

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J1905346

# 面向室内移动机器人的改进 3D-NDT 点云配准算法\*

余洪山<sup>1,2</sup>, 付强<sup>1,2</sup>, 孙健<sup>1</sup>, 吴司良<sup>1,2</sup>, 陈昱名<sup>1,2</sup>

(1. 湖南大学电气与信息工程学院 机器人视觉感知与控制技术国家工程实验室 长沙 410082;

2. 湖南大学深圳研究院 深圳 518057)

**摘要:**点云配准是室内移动机器人位姿估计和环境构建的关键步骤,现有点云配准算法难以工作在低纹理场景中。为提高室内移动机器人环境适应能力,提出了一种改进三维正态分布变换(3D-NDT)点云配准算法。通过改进 ORB 特征提取算法,确保低纹理下的特征点提取;此外,为提高点云配准精度和效率,提出改进的 3D-NDT 算法快速获取高精度的点云配准矩阵。采用国际知名的公共数据集 TUM 作为评测数据,实验结果表明本文算法达到或优于现有主流点云配准算法的性能(均方根误差低于 0.02 m),相对传统 3D-NDT 算法配准时间缩短 3 倍以上;并且能工作在低纹理场景中。因此,改进的算法能提高室内移动机器人环境适应能力。

**关键词:**点云配准;三维正态分布变换;三维重建;特征提取;体素网格

**中图分类号:** TP242      **文献标识码:** A      **国家标准学科分类代码:** 520.6099

## Improved 3D-NDT point cloud registration algorithm for indoor mobile robot

Yu Hongshan<sup>1,2</sup>, Fu Qiang<sup>1,2</sup>, Sun Jian<sup>1</sup>, Wu Siliang<sup>1,2</sup>, Chen Yuming<sup>1,2</sup>

(1. National Engineering Laboratory of Robot Visual Perception and Control Technology, College of Electrical and Information Engineering, Hunan University, Changsha 410082, China; 2. Shenzhen Research Institute of Hunan University, Shenzhen 518057, China)

**Abstract:** Point cloud registration is a key step for indoor mobile robot pose estimation scenario building. Current point cloud registration methods hardly work in low-texture scenes. To improve scene adaptability of indoor mobile robot, this paper proposes a novel improved 3D-NDT point cloud registration algorithm this paper proposes an improved ORB algorithm to ensure valid feature extraction in low-texture scenes; In addition, to improve accuracy and effectivity of point cloud registration, this paper proposes improved 3D-NDT algorithm for quick and accurate registration matrix solving. Quantitative results on famous TUM datasets show our system performs as good as or better than other popular solutions (lower RMSE value than 0.02 m), and time consuming decreases 3 time than traditional 3D-NDT algorithm; Notably, our algorithm can work in low texture scenes. Therefore, our algorithm can improve scene adaptability of indoor mobile robot.

**Keywords:** point cloud registration; 3D-NDT; 3D-mapping; feature extractor; voxel grid

## 0 引言

三维点云配准根据不同时刻下传感器获取的两点云之间的重叠约束,计算点云之间的配准矩阵,包括平移和旋转<sup>[1-3]</sup>,其准确度和效率直接决定着机器人三维位姿估

计、场景构建、导航和定位等任务的性能<sup>[4-6]</sup>,具有广泛的应用价值。随着 Kinect1、RealSense 为代表的 RGB-D 相机的商业化,基于 RGB-D 相机的点云配准研究受到了广泛关注<sup>[7-11]</sup>。该类相机能同时获取二维彩色图像和深度图像,给点云获取带来了极大便利。目前三维点云配准可大致分为两类<sup>[12-13]</sup>:基于最近点迭代(iterative closest

收稿日期:2019-07-06      Received Date:2019-07-06

\* 基金项目:国家自然科学基金项目(61573135、U1813205)、深圳市科技计划项目(JCY20170306141557198)、湖南省科技计划项目(2018GK2021)、湖南省自然科学基金项目(2017JJ3118)、长沙市科技计划项目(kq1801003)、航空科学基金项目(201705W1001)、国家科技支撑计划项目(2015BAF11B01)资助

point, ICP)的空间点位置配准算法和基于三维正态分布变换(3D-NDT)的密度函数配准算法。

### 1) 基于ICP的空间点位置匹配算法

早期三维点云配准主要采用基于ICP的空间点位置匹配算法<sup>[13]</sup>。启发于点到面的距离作为度量函数的思想, Henry等<sup>[14]</sup>根据征点的法向量信息以及曲率空间信息, 提出了基于曲率特征的度量函数。Segal等<sup>[15]</sup>提出同时利用点到点和点到面的度量函数作为点云配准的概率框架, 提高了ICP算法的配准精度。然而, ICP算法存在如下缺陷: (1) ICP算法每次迭代过程中须重新搜索最近邻点, 求取变换矩阵, 计算效率有待提升<sup>[16]</sup>; (2) ICP算法依赖于初始的变换矩阵估计, 优化过程中没有设计点云的形状信息<sup>[17]</sup>; (3) 受噪声和测量精度的影响较大, 算法容易陷入局部最小值<sup>[18]</sup>。

### 2) 基于3D-NDT的密度函数配准算法

近年来, 基于3D-NDT的配准算法受到研究者的广泛关注, 其核心在于采用体素后的点云概率密度函数作为目标函数, 求解配准矩阵。相比ICP算法, 省掉了最近点搜索的时间, 计算效率更高。并且, 基于概率密度的度量函数方法在点云表达的过程中过滤掉了噪声, 抗干扰能力更强。现有3D-NDT配准算法可分两个阶段<sup>[19-20]</sup>:

(1) 配准矩阵初值计算。计算初值的方法有两种: 利用额外的设备(如激光测距仪)获取两点云之间的初始配准矩阵<sup>[21]</sup>; 采用视觉里程计的方法, 通过图像匹配点对计算初始配准矩阵<sup>[22]</sup>, 该方法受制于图像特征点质量, 因此采用鲁棒的特征提取算法将提高点云配准算法在不同场景下的可靠性。

(2) 配准矩阵初值优化。优化初值通过最小化两点云之间的密度函数, 如文献[22]提出用正态分布函数表达点云, 通过最小化正态分布函数之间的误差, 提高了精度。另外, 网格体素的大小影响了正态分布函数的表达精度, 过小的网格体素会加重计算负担, 而过大的网格体素难以正确表达点云的几何分布特征<sup>[23]</sup>。

为提高3D-NDT的配准效率和精度, 文献[24]提出先用视觉的方法快速获取一个配准矩阵初值, 如ORB(oriented FAST and rotated BRIEF)<sup>[25]</sup>特征, 再构建特征点密度函数的方法优化配准矩阵, 获得了精密的三维点云。然而, 该方法依赖于图像特征提取的质量, 难以工作在纹理稀疏场景下, 当算法无法提取到足够的特征点时, 将导致整个算法的失败<sup>[26]</sup>。

