

基于 Kinect 的帧间配准改进 ICP 算法

李永锋, 张国良, 徐君, 姚二亮

(第二炮兵工程大学, 西安 710025)

摘要: 针对 ICP 算法在帧间配准中对初始值依赖性大的问题, 提出了一种新的由粗到精的帧间配准改进 ICP 算法。算法通过泰勒展开简化相机位姿模型, 利用求和思想建立粗配准模型, 提高粗配准效率, 运用 SVD 分解进行求解获得相机位姿粗估计, 利用 ICP 算法进行迭代求解以提高算法精度。在特征提取与匹配阶段采用了预设双阈值策略, 既保证了粗配准的精度, 又确保 ICP 算法有足够的对应点。与 ICP 算法及现有改进算法 RANSAC-ICP 进行比较实验表明, 该算法有效解决了上述 ICP 算法存在的问题, 能达到与 RANSAC-ICP 算法相当的精度, 且配准速度显著提高。

关键词: 帧间配准; 特征提取与匹配; ICP; SVD

中图分类号: TP242 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-637X(2016)02-0056-05

Improved ICP in Frame-to-Frame Registration Based on Kinect

LI Yong-feng, ZHANG Guo-liang, XU Jun, YAO Er-liang

(The Second Artillery Engineering University, Xi'an 710025, China)

Abstract: ICP algorithm is highly dependent on the initial value in frame-to-frame registration. To solve the problem, a new coarse-to-fine frame-to-frame registration algorithm is proposed. Taylor expansion algorithm is used to simplify the camera pose model. Then the coarse registration model is established using summation idea to improve the efficiency of coarse registration. Then, Singular Value Decomposition (SVD) is applied to obtain a coarse estimation of the camera pose, and ICP algorithm is utilized to improve the accuracy. Moreover, dual thresholds are preset in the stage of feature extraction and matching, by which both the coarse registration accuracy and the corresponding point amount of ICP are guaranteed. Contrast experiment was made. The result shows that: Compared with ICP and the improved algorithm RANSAC-ICP, the proposed algorithm can solve the above problem more efficiently, which can achieve equivalent accuracy as RANSAC-ICP algorithm with higher registration speed.

Key words: frame-to-frame registration; feature extraction and matching; ICP; SVD

0 引言

随着机器人研究的不断深入和计算机视觉技术的不断发展, 基于视觉的同时定位与地图构建 (Visual Simultaneous Localization and Mapping, VSLAM) 问题已经成为机器人领域新的研究热点^[1-2]。近期, RGB-D 传感器的大量涌现 (微软 Kinect, 华硕 Xtion Pro Live) 为移动机器人三维地图构建提供了新的思路, 基于 RGB-D 传感器的同步定位与地图构建问题 (RGB-D SLAM) 受到越来越多学者的关注^[3-4]。

帧间配准是 VSLAM 中的一个重要环节。常见的点云配准、图像配准、视觉里程计等技术都要解决同样的问题: 通过数据帧的内容来估计传感器的位姿变化信息, 从而使得两帧不同时刻采集的数据能够完好重合。迭代最近点 (Iterative Closest Point, ICP)^[5-7] 算法是帧间配准的经典方法。该方法是一个迭代算法, 先通过最近邻原则建立两帧数据之间的对应关系, 再通过改变变换矩阵使得对应点间距离的平方和最小。但是 ICP 算法只是一个局部优化器, 对初始值依赖较大, 一旦初始值与实际值相差较远, ICP 算法就容易陷入局部最优。文献[3]提出了一种由粗到精的 RANSAC-ICP 算法, 先使用 RANSAC 算法进行粗配准, 而后使用 ICP 算法进行精配准, 取得了较好的效果。

