect 的移动机器人大视角 3 维 V-SLAM[J]. 机器人, 2014,36(5):560-568.
XIN Jing, GOU Jiaolong, MA Xiaomin, et al. A large viewing angle 3-dimensional V-SLAM algorithm with a Kinect-based mobile robot system[J]. Robot, 2014, 36(5):560-568. (in Chinese)

9 KHOSHELHAM K, ELBERINK S O. Accuracy and resolution of Kinect depth data for indoor mapping applications[J]. Sensors, 2012, 12(2):1437-1454.

10 NEWCOMBE R A, IZADI S, HILLIGES O, et al. Kinect fusion: real-time dense surface mapping and tracking[C]// IEEE International Symposium on Mixed and Augmented Reality, 2012:127-136.

11 HENRY P, KRAININ M, HERBST E, et al. RGB－D mapping: using Kinect-style depth cameras for dense 3D modeling of indoor environments[J]. International Journal of Robotics Research, 2013, 31(5):647－663.
12 ENDRES F, HESS J, STUNM J, et al. 3-D mapping with an RGB－D camera[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2014, 30(1): 177－187.
13 LOWE D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91－110.
14 BAY H, TUYTELAARS T, GOOL L V. SURF: speeded up robust features[C]// European Conference on Computer Vision, 2006:404－417.
15 RUBLEE E, RABAUD V, KONOLIGE K, et al. ORB: an efficient alternative to SIFT or SURF[C]// IEEE International Conference on Computer Vision, 2012:2564－2571.
16 FISCHLER M A, BOLLES R C. Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography[M]// Readings in Computer Vision, Morgan Kaufmann Publishers, Inc. ,1987:726－740.
17 ZHANG Z. Iterative point matching for registration of free-form curves and surfaces[J]. International Journal of Computer Vision, 1994, 13(2):119－152.
18 SEGAL A, HÄHNEL D, THRUN S. Generalized-ICP[C]// DBLP Conference: Conference Robotics, 2009:1－8.
19 KÜMMERLE R, GRISETTI G, STRASDAT H, et al. G2O: a general framework for graph optimization[C]// IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2011:3607－3613.
20 HOMUNG A, KAI M W, BENNEWITZ M, et al. OctoMap: an efficient probabilistic 3D mapping framework based on octrees [J]. Autonomous Robots, 2013, 34(3):189－206.
21 STUNM J, ENGELHARD N, ENDRES F, et al. A benchmark for the evaluation of RGB－D SLAM systems[C]// IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, 2012:573－580.

（上接第 29 页）

23 SEOL S, LEE E K, KIM W. Indoor mobile object tracking using RFID[J]. Future Generation Computer Systems, 2016, 76: 443－451.
24 STUBIG T, ZECKEY C, MIN W, et al. Effects of a WLAN-based real time location system on outpatient contentment in a level I trauma center[J]. International Journal of Medical Informatics, 2014, 83(1): 19－26.
25 蒙静, 张钦宇, 张乃通, 等. IR－UWB 定位系统距离误差建模及性能研究[J]. 通信学报, 2011, 32(6):10－16.
MENG Jing, ZHANG Qinyu, ZHANG Naitong, et al. Modeling the distance error and performance analysis in IR－UWB positioning system[J]. Journal of Communication, 2011, 32(6):10－16. (in Chinese)
26 MARIA G, DI B, GUERINO G. 超宽带无线电基础[M]. 葛利嘉, 朱林, 袁晓芳,译. 北京: 电子工业出版社,2005.
27 MOE Z W, ROBERT A S. Characterization of ultra-wide bandwidth wireless indoor channels: a communications theoretic view [J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2002, 20(9): 1613－1627.
28 JOHN D C, WAYNE E S. Performance of ultra-wideband communications with suboptimal receivers in multi-path channel[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications,2002, 20(9): 1754－1766.
29 俞一鸣, 姚远, 程学虎. TDOA 定位技术和实际应用简介[J]. 中国无线电, 2013(11): 57－58.
YU Yiming, YAO Yuan, CHENG Xuehu. Introduction of TDOA positioning technology and practical application[J]. Chinese Radio, 2013(11): 57－58. (in Chinese)
30 肖竹, 王勇超, 田斌, 等. 超宽带定位研究与应用:回顾和展望[J]. 电子学报,2011,39(1):133－141.
XIAO Zhu, WANG Yongchao, TIAN Bin, et al. Research and application of UWB positioning: review and prospect[J]. ACTA Electronica Sinica, 2011, 39(1): 133－141. (in Chinese)
31 GEZICI S, POOR H V. Position estimation via ultra-wideband signals[J]. IEEE Proceeding, 2009, 97(2): 386－403.
32 PAHLAVAN K, LI X, MAKELA J P. Indoor geolocation science and technology[J]. IEEE Communication Magazine, 2002, 40(2): 112－118.
33 JOURDAN D, DARDARI D, WIN M Z. Position error bound for UWB localization in dense cluttered environment[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2008, 44(2): 613－628.
34 OLIVEIRA G V, COUTINHO F P, CAMPELLO R, et al. Improving K-means through distributed scalable metaheuristics[J]. Neurocomputing, 2017, 246: 45－57.
35 CARVALHO V O. Combining K-means and K-harmonic with fish school search algorithm for data clustering task on graphics processing units[J]. Applied Soft Computing, 2016, 41(C): 290－304.
36 李锐, 李鹏, 曲亚东, 等. 机器学习实战[M]. 北京:人民邮电出版社, 2013.