综上, 尽管3D-NDT算法已经得到了研究们共同推进, 但是仍然存在两个未完全解决的问题: (1) 由于特征点随机分布, 固定网格方法难以准确表达特征点的分布, 从而导致配准精度下降; (2) 算法依赖于配准矩阵初值, 当在低纹理场景下无法有效求解配准矩阵时, 后期迭代优化的效率和精度将大大降低。

针对上述问题, 为提高室内服务机器人在不同环境下的适应能力, 本文提出一种改进3D-NDT点云配准算法, 实现了低纹理场景下的三维点云地图构建。本文的主要贡献如下:

(1) 提出一种新颖的改进3D-NDT点云配准算法, 综合了视觉特征运动估计和3D-NDT算法的优势, 提高精度的同时缩短了配准时间。

(2) 采用一种改进的ORB算法, 采用自适应角点阈值的方式提取特征点, 确保不同场景下的特征点提取质量; 同时, 采用运动平滑性约束剔除外点。

(3) 采用Octree结构有效地表达三维点云, 动态地对体素化点云进行划分, 提高了配准的效率。

(4) 基于著名的公共数据集TUM, 本文对算法性能进行了评估。实验表明本文算法的性能达到或优于现有的流行的点云配准算法, 并且本算法可工作在纹理稀疏的场景下, 而其他方法倾向于失败。

## 1 点云配准算法架构

本文算法总体流程如图1所示。本文提出的算法首先通过基于改进ORB算法的求解初始配准矩阵; 然后, 基于初始的结果, 采用基于改进3D-NDT算法的进一步优化配准矩阵, 最后构建场景的三维点云模型。

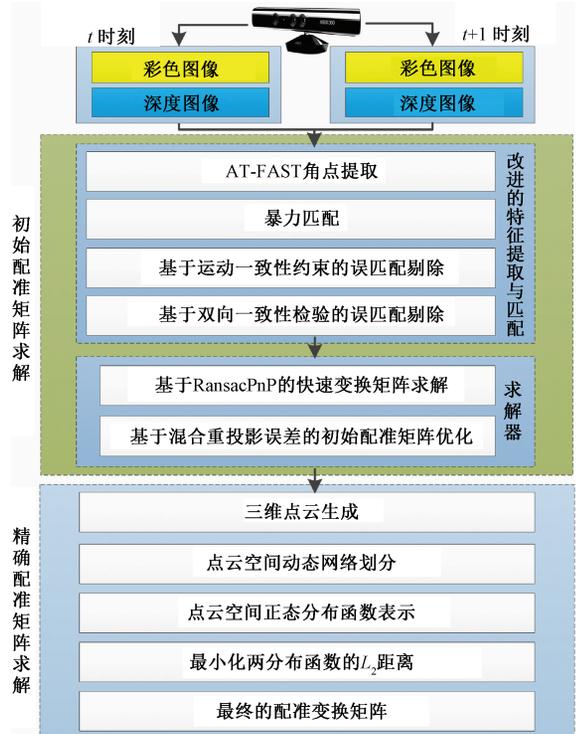


图1 算法流程

Fig.1 Flow of the algorithm

其中,配准矩阵定义为  $T = [R | t]$ ,  $R$  表示  $3 \times 3$  的旋转矩阵,  $t$  为  $3 \times 1$  的平移矩阵。

1) 初始配准矩阵求解。

本文采用改进的 ORB 特征提取算法获取可靠的特征点,然后借鉴前期工作<sup>[27]</sup>,采用标准的 RansacPnP 函数快速求解配准矩阵初值,再通过混合重投影误差优化方法进行优化,估计初始配准矩阵。

2) 精确配准矩阵求解。

获取初值后,本文采用基于改进 3D-NDT 算法优化。算法首先采用 Octree 结构动态地划分特征点云,然后将两个待配准点云转化为正态密度函数,构建两分布函数之间的最小距离作为目标函数,最后利用 Gauss-Newton 迭代法求解精确配准矩阵,完成点云配准。

如图 2 所示,本文算法能工作在低纹场景中,提高了室内移动机器人的环境使用能力,在智能机器人领域具有重大的应用价值。

## 2 基于改进 ORB 算法的初始配准矩阵估计

### 2.1 改进的 ORB 特征检测与匹配

本文采用的改进 ORB 算法的流程如图 3 所示。

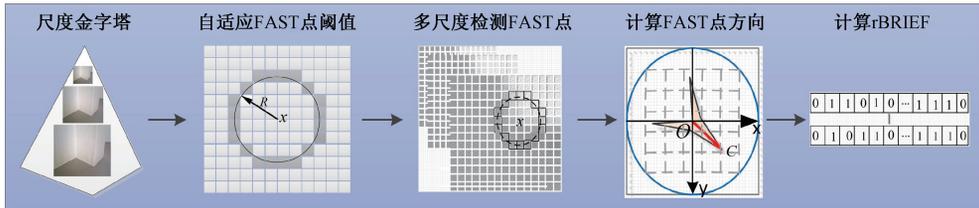


图 3 改进 ORB 特征提取算法

Fig.3 Improved ORB feature extraction algorithm

1) 构造尺度空间金字塔

假设输入图像的大小为  $M \times N$ , 金字塔层数可计算为:

$$L = \log_2[\min(M, N)] - 2 \quad (1)$$

式中:  $L$  为层数。该层的图像尺度为:

$$\sigma(l) = \sigma_0 2^{l/2} \quad (2)$$

式中:  $l$  为第几层;  $\sigma_0$  为初始尺度。

2) 设定自适应 FAST 点阈值

假设  $I_{min}$  为以  $R$  为半径的圆形区域中的平均灰度值,  $k$  为比例系数,算法步骤具体如下:

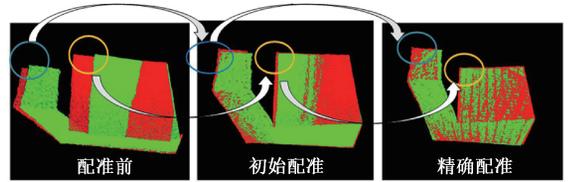
选择候选特征点  $x$ , 获取它的灰度值  $I(x)$ ;

以特征点  $x$  为中心,  $R = 3$  为半径, 选取圆上的 16 个点, 记为  $I(y_i), i = 1, 2, \dots, 16$ ;

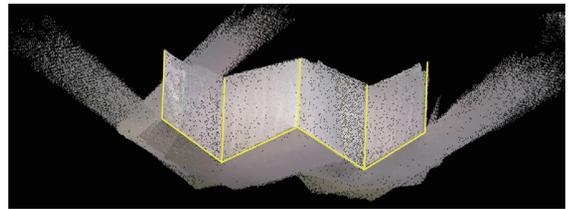
计算角点自适应判定阈值  $\varepsilon$ :



(a) 低纹理数据集  
(a) Low texture dataset



(b) 配准过程  
(b) Registration process



(c) 低纹理场景配准效果  
(c) Registration result in low texture scene

图 2 本文算法低纹理场景下点云配准示意图

Fig.2 Diagram of registering point cloud by proposed algorithm in low-texture scenes

$$\varepsilon = k \cdot \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m I_{i_{min}} - \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m I_{i_{max}} / I_{min} \quad (3)$$