收稿日期: 2015-03-12

修回日期: 2015-04-04

作者简介: 李永锋 (1989—), 男, 河南焦作人, 硕士生, 研究方向为机器人视觉 SLAM。

针对上述 ICP 算法存在的问题,本文提出了一种由粗到精的帧间配准改进 ICP 算法。先利用泰勒展开和求和思想建立一种高效的相机位姿粗配准模型,再运用 SVD 矩阵分解进行求解,为 ICP 算法提供有效的初始值,同时减少 ICP 算法的迭代次数,提高了运算效率;然后利用 ICP 算法进行迭代求解,提高定位精度。为保证粗配准的精度,同时确保 ICP 算法中有足够的对应点,本文在特征提取与匹配阶段采用了预设双阈值的策略,提高了算法的鲁棒性。实验证明,该算法有效克服了 ICP 算法对初始值依赖性大的不足,提高了帧间配准的精度,同时配准速度显著提高,较现有改进算法也有一定的提高。

1 Kinect 相机模型

Kinect 传感器作为一种 RGB-D 传感器,可以同时获得环境的彩色图像和对应的深度图像。它的采集速度快,精度较高,且成本较低,使其迅速被运用到很多领域。

1.1 Kinect 参数标定模型

理论上 Kinect 传感器的参数标定包括 3 个部分:红外相机内部参数,彩色相机内部参数以及红外相机与彩色相机的外部参数。

本文为简化模型,采用针孔相机模型,其参数标定仅为一个参数矩阵 K ,形式为

$$K = \begin{bmatrix} f_u & 0 & o_u \\ 0 & f_v & o_v \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中: f_u, f_v 为相机的焦距; (o_u, o_v) 为相机的像平面中心坐标。 (f_u, f_v, o_u, o_v) 固有参数的标定按照文献[8]中的标准相机校准步骤完成。

1.2 Kinect 相机投影模型

Kinect 相机投影模型描述了从三维空间到图像平面的转换关系,即

$$\pi: \mathbf{R}^3 \rightarrow \mathbf{R}^2 \quad (2)$$

假设空间中任一点 P 的三维坐标为 (X, Y, Z) ,其在像平面的像素坐标为 (x, y) ,根据相机内部参数矩阵 K 可得, Kinect 相机投影模型满足下列关系,即

$$\pi(X, Y, Z) \rightarrow (x, y) \quad (3)$$

$$x = \frac{X \cdot f_u}{Z} + o_u \quad (4)$$

$$y = \frac{Y \cdot f_v}{Z} + o_v \quad (5)$$

类似于 Kinect 的 RGB-D 传感器,在获得彩色图像的同时可以获得对应的深度图像,因此当像平面的像素坐标 (x, y) 已知时,就可获得其对应的深度值。由于

这个特性可以得到 π 的逆变换为

$$\pi^{-1}(x, y, Z) \rightarrow (X, Y, Z) \quad (6)$$

$$X = \frac{x - o_u}{f_u} \cdot Z \quad (7)$$

$$Y = \frac{y - o_v}{f_v} \cdot Z \quad (8)$$

$$Z = Z \quad (9)$$

1.3 Kinect 相机位姿模型

在已建立的世界坐标系下, Kinect 位姿可以表示为

$$T_{cw} = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & r_{13} & t_x \\ r_{21} & r_{22} & r_{23} & t_y \\ r_{31} & r_{32} & r_{33} & t_z \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{R}_{cw} & \mathbf{t}_{cw} \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (10)$$

式中: $T_{cw} \in S_E(3)$; \mathbf{R}_{cw} 为 3×3 的旋转矩阵; \mathbf{t}_{cw} 为 3×1 的平移向量, cw 表示从世界坐标系到相机坐标系。 T_{cw} 可以由矩阵指数函数求得,即

$$T_{cw} = \exp(\mathbf{G}) \quad (11)$$

其中, \mathbf{G} 的定义为

$$\mathbf{G} = \begin{bmatrix} 0 & \mu_6 & -\mu_5 & \mu_1 \\ -\mu_6 & 0 & \mu_4 & \mu_2 \\ \mu_5 & -\mu_4 & 0 & \mu_3 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (12)$$