式中:  $I_{min}$  和  $I_{i_{max}}$  ( $i = 1, 2, \dots, m$ ) 分别代表以  $R$  为半径的圆形区域中的灰度值最大和最小的  $m$  个像素。

在  $I(y_i)$  中选取  $N = 12$  个点, 假如有  $N$  个点满足  $\|I(y_i) - I(x)\| > \varepsilon$ , 则认为  $x$  为特征点。

FAST 特征点的确定与图像中的灰度变化密切相关, 因此本文采用动态调整角点判定阈值的方法提取特征关键点, 能在低纹理场景下提取足量特征点。如式(3)所示, 本文算法利用比例系数  $k$  去平衡阈值和灰度变化大小的关系。

$I_{min}, I_{i_{max}}, I_{min}$  都是统计值, 因此该算法是线性复杂度。相较于固定阈值方法, 本文采用的方法增加了少量线性运算, 获取了更鲁棒的特征提取效果。

3) 计算特征点的主方向和 rBRIEF 特征描述

定义主方向能增强算子的旋转不变性,对特征点进行 rBRIEF 二进制描述,以便后期的匹配。

## 2.2 基于运动平滑性约束和双向一致性的特征匹配

传统剔除方法采用最近距离比的匹配方法<sup>[26-28]</sup>,然而该方法效率不高<sup>[29]</sup>。考虑到相机采集图像频率较高,物体的运动具有惯性,相邻图像特征点应符合运动平滑一致性<sup>[30]</sup>,基于这种约束,本文剔除误匹配点对。本文的误匹配剔除过程分为两步:

### 1) 基于运动平滑一致性约束的误匹配剔除

设  $P$  为像素坐标,根据文献[31]中提出的运动平滑性约束方程,有:

$$\sum_{\Delta P=0} f_k(P + \Delta P) - f_k(P) = 0 \quad (4)$$

由于特征点提取的随机分布,用式(4)进行求解会有较大偏差。Bian 等<sup>[31]</sup>提出了一种基于统计模型的误匹配剔除方法,图4所示为该模型直观的误匹配剔除示意图。假设待匹配图像为  $I_a, I_b$ , 区域内匹配对 ( $x_i = 2$ ) 大于误匹配的数量 ( $x_i = 0$ ), 认为后者为误匹配。

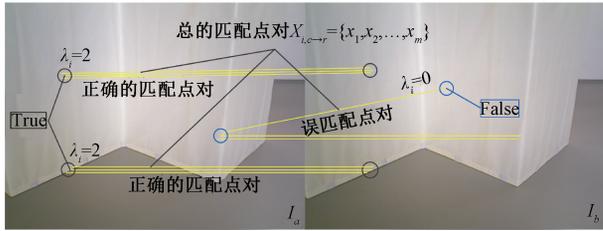


图4 基于运动平滑一致性误匹配剔除算法

Fig.4 Mismatching culling algorithm based on motion smoothness constraint

图4代表的剔除过程建立在如下假设上:特征匹配区域足够小;匹配点对满足独立随机分布。

设  $x_i$  表示某匹配对,  $p_t$  为正确概率,  $p_f$  为误匹配概率,  $x_i$  随机分布函数为:

$$F(x_i) \sim \begin{cases} B(Kn, p_t), & x_i \text{ 匹配正确} \\ B(Kn, p_f), & x_i \text{ 匹配错误} \end{cases} \quad (5)$$

式中:  $K$  为特征点  $x_i$  邻域内不相连的区域个数。式(5)的随机分布均值和标准差可计算为:

$$\begin{cases} E_t(x_i) = Kn p_t \\ \sigma_t(x_i) = \sqrt{Kn p_t (1 - p_t)} \end{cases} \quad x_i \text{ 匹配正确} \quad (6)$$

$$\begin{cases} E_f(x_i) = Kn p_f \\ \sigma_f(x_i) = \sqrt{Kn p_f (1 - p_f)} \end{cases} \quad x_i \text{ 匹配错误} \quad (7)$$

当正确匹配点对的随机分布函数  $B(Kn, p_t)$  和误匹配点对的随机分布函数  $B(Kn, p_f)$  之间的间隔距离越大时,正确匹配的概率  $p_t$  与误匹配的概率  $p_f$  差异越大,此时剔除误匹配的效果越好。因此,设计分布间隔评分如下:

$$P = \frac{E_t(x_i) - E_f(x_i)}{\sigma_t(x_i) + \sigma_f(x_i)} = \frac{Kn p_t - Kn p_f}{\sqrt{Kn p_t (1 - p_t)} + \sqrt{Kn p_f (1 - p_f)}} \quad (8)$$

可得:

$$P \propto \sqrt{Kn} \quad (9)$$

式(9)表示两分布函数之间的间隔大小取决于特征点邻域内不相连的区域个数和特征点的数量。

基于此结论,文献[32]通过把一张彩色图像划分成  $G=20 \times 20$  个非重叠的小区域。增加  $K$  或者  $G$  可实现图像的更精细划分,但会增加算法的计算量。该方法的前提是特征点对数量  $n$  非常大,然而在纹理稀疏的场景下,传统特征算子难以提取大量的特征点。因此,本文设置  $G=25 \times 25$ 。

算法流程通过一个简单的统计模型实现,设计统计分数  $S(x_i)$  如下:

$$S(x_i) = \sum_{k=1}^K |\chi_{a^k b^k}| - 1 \quad (10)$$

式中:  $\{a^k, b^k\}$  表示第  $k$  个符合运动平滑性约束的图像匹配小区域,  $\chi_{a^k b^k}$  表示在  $\{a^k, b^k\}$  中特征匹配的数量。最后,根据统计分数  $S(x_i)$  剔除误匹配:

$$\{a^k, b^k\} \in \begin{cases} \text{正确匹配对,} & S(x_i) > \alpha \sqrt{n_i} \\ \text{误匹配对,} & \text{其他} \end{cases} \quad (11)$$

式中:  $n_i$  为  $K$  对特征匹配区域中特征点的平均数,  $\alpha$  是平衡系数。借鉴文献[32]的实验,本文针对无纹理场景,选择  $\alpha = 6$ 。

根据式(11),误匹配剔除法则如下:

$$\{a^k, b^k\} \in \begin{cases} F(x_i) > \alpha \sigma_f(x_i), & \text{正确匹配} \\ \text{否则} & \text{误匹配} \end{cases} \quad (12)$$

式中:  $\alpha \sigma_f(x_i) \approx \alpha \sqrt{n}$ 。其中,常数  $\alpha$  会影响到  $F(x_i)$  中误匹配判定的特征点数量阈值。

### 2) 基于双向一致性检验的误匹配剔除

本文设定两个不同的常数阈值  $\alpha_1$  和  $\alpha_2$ ,  $\alpha_1 = 6$ ,  $\alpha_2 = 8$ 。算法流程如下:

图像  $I_a$  到图像  $I_b$  的匹配  $X_{i,a \rightarrow b} = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ , 计算特征点数量判断阈值  $\alpha_1 \sqrt{n}$ , 剔除误匹配, 得到  $X'_{i,a \rightarrow b} = \{x'_1, x'_2, \dots, x'_n\}$ ;

图像  $I_b$  到图像  $I_a$  的匹配  $X_{i,b \rightarrow a} = \{x_1, x_2, \dots, x_m\}$ , 计算特征点数量判断阈值  $\alpha_2 \sqrt{n}$ , 剔除误匹配, 得到  $X'_{i,b \rightarrow a} = \{x'_1, x'_2, \dots, x'_m\}$ 。

取  $X'_{i,a \rightarrow b}$  和  $X'_{i,b \rightarrow a}$  的交集组成  $X'_i$ , 如下式:

$$X'_i = X'_{i,a \rightarrow b} \cap X'_{i,b \rightarrow a} \quad (13)$$

在本文实验中,选取  $\alpha_1 = 6, \alpha_2 = 8$ 。

## 2.3 基于混合重投影误差优化的初始配准矩阵计算

### 1) 二维特征点到三维映射

RGB-D 相机能同时获取二维 RGB 图像和深度图像。将 RGB 图像中第  $u$  行、第  $v$  列的像素点  $I_i(u, v)$  映射到三维空间,可得到  $P_i(x, y, z)$ :

$$\frac{d}{s} I_i(u, v) = K_c P_i(x, y, z) \quad (14)$$

式中:  $d$  为深度值;  $s$  指尺度缩放系数,通常为 5 000;  $K_c$  表示内参矩阵。可由下式表示:

$$K_c = \begin{bmatrix} f_x & 0 & c_x \\ 0 & f_y & c_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (15)$$

式中:  $f_x, f_y$  分别为  $x, y$  两轴上的焦距分量;  $c_x, c_y$  分别  $x, y$  两轴上光圈中心。

可得像素点映射到三维坐标系的计算公式:

$$\begin{cases} z = d/s \\ x = (u - c_x) \cdot z/f_x \\ y = (v - c_y) \cdot z/f_y \end{cases} \quad (16)$$

单帧三维空间点云转换效果如图 5 所示。



图 5 单帧三维点云生成示意图

Fig.5 Diagram of 3D point cloud generation from an RGB-D image

### 2) 初始配准变换矩阵计算

在获得匹配点对之后,借鉴前期研究工作<sup>[27]</sup>,先利用经典的 RansacPnP 算法快速获取一个初值<sup>[33-34]</sup>,然后利用混合重投影误差优化模型求取初始的配准变换矩阵。

## 3 基于改进 3D-NDT 算法的点云精确配准

### 3.1 点云动态网格划分及参数设置

固定网格大小难以准确表达点云的几何特征,导致配准精度下降。针对此问题,本文提出一种基于 Octree 结构的动态网格划分的算法,流程如图 6 所示。

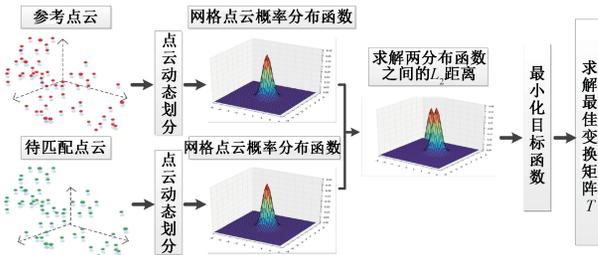


图 6 点云精确配准流程

Fig.6 Flowchart of accurate point cloud registration

1) 提取特征点邻域内的点云数据,计算在  $X, Y, Z$  3

个方向上的最大值和最小值,构成立方体覆盖点云,该立方体的棱长以下式计算:

$$\begin{cases} l_x = X_{\max} - X_{\min} \\ l_y = Y_{\max} - Y_{\min} \\ l_z = Z_{\max} - Z_{\min} \end{cases} \quad (17)$$

式中:  $X_{\max}$  和  $X_{\min}$  为  $X$  轴上的最大最小值;  $Y_{\max}$  和  $Y_{\min}$  为  $Y$  轴上的最大最小值;  $Z_{\max}$  和  $Z_{\min}$  为  $Z$  轴上的最大最小值;  $l_x, l_y$  和  $l_z$  为立方体的棱长。点云空间划分如图 7 所示。

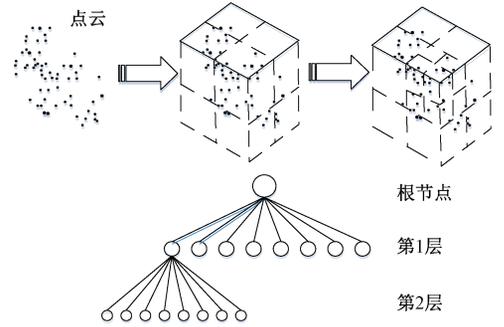


图 7 点云空间划分示意图

Fig.7 Flowchart of point cloud space division

2) 统计各立方体中点云数量,设为  $n$ ,对点云数量大于  $m$  (数量阈值)的立方体,然后定义平整度为该立方体点云到平面的距离标准差  $d_{\text{threshold}}$ ,再根据  $d_{\text{threshold}}$  判断是否继续划分。其中,流程如下:

(1) 使用经典的 RANSAC 算法估计立方体内的点云的拟合平面。

(2) 统计立方体内各云到平面的距离  $d_i$ ,得到平均距离  $\bar{d}$ ,此时标准差可计算如下:

$$d_\sigma = \sqrt{\frac{1}{k} \sum_{i=1}^k (d_i - \bar{d})^2} \quad (18)$$

当  $d_\sigma > d_{\text{threshold}}$  时,认为立方体内点云数据平整度不高,偏差较大,需要进一步进行划分。

3) 重复步骤 2),直到所有网格中点云的数量小于  $m$  或  $d_\sigma < d_{\text{threshold}}$ 。

### 3.2 三维正态分布变换算法

本文首先将待配准点云的表达为对应正态分布函数,然后根据分布函数之间的  $L_2$  距离,构建目标函数函数  $f(T)$ ,迭代优化后得到精确配准矩阵  $T$ 。算法流程如下:

1) 设参考点云为  $M_{NDT}(\chi)$ ,对应的网格体素中点的均值向量为  $\mu_i, \mu_j$ ,协方差矩阵为  $\Sigma_i$  和  $\Sigma_j$ ,设  $P(x | M_{NDT}(\chi))$  表示网格体素中点  $x$  的概率密度函数,有:

$$P(x | M_{NDT}(\chi)) = \frac{1}{(2\pi)^{3/2} \sqrt{|\Sigma_i|}}$$

$$\exp\left(-\frac{(\mathbf{x}-\boldsymbol{\mu}_i)^T \boldsymbol{\Sigma}_i^{-1}(\mathbf{x}-\boldsymbol{\mu}_i)}{2}\right) \quad (19)$$

同理,待配准点云  $M_{NDT}(\boldsymbol{\gamma})$  对应的概率密度函数为:

$$P(\mathbf{x} | M_{NDT}(\boldsymbol{\gamma})) = \frac{1}{(2\pi)^{3/2} \sqrt{|\boldsymbol{\Sigma}_j|}}$$

$$\exp\left(-\frac{(\mathbf{x}-\boldsymbol{\mu}_j)^T \boldsymbol{\Sigma}_j^{-1}(\mathbf{x}-\boldsymbol{\mu}_j)}{2}\right) \quad (20)$$