式中: μ_1, μ_2, μ_3 分别为 Kinect 在全局坐标系下的平移量; μ_4, μ_5, μ_6 分别为绕局部坐标系下坐标轴的旋转量。 T_{cw} 建立了当前坐标系下空间点云坐标 p_c 与世界坐标 p_w 的变换关系,即

$$p_c = T_{cw} p_w \quad (13)$$

2 基于改进 ICP 算法的相机位姿估计

ICP 算法是帧间配准的经典算法,可以用于无序点云的配准,但其一个公认的缺点是对初始值有较大的依赖性。当两帧图像之间相差较远(存在较大的平移或旋转),并且不能提供有效初始值(这时会选择设定 $T_0 = I$)时,上述方法往往会陷入到非全局最优的局部区域中,并最终导致错误的收敛结果。

针对以上 ICP 算法的不足,本文提出了一种由粗到精的帧间配准改进 ICP 算法,先通过泰勒展开和求和思想建立相机位姿粗估计模型,再运用 SVD 分解进行粗配准,而后将所得位姿作为初始位姿代入 ICP 算法中进行迭代求精。

2.1 特征提取与匹配

ICP 算法可以用于无序点云的配准,但是随着空间点数量的增加,基于无序点云的 ICP 算法的时间复杂度与空间复杂度将显著提高,极大地降低了该算法的执行效率^[9]。图像特征信息匹配是利用对特征信息

描述差异所建立的对应关系,在图像特征匹配过程中无需对特征信息间的关系进行初始化设定,突显了图像匹配的优势,因此基于对应点的 ICP 算法在点云配准中具有更高的效率。

常用的特征点有 SIFT^[10], SURF^[11] 和 BREIF^[12] 等。BREIF 等特征点虽然计算速度快,但是其鲁棒性和稳定性较差;经典的 SIFT 算子虽然鲁棒性和稳定性较好,但其时间复杂度高,计算量和存储量大,实时性较差。因此,本文采用具有尺度不变性和旋转不变性的 SURF 算子,在兼顾鲁棒性和稳定性的同时提高了实时性。

SURF 特征提取后,生成 64 维的 SURF 描述子。假设待匹配图像 I_1 和 I_2 中的特征点描述子集合为 X 和 Y ,对于 $X_i \in X$ 和 $Y_j \in Y$,采用欧式距离作为相似性度量

$$D(X_i, Y_j) = \|X_i - Y_j\| = \sqrt{\sum_{k=1}^{64} (X_{ik} - Y_{jk})^2} \quad (14)$$

D 越小,表明特征点相似性越高。

为了获得更加准确的匹配点对,本文采用最大近邻向量匹配方法^[10]。对于 X 中的每一个特征点计算 X_i 与 Y 中各个特征点的欧式距离,得到最近距离及次近距离分别为 D_1 和 D_2 ,对应 Y 中的特征点分别为 Y_m 和 Y_n 。设定最近距离与次近距离的比值阈值为 α ,若 $D_1 \leq \alpha D_2$,则认为 X_i 与 Y_m 匹配;否则丢弃该点,认为 X_i 在 Y 中找不到匹配点。

由于本文使用的粗匹配方法将不加筛选地使用所有的匹配点对,不能剔除错误匹配,因此对特征匹配的准确率要求较高,即需要 α 较小。但是如果 α 太小,则得到的对应点数量就很少,而使用 ICP 算法又需要一定规模的点数,否则易受噪声的干扰。针对这个矛盾,本文采用预设双阈值的策略,即通过设定不同的阈值得到两组对应点对。其中,小阈值所得对应点用于粗配准,大阈值所得对应点用于精配准,这样既保证了粗配准的精度,又确保了 ICP 算法中有足够的对应点。经过实验,本文选取的两个阈值分别为 $\alpha_1 = 0.3, \alpha_2 = 0.6$ 。