2) 计算式(19)和式(20)之间的  $L_2$  距离,

$$D_{L_2}(\boldsymbol{\chi}, \boldsymbol{\gamma}, \mathbf{T}) =$$

$$\int (P(\mathbf{x} | M_{NDT}(\boldsymbol{\chi})) - P(\mathbf{x} | T(M_{NDT}(\boldsymbol{\gamma}))))^2 d\mathbf{x} \quad (21)$$

此时目标函数  $f(\mathbf{T})$  可表示为:

$$f(\mathbf{T}) = \arg \min_{\mathbf{T}} D_{L_2}(\boldsymbol{\chi}, \boldsymbol{\gamma}, \mathbf{T}) \quad (22)$$

求解目标函数  $f(\mathbf{T})$ , 最小化  $L_2$  距离。

基于式(22), 根据 Gauss-Newton 迭代法和 Hessian 矩阵求解精确配准矩阵, 方程可表示如下:

$$\mathbf{H}\Delta\mathbf{T} = -\mathbf{g} \quad (23)$$

式中:  $\mathbf{H}$  和  $\mathbf{g}$  分别是  $f(\mathbf{T})$  的 Hessian 矩阵和梯度向量。 $\Delta\mathbf{T}$  是变换矩阵的增量。每次迭代结束后, 计算  $\mathbf{T} \leftarrow \mathbf{T} + \Delta\mathbf{T}$ , 实验统计一般在 6 次以下收敛。

## 4 实验与分析

本实验采用的实验平台如图 8 所示。该平台由慕尼黑工大(TUM)计算机视觉组所提供<sup>[35]</sup>, 考虑到应用价值, 选用商用的 Kinect1 相机作为数据捕获传感器, 该相机能同时获取深度和彩色图像, 分辨率为  $640 \times 480$ 。该实验平台采集到的 3 个挑战性的数据集如图 9 所示, 分别是: 数据集 1: freiburg3\_structure\_notexture\_near; 数据集 2: freiburg3\_large\_cabinet; 数据集 3: freiburg2\_pioneer\_slam2。

其中, 数据集 1 和数据集 2 由图 8(a) 所示实验平台获取, 数据集 3 由图 8(b) 所示实验平台获取。这 3 个数据集纹理特征稀疏, 对室内机器人可靠的工作存在极大挑战。

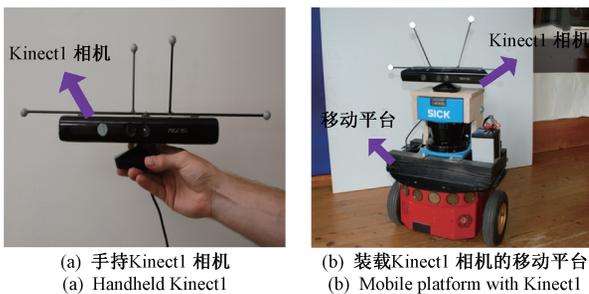


图 8 实验平台

Fig.8 Experimental platform

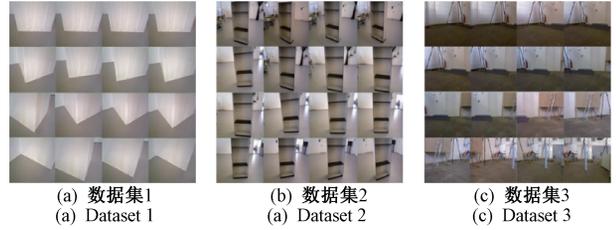


图 9 TUM 公测 RGB-D SLAM 数据集

Fig.9 Public RGB-D SLAM dataset of TUM

本文实验硬件采用 Intel Core i7 @ 3.40 GHz, 32.00 GB 的内存, 软件环境采用 Ubuntu 16.04 操作系统、OpenCV 图像处理库、PCL 点云处理库、C++ 程序设计语言编程。本文的实验参考流行的特征点提取算法和三维点云配准对比算法<sup>[24,27,36-38]</sup>。

### 4.1 特征提取与匹配性能对比实验

采用流行的 SIFT、SURF、ORB 算法作为参考对象, 其中, 误匹配剔除策略采用原算法, 即 ratio test<sup>[26]</sup> 算法, 设定 ratio test 的阈值为常用的 0.7。

图 10 所示提供了 4 种方法在 3 个数据集上的直观的效果对比, 在图 9 的底部看出本文算法能在低纹理图像上完成特征提取和特征匹配(黄色代表匹配点对)。

为进一步量化比较本文提出的方法与其他 3 种流行方法的特征提取和匹配性能, 表 1 提供了量化的比对结果。参考文献[31], RANSAC 处理后的为真值。

表 1 特征提取与匹配算法比较结果

Table 1 Comparison of feature extraction and matching algorithms

数据集	特征点提取与匹配算法	平均匹配成功率/%	平均耗时/s
数据集 1 (175 帧)	SIFT+ratio test	15.62	0.002 6
	SURF+ratio test	69.23	0.003 5
	ORB+ratio test	16.57	0.002 4
	本文算法	82.40	0.003 2
数据集 2 (160 帧)	SIFT+ratio test	48.70	0.011 3
	SURF+ratio test	52.29	0.015 5
	ORB+ratio test	52.67	0.017 7
	本文算法	88.67	0.002 3
数据集 3 (173 帧)	SIFT+ratio test	69.19	0.014 6
	SURF+ratio test	79.79	0.027 3
	ORB+ratio test	84.45	0.018 2
	本文算法	86.16	0.001 0