2.2 基于高效粗配准模型的相机位姿粗估计

在相机位姿模型的基础上,本小节使用泰勒展开和求和思想建立了一种高效的粗配准模型,而后使用 SVD 分解进行求解,获得相机位姿的粗估计。

设从 $k-1$ 时刻到 k 时刻, Kinect 位姿偏移量为 T_{inc}^k ,那么

$$T_{cw}^k = T_{inc}^k T_{cw}^{k-1} \quad (15)$$

式中, T_{cw}^k 为 k 时刻相机的位姿。若此时相机在其坐标轴方向上的旋转增量为 (α, β, λ) ,在局部坐标系下的平移增量为 (t_x, t_y, t_z) ,且 6 个增量均满足小位移假设,令 $\mathbf{x} = (\alpha, \beta, \lambda, t_x, t_y, t_z)^T$,根据式(15)的一阶泰勒展开

式得

$$T_{inc}^k \approx \mathbf{I} + \mathbf{G} = \begin{bmatrix} 1 & \gamma & -\beta & t_x \\ -\gamma & 1 & \alpha & t_y \\ \beta & -\alpha & 1 & t_z \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_{inc} & t_{inc} \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (16)$$

根据式(13)可得

$$\mathbf{p}^k = T_{cw}^k \mathbf{p}_w = T_{inc}^k T_{cw}^{k-1} \mathbf{p}_w = T_{inc}^k \mathbf{p}^{k-1} \quad (17)$$

式中, \mathbf{p}^{k-1} 为 \mathbf{p}_w 在 $k-1$ 时刻相机坐标系下的坐标,即 $\mathbf{p}^{k-1} = T_{cw}^{k-1} \mathbf{p}_w$ 。结合式(16)、式(17)得

$$\mathbf{p}^k = T_{inc}^k \mathbf{p}^{k-1} = R_{inc} \mathbf{p}^{k-1} + t_{inc} = \mathbf{G}(\mathbf{p}^{k-1}) \mathbf{x} + \mathbf{p}^{k-1} \quad (18)$$

即

$$\mathbf{G}(\mathbf{p}^{k-1}) \mathbf{x} = \mathbf{p}^k - \mathbf{p}^{k-1} \quad (19)$$

式中, $\mathbf{G}(\mathbf{p}^{k-1}) = [[\mathbf{p}^{k-1}]_x, \mathbf{I}_{3 \times 3}]$, $[\mathbf{p}^{k-1}]_x$ 是由 \mathbf{p}^{k-1} 构成的反对称矩阵。假设 $\mathbf{p}^{k-1} = (x^{k-1}, y^{k-1}, z^{k-1})^T$,则 $[\mathbf{p}^{k-1}]_x$ 为

$$[\mathbf{p}^{k-1}]_x = \begin{bmatrix} 0 & -z^{k-1} & y^{k-1} \\ z^{k-1} & 0 & -x^{k-1} \\ -y^{k-1} & x^{k-1} & 0 \end{bmatrix} \quad (20)$$

所以

$$\mathbf{G}(\mathbf{p}^{k-1}) = \begin{bmatrix} 0 & -z^{k-1} & y^{k-1} & 1 & 0 & 0 \\ z^{k-1} & 0 & -x^{k-1} & 0 & 1 & 0 \\ -y^{k-1} & x^{k-1} & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (21)$$

假设通过特征匹配得到的具有有效深度值的对应点的三维坐标分别为 $\Omega_k = [(x_i^k, y_i^k, z_i^k) | i = 1, 2, 3, \dots, N_p]$ 和 $\Omega_{k-1} = [(x_i^{k-1}, y_i^{k-1}, z_i^{k-1}) | i = 1, 2, 3, \dots, N_p]$, N_p 为对应点数,代入式(19)并求和得粗配准模型

$$\mathbf{A} \mathbf{x} = \mathbf{b} \quad (22)$$

式中:

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 0 & -\sum_{i=1}^{N_p} z_i^{k-1} & \sum_{i=1}^{N_p} y_i^{k-1} & N_p & 0 & 0 \\ \sum_{i=1}^{N_p} z_i^{k-1} & 0 & -\sum_{i=1}^{N_p} x_i^{k-1} & 0 & N_p & 0 \\ -\sum_{i=1}^{N_p} y_i^{k-1} & \sum_{i=1}^{N_p} x_i^{k-1} & 0 & 0 & 0 & N_p \end{bmatrix};$$

$$\mathbf{x} = (\alpha, \beta, \lambda, t_x, t_y, t_z)^T; \mathbf{b} = \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^{N_p} (x_i^k - x_i^{k-1}) \\ \sum_{i=1}^{N_p} (y_i^k - y_i^{k-1}) \\ \sum_{i=1}^{N_p} (z_i^k - z_i^{k-1}) \end{bmatrix} \text{。通过 SVD}$$

矩阵分解即可得到 $\mathbf{x} = (\alpha, \beta, \lambda, t_x, t_y, t_z)^T$ 的解,再结合式(16)可得由 $k-1$ 时刻到 k 时刻 Kinect 的位姿偏移量 T_{inc}^k 。

2.3 基于 ICP 算法的相机位姿精估计

理想情况下,所求得的相对位姿可以使两帧图像完美匹配,但是由于本文提出的粗匹配方法不加筛选地使用了所有的匹配点对,加上获取的图片存在深度缺失、遮挡和噪声等,因此所求得的解只是相机位姿的一个粗略估计。将所得位姿作为初始位姿代入 ICP 算法中进行迭代求解,即可得到更加精确的位姿估计。

为了获取 k 时刻 Kinect 的位姿,根据 Kinect 相机坐标系下点到全局坐标系的转换关系,建立能量函数

$$E = \min_{T_{inc}^k} \frac{1}{N_p} \sum_{p \in \Omega} \| T_{inc}^k p^{k-1} - p^k \|^2 \quad (23)$$

式中: T_{inc}^k 表示 k 时刻相机的位姿; p^{k-1} 表示 $k-1$ 时刻相机坐标系下的点坐标; p^k 为 k 时刻相机坐标系下的点坐标; N_p 为对应点数; Ω 为 k 时刻在深度图信息中具有有效值的点集合。

ICP 算法迭代地计算点集关联来优化配准。在每一次迭代中,算法选择最近点作为对应点,并通过极小化误差函数式(23)来计算刚体变换 T_{inc}^k ,其中,比较常用的方法是基于 SVD 分解的求法^[13]。

假设通过特征提取和匹配获得对应点集 \hat{M} 和 \hat{D} ,通过粗配准获得的相机位姿为 T_0^k ,使用 ICP 算法进行精估计的伪代码如下所示。

Input 为 \hat{M}, \hat{D}, T_0^k 和最大耐受距离 d_{max} ; Output 为最佳位姿估计 T_{inc}^k 。

$D = \hat{D}$

将刚体变换 T_0^k 应用到点集 D 上;

for each $i=0$ to max Iterations do

for each $d_j \in D$ do

在 \hat{M} 中找到与 d_j 距离最近且在范围 d_{max} 内的点 m_j ;

end;

对所得对应点通过极小化误差函数式(23)计算刚体变换 T_{inc}^k ;

将得到的刚体变换 T_{inc}^k 应用到点集 D 上;

计算误差函数值的变化 $\|E_{i-1} - E_i\|$, 如果此变化小于阈值,结束;

end

得到从 $k-1$ 时刻到 k 时刻的 Kinect 的相机位移的偏移量 T_{inc}^k 后,再根据式(15)即可得到 Kinect 在世界坐标系下的精确位姿。

3 实验分析

本文使用公共的 RGB-D SLAM 验证数据集^[14]进行实验,所用传感器为 Kinect,运行电脑配置:CPU 为 I3 处理器,主频 2.86 GHz,内存 4G,系统 Ubuntu12.04。