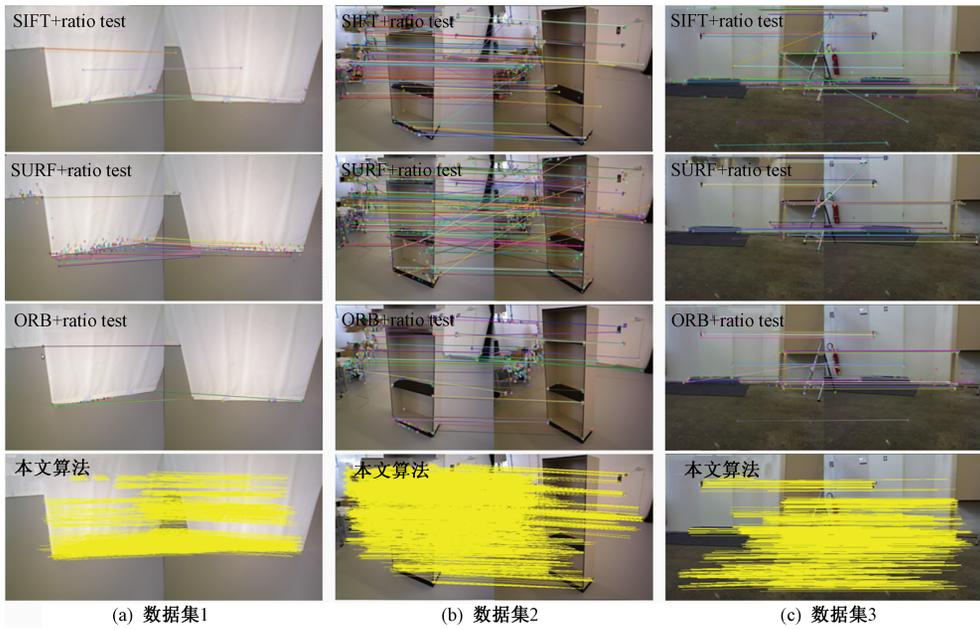


图 10 3 个数据集各特征匹配算法效果对比

Fig.10 Comparison of feature matching algorithms on three datasets

图 11 所示为 4 种算法提取的正确匹配点对的数量,其中红线代表本文算法,黄线、绿线和蓝色分别代表

SIFT、SURF 和 ORB 算法,从图 11 中可见红线大部分时候居上,可见本文算法能提取到更多的正确匹配点对。

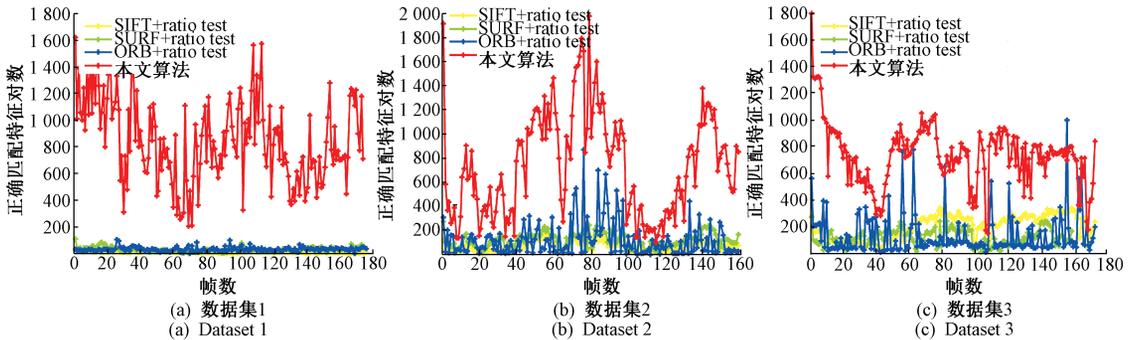


图 11 3 个数据集上正确匹配特征对数曲线

Fig.11 The results of correct matches on three datasets

表 1 所示表示本文算法在相对较低的平均耗时下,在 3 个数据下都获取了最好的结果(82% 以上)。特别在纹理特征最稀疏的数据集 1,平均匹配成功率比“SIFT+ratio test”和“SIFT+ratio test”高出 3 倍。

#### 4.2 点云配准性能对比实验

本小节的实验采用流行的 G-ICP<sup>[18]</sup>、3D-NDT<sup>[22]</sup>、3D-NDT-D2D<sup>[23]</sup>和 SURF-NDT<sup>[24]</sup>作为对比方,参数设定如表 2 所示。本文采用相对位姿误差(relative pose error, RPE)作为量化的度量指标,该指标可计算如下:

式中:  $\delta_{ij} = x_i - x_j$  为位姿  $x_i$  和  $x_j$  之间的相对变换预测值;  $\delta_{ij}$  为两位姿相对变换的真值。RPE 包括平移误差和旋转误差两个方面,其统计的指标包括均方根误差、平均值、中值、标准差、最大值、最小值 6 项。

表 2 参数设定

Table 2 Parameter setting

网格内点云数量阈值	距离标准差/m	线搜索最大步长	最大迭代次数	迭代收敛阈值
20	0.01	0.01	10	0.001

$$RPE = \frac{1}{n} \sum_{ij} (\delta_{ij} - \delta_{ij}^*)^2 \quad (24)$$

图 12 所示为 5 种方法在 3 个数据集下的平移误差对比曲线, 平移误差指标对比图 (顶部两栏), 以及旋转误差对比曲线, 平移误差指标对比图 (底部两栏), 其中, 本文的算法结果用红线表示, 从图

中可看出, 红线均处于图中靠下位置, 表明本文的算法在各项指标上取得了更优异的精度。此外, 描绘了本文算法在各个数据集上的点云配准结果, 如图 13 所示。

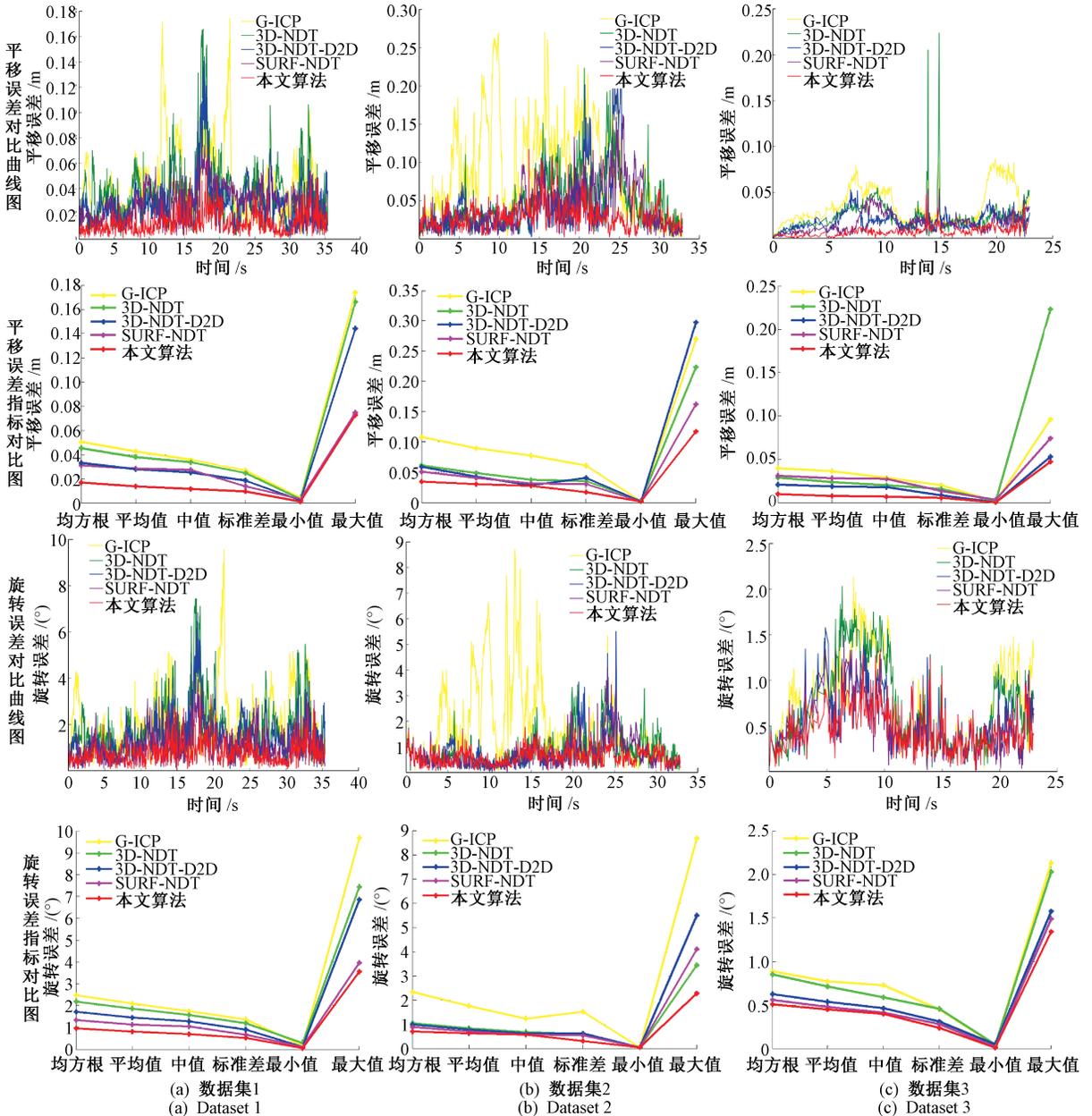


图 12 3 个数据集上 RPE 误差统计  
Fig.12 RPE error statistics on three datasets

### 4.3 配准时间

实验统计了 5 种算法在 3 个数据下的时间消耗, 平均配准时间对比如图 14 所示。从图 14 中可以看出, 本文算法耗时显著最小, 运行速度显著最

快。实验发现, 传统的 G-ICP 算法速度最慢, 其原因在于该算法没有好的初始配准矩阵, 导致后期的迭代优化时间显著增长, 既影响了效率以导致配准精度下降。

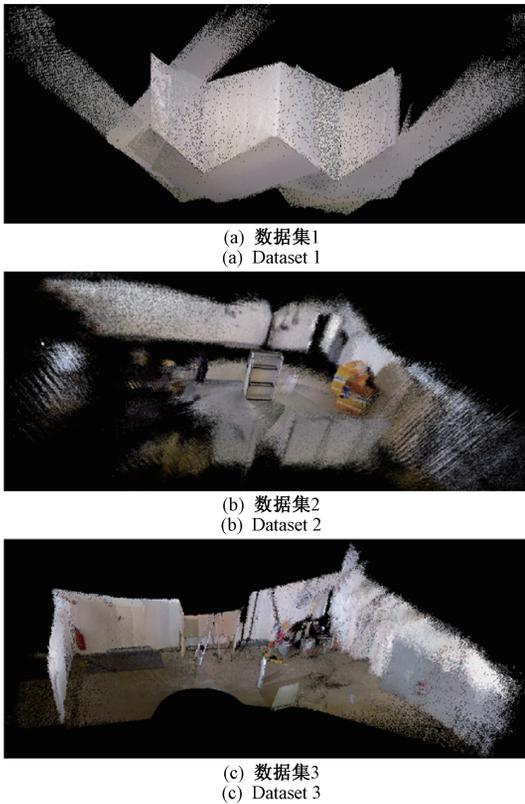


图 13 本文算法在 3 个数据集场景下的配准结果  
Fig.13 The results produced by our system on three datasets

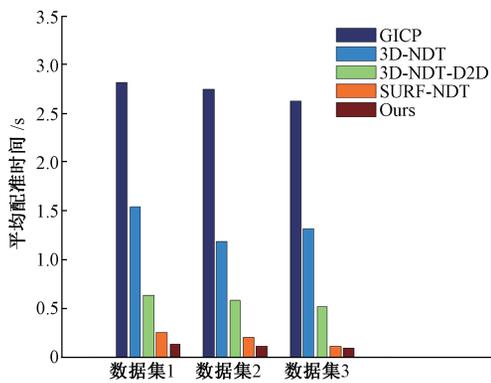


图 14 平均配准时间对比  
Fig.14 Comparison of average registration time

## 5 结 论

本文提出了一种新颖的 3D-NDT 点云配准算法,实现了稀疏纹理场景下高精点云地图构建,满足了室内机器人低纹理环境下的作业要求。

采用了一种改进 ORB 算子的特征提取与匹配算法,利用运动平滑一致性和双向一致性约束剔除外点。在精确配准矩阵计算阶段,采用基于 Octree 结构的动态网格

方法对特征点云进行划分,减少计算量的同时提高了配准精度。在著名的公共数据集 TUM 上的量化实验表明,本文提出的点云配准算法的性能优于没有初始矩阵估计的 3D-NDT-D2D、G-ICP、3D-NDT 算法和有初始矩阵估计的 SURF-NDT 算法,进一步证明了初始配准矩阵的对 3D-NDT 算法的重要性。

本文算法适用于室内机器人小场景操作,计划将点云配准研究扩展到大范围场景,提高机器人的大场景作业能力。未来,多线程运行、累积配准误差的消除以及点云地图的动态表达将是接下来的研究重点。

## 参考文献

[ 1 ] 张志佳,魏信,周自强,等. 一种基于八邻域深度差的点云边缘提取算法[J]. 仪器仪表学报, 2017, 38(8): 2016-2021.  
ZHANG Z J, WEI X, ZHOU Z Q, et al. 8N-DD-based point cloud edge extraction algorithm[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2017,38(10): 2574-2580.

[ 2 ] KATO A, MOSKAL L M, et al. Capturing tree crown formation through implicit surface reconstruction using airborne lidar data[J]. Remote Sensing of Environment, 2016, 113(6): 1148-1162.

[ 3 ] BURT A, DISNEY M, CALDERS K. Extracting individual trees from lidar point clouds using tree [J]. Methods in Ecology and Evolution, 2019, 10(3): 438-445.

[ 4 ] 郭会文,吴新宇,苏士娟,等. 移动相机下基于三维背景估计的运动目标检测[J]. 仪器仪表学报, 2017, 38(10): 2574-2580.  
GUO H W, WU X Y, SU S J, et al. 3D Background estimation for moving object detection using a single moving camera [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2017, 38(10): 2574-2580.

[ 5 ] MUR-ARTAL R, MONTIEL J M M, et al. ORB-SLAM: A versatile and accurate monocular SLAM system [J]. IEEE Transaction on Robotics, 2017, 31(5): 1147-1163.

[ 6 ] 朱朔凌,毛建旭,王耀南,等. 基于惯性导航角度补偿的室内激光 SLAM 方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2019, 33(3):1-7.  
ZHU SH L, MIAO J X, WAMH Y N, et al. Indoor laser SLAM method based on inertial navigation angle compensation[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2019, 33(3):1-7.

[ 7 ] YU Q, XIAO J, LU H, et al. Hybrid-residual-based RGBD visual odometry [J]. IEEE Access, 2018, 6: 28540-28551.