图 1 是公共数据集中的两帧图像,通过设定不同的阈值 α 对其进行 SURF 特征的提取和匹配,结果如图 2 所示。可以看出, α 较小时,得到的特征点匹配准确率极高,但特征点数较少; α 较大时,得到的匹配点数较多,但存在少量的误匹配。



图 1 公共数据集中的两帧图像
Fig.1 Two images of public datasets

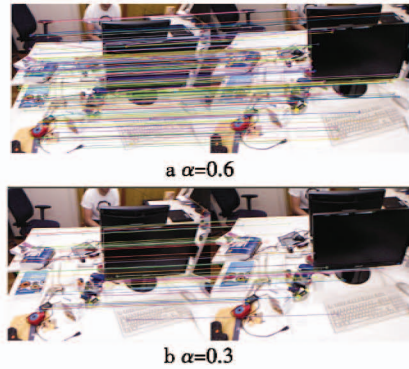


图 2 不同阈值的匹配效果

Fig.2 Matching result of different thresholds

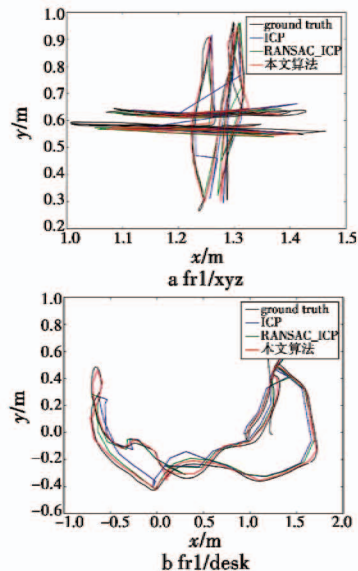
分别使用 ICP 算法、RANSAC-ICP 算法和本文提出的改进算法对上述两幅图像进行配准,并通过相对位姿误差(RPE)^[14]对其进行评价,结果如表 1 所示。

表 1 两帧图像配准比较

Table 1 Registration of two images

算法	配准时间/ms	RPE RMSE/m
ICP	52.3	0.009 1
RANSAC-ICP	33.8	0.006 1
改进算法	29.3	0.006 1

分别使用 ICP 算法、RANSAC-ICP 算法和本文提出的改进算法对一系列图像进行配准(所用数据集分别为 fr1/xyz, fr1/desk 和 fr3/struct_text_far),并与实际轨迹比较,如图 3 所示;表 2 对三者的平均配准时间和精度方面进行了比较。



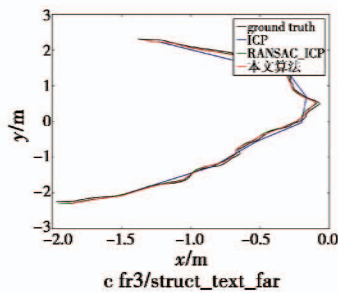


图3 连续图像配准相机轨迹对比

Fig.3 Trajectories of camera for continuous images registration

表2 连续图像配准比较

Table 2 Continuous image registration

数据集	平均配准 时间/ms	RPE RMSE/m	ATE RMSE/m
	ICP/RANSAC_ ICP/改进算法	ICP/RANSAC_ ICP/改进算法	ICP/RANSAC_ ICP/改进算法
fr1/xyz	57.4/34.6/30.5	0.050 3/0.021 8/ 0.022 3	0.064/0.035/ 0.037
fr1/desk	62.3/45.2/37.5	0.071 2/0.044 3/ 0.038 7	0.102/0.058/ 0.042
fr3/struct_text_far	58.3/37.6/32.4	0.012 1/0.008 0/ 0.008 2	0.042/0.021/ 0.025

可以看出本文提出的算法有效克服了ICP算法对初始值依赖性大的不足,配准精度显著提高,能达到和RANSAC-ICP算法相当的精度。在配准速度上较ICP算法提高了约44.4%,较RANSAC-ICP算法也有13.3%的提高。