- [ 8 ] 石杰,周亚丽,张奇志. 基于改进 Mask RCNN 和 Kinect 的服务机器人物品识别算法[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40 (4): 216-218  
SHI J, ZHOU Y L, ZHANG Q Z. Service robot item recognition system based on improved Mask RCNN and Kinect [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40 (4): 216-218.
- [ 9 ] MONICA R, ALEOTTI J. Contour-based next-best view planning from point cloud segmentation of unknown objects [J]. Autonomous Robots, 2018, 42 (2): 443-458.
- [10] WANG P, LI W, et al. RGB-D-based human motion recognition with deep learning: A survey[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2018, 171: 118-139.
- [11] HILDEBRANDT A C, WITTMANN R, et al. Versatile and robust bipedal walking in unknown environments: real-time collision avoidance and disturbance rejection [J]. Autonomous Robots, 2019: 1-20.
- [12] MAGNUSSON M. The Three dimensional normal distributions transformation efficient representation for registration, surface analysis, and loop detection [J]. Renewable Energy, 2009, 28(4): 655-663.
- [13] SANTOSO F, GARRATT M A, PICKERING M R, et al. 3D mapping for visualization of rigid structures: A review and comparative study[J]. IEEE Sensors Journal, 2016, 16(6): 1484-1507.
- [14] HENRY P, KRAININ M, et al. RGB-D mapping: using kinect-style depth cameras for dense 3D modeling of indoor environments [J]. The International Journal of Robotics Research, 2012, 31(5): 647-663.
- [15] SEGAL A, HAEHNEL D, THRUN S. Generalized-icp [J]. Robotics: science and systems, 2009, 2(4): 427-435.
- [16] KWOK T H. DNSS: Dual-normal-space sampling for 3D ICP registration [J]. IEEE Transactions on Automation Science and Engineering, 2018 (99): 1-12.
- [17] ARUN K S, HUANG T S, BLOSTEIN S D. Least squares fitting of two 3D point sets [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2009, 9(5): 698-700.
- [18] PANG S, KENT D, et al. 3D scan registration based localization for autonomous vehicles: A comparison of NDT and ICP under realistic conditions [C]. IEEE 88th Vehicular Technology Conference, 2018: 1-5.
- [19] KIM P, CHEN J, CHO Y K. SLAM-driven robotic mapping and registration of 3D point clouds [J]. Automation in Construction, 2018, 89 (3): 38-48.
- [20] QUAN S, MA J, HU F, et al. Local voxelized structure for 3D binary feature representation and robust registration of point clouds from low-cost sensors [J]. Information Sciences, 2018, 444: 153-171.
- [21] HONG H, LEE B. Map registration of Lidar-based 2D NDT map and vision-based 3D NDT map with known initial robot poses [C]. ACM International Conference on Robotics, Control and Automation Engineering, 2018: 102-106.
- [22] STOYANOV T, MAGNUSSON M, ALMQVIST H, et al. On the accuracy of the 3D normal distributions transform as a tool for spatial representation [C]. IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2011: 4080-4085.
- [23] STOYANOV T, MAGNUSSON M, LILIENTHAL A J. Point set registration through minimization of the L2 distance between 3D-NDT models [C]. IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2012: 5196-5201.
- [24] ANDREASSON H, STOYANOV T. Real time registration of RGB-D data using local visual features and 3D-NDT registration [C]. IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2012.
- [25] RUBLEE E, RABAUD V, KONOLIGE K, et al. Orb: An efficient alternative to sift or surf [C]. IEEE International Conference on Computer Vision, 2011: 2564-2571.
- [26] 唐宏伟, 孙炜, 杨凯, 等. 基于 SURF 特征的多机器人栅格地图拼接方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2017, 31(6): 859-868.  
TANG H W, SUN W, YANG K, et al. Grid map merging approach of multi-robot based on SURF feature [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2017, 31(6): 859-868.
- [27] YU H S, FU Q, et al. Robust robot pose estimation for challenging scenes with an RGB-D camera [J]. IEEE Sensors Journal, 2019, 19 (6): 2217-2229.
- [28] AUM ÜLLER M, BERNHARDSSON E. ANN benchmarks: A benchmarking tool for approximate nearest neighbor algorithms [J]. Information Systems, 2019.
- [29] 张闻宇, 李智, 王勇军. 基于 CenSurE-star 特征的无人机景象匹配算法[J]. 仪器仪表学报, 2017, 38(2): 462-470.  
ZHANG W Y, LI ZH, WANG Y J. UAV scene matching

algorithm based on CenSurE-star feature [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2017, 38 (2): 462-470.

- [30] RANGARAJAN K, SHAH M. Establishing motion correspondence [J]. CVGIP: image understanding, 1991, 54(1): 56-73.
- [31] BIAN J W, LIN W Y, MATSUSHITA Y, et al. GMS: grid-based motion statistics for fast, ultra-robust feature correspondence [J]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2017: 4181-4190.
- [32] LIN W Y D, CHENG M M, LU J, et al. Bilateral functions for global motion modeling [C]. European Conference on Computer Vision, 2014: 341-356.
- [33] HAMEL T, SAMSON C. Observers for the nonstationary PnP problem [J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2018, 63(3): 726-741.
- [34] HADFIELD S, LEBEDA K, BOWDEN R. Hard-PnP: PnP optimization using a hybrid approximate representation[J]. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2019, 41(3): 768-774.
- [35] STURM J, ENGELHARD N, ENDRES F, et al. A benchmark for the evaluation of RGB-D SLAM systems [C]. IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2012: 573-580.
- [36] 孙健. 基于RGB-D相机的室内移动机器人三维地图构建研究[D]. 长沙:湖南大学, 2018.  
SUN J. 3D mapping with an RGB-D camera for Indoor mobile robot [D]. Changsha: Hunan University, 2018.
- [37] 齐乃新, 杨小冈, 李小峰, 等. 基于ORB特征和LK光流的视觉里程计算法[J]. 仪器仪表学报, 2018, 39(12): 216-227.  
QI N X, YANG X G, LI X F, et al. Visual odometry algorithm based on ORB features and LK optical flow[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, 39(12): 216-227.
- [38] YU H S, FU Q, LAI L H, et al. A Robust RGB-D SLAM system with points and lines for low texture Indoor environments [J]. IEEE Sensors Journal, 2019, DOI: 10.1109/JSEN.2019.2927405.

## 作者简介



E-mail: yuhongshancn@163.com

**Yu Hongshan** received the B. S. degree, the M.S. degree, and the Ph. D. degree from Hunan University in 2001, 2004 and 2011, respectively. He is currently a professor of Hunan University, Shenzhen Research Institute of Hunan University, and associate dean of National Engineering Laboratory for Robot Visual Perception and Control. His research interests include autonomous mobile robot and machine vision.



**付强**(通信作者), 2015年于湖南师范大学获得学士学位, 现为湖南大学电气与信息工程学院博士生, 主要研究方向为视觉SLAM和点云重建。

E-mail: cn.fq@qq.com

**Fu Qiang** (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Hunan Normal University in 2015. He is currently a Ph. D. candidate at the Hunan University. His research interests include visual SLAM, computer vision, machine learning, and mobile robot pose estimation.



**孙健**, 2015年于武汉工程大学获得学士学位, 2018年于湖南大学获得硕士学位, 主要研究方向为基于激光的导航和地图创建。

E-mail: 2278668436@qq.com

**Sun Jian** received his B. Sc. degree from Wuhan Institute of Technology in 2015, and the M. Sc. degree from Hunan University in 2018. His research interests include laser SLAM and sensor fusion.