究其原因,ICP算法以单位阵为初始值,在帧间配准时需要经过多次迭代,非常耗时,且易陷入局部最优;RANSAC-ICP算法使用RANSAC算法为ICP算法提供初始值,其粗配准精度虽然较高,但由于RANSAC算法也是一种迭代算法,需要经过多次迭代,其求解若也使用SVD分解,则需要多次分解和求逆运算,比较耗时;本文提出的高效粗配准模型在任何情况下都仅需要一次SVD分解和求逆操作,且双阈值策略确保了粗配准的精度,因此在确保配准精度的前提下,本文的改进算法效率更高。

4 结束语

本文针对帧间配准中经典的ICP算法对初始值依赖性大的问题,提出了一种由粗到精的帧间配准改进ICP算法。算法先利用泰勒展开和求和思想构建高效的粗配准模型,再运用SVD矩阵分解进行求解,为ICP算法提供有效的初始值,进而利用ICP算法进行迭代求解,获得更加精确的相机位姿。此外,在特征提取和匹配阶段,本文采用预设双阈值策略来提高粗配准精度,同时确保ICP算法中有足够的对应点,减小精配准阶段的噪声干扰。实验表明,本文提出的改进算法有

效克服了ICP算法对初始值依赖性大的不足,提高了帧间配准的精度和效率,在配准速度上较现有改进算法有进一步提高。

参考文献

- [1] FUENTES-PACHECO J, RUIZ-ASCENCIO J, RENDÓN-MANCHA J M. Visual simultaneous localization and mapping: a survey [J]. *Artificial Intelligence Review*, 2015, 43(1):55-81.
- [2] 梁明杰, 闵华清, 罗荣华. 基于图优化的同时定位与地图创建综述[J]. *机器人*, 2013, 35(4):500-512. (LI-ANG M J, MIN H Q, LUO R H. Graph-based SLAM: a survey[J]. *Robot*, 2013, 35(4):500-512.)
- [3] HENRY P, KRAININ M, HERBST E, et al. RGB-D mapping: using depth cameras for dense 3D modeling of indoor environments [C]//*RGB-D: Advanced Reasoning with Depth Cameras Workshop in Conjunction with RSS*, 2010. doi:10.1.1.188.7365.
- [4] FIORAIO N, KONOLIGE K. Realtime visual and point cloud SLAM [C]//*RSS Workshop on RGB-D Cameras*, 2011:10-12.
- [5] BESL P J, MCKAY N D. Method for registration of 3-D shapes [C]//*Robotics-DL Tentative, International Society for Optics and Photonics*, 1992:586-606.
- [6] CHEN Y, MEDIONI G. Object modelling by registration of multiple range images [J]. *Image and Vision Computing*, 1992, 10(3):145-155.
- [7] ZHANG Z. Iterative point matching for registration of free-form curves and surfaces [J]. *International Journal of Computer Vision*, 1994, 13(2):119-152.
- [8] ZHANG Z. A flexible new technique for camera calibration [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2000, 22(11):1330-1334.
- [9] ALCKSANDR V S, DIRK H, SEBASTIAN T. Generalized-ICP [C]//*Robotics: Science and Systems V*. Seattle: The MIT Press, 2009:1-5.
- [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, et al. Speeded-Up Robust Features (SURF) [J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2008, 110(3):346-359.
- [12] CALONDER M, LEPETIT V, STRECHA C, et al. Brief: binary robust independent elementary features [C]//*Computer Vision-ECCV 2010*, Springer Berlin Heidelberg, 2010:778-792.
- [13] ARUN K S, HUANG T S, BLOSTEIN S D. Least-squares fitting of two 3-D point sets [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1987, 9(5):698-700.
- [14] STURM 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*. Piscataway, USA, IEEE, 2012:573-580.