

DOI: 10.13382/j.jemi.B2003754

融合轮廓特征的线激光点云的快速配准算法*

孙 炜 苑河南 刘乃铭 刘权利 舒 帅
(湖南大学 电气与信息工程学院 长沙 410000)

摘 要:点云配准是计算机三维视觉的研究热点。传统点云配准算法存在着配准时间长和配准成功率低的问题,针对上述问题,设计了融合轮廓特征的线激光点云配准算法。该算法通过搜索轮廓特征关键点,并将这些关键点用于配准迭代并计算配准结果,减少了迭代次数且对源点云和目标点云初始位置要求较低。实验对比了迭代最近点(ICP)算法、Fast ICP 算法和改进的点云配准算法,实验结果表明改进的点云配准算法的配准效果明显改善,与 ICP 和 Fast ICP 算法相比,改进的点云配准算法在速度上分别提高了 14 倍和 2 倍,并且未出现配准失败的情况。

关键词:线激光点云;配准;迭代最近点;轮廓特征

中图分类号: TN911.73; TP391 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4050

Fast registration algorithm combining contour features for line laser point clouds

Sun Wei Yuan Henan Liu Naiming Liu Quanli Shu Shuai
(College of Electrical and Information Engineering, Hunan University, Changsha 410000, China)

Abstract: The line laser sensor is a new type of sensor that has been more widely used in recent years. It has the advantages of non-contact, high accuracy and fast speed, which can acquire high-resolution point cloud data in a short time. However, the traditional point cloud registration algorithm has the problems of low registration accuracy and long registration time when processing the line laser point cloud, which make it difficult to meet the requirements of production time and accuracy in practical application scenarios. In this paper, we propose a line laser point cloud registration method that combines contour features to extract the contour features of the line laser and utilize them as the key points for point cloud registration iteratively, and experiments are conducted to compare the traditional iterative closest point. The experimental results demonstrate that our method has great potential for application because of its high accuracy and short registration time.

Keywords: line laser point cloud; registration; iterative closet point; contour features

0 引 言

在计算机视觉、三维激光扫描重建、目标检测和识别等众多应用中,点云配准是一个具有挑战性的问题。在三维视觉没有广泛应用前,配准在二维图像中已经得到了广泛的使用,例如人脸识别^[1]。随着科技发展,三维视觉的使用越来越广泛,它在医疗、无人驾驶^[2]、工业^[3]、测绘^[4]等领域应用中也扮演着重要的角色,在医学中,点云

配准可以同时用于医学图像重建^[5]、病人的运动跟踪和监控^[6];在无人驾驶中,点云配准用于重建道路、识别行人、车辆等信息^[2,7];随着科技的进步,传感器的精度和分辨率也显著提高,获取点云数据的规模也越来越大,这也给点云配准处理算法带来了诸多挑战^[8],如何提高点云配准算法的速度和精度成为了研究热点。激光轮廓传感器是现代传感器领域的后起之秀,具有非接触、高精度、高速度等优点,已经在涂胶、焊接、质量检测等应用场景中得到了广泛的应用,正由于激光轮廓传感器高精度、高

速度的特点,线激光轮廓传感器获取的点云数据往往较为庞大,传统的点云配准算法在配准线激光点云时表现不稳定,面对大规模的点云数据执行配准算法会出现计算时间长、配准精度地甚至配准失败等问题^[9],针对该问题提出了一种基于线激光轮廓特征点云快速配准算法,提出了一种融合先激光点云轮廓特征快速配准方法,并通过激光轮廓传感器采集了一个圆弧形工件和 L 形工件的点云进行配准算法实验,同时对比了迭代最近点(iterative closet point, ICP)算法和 Fast ICP 算法以及改进的点云配准算法的表现,实验证明改进的点云配准算法很大程度上有效解决了上述问题。

针对点云配准问题研究人员提出了许多算法,其中应用最为广泛的是 Besl 等^[10]在 1992 年提出的 ICP 算法,该算法是一种迭代配准算法,通过查找两个点云数据中的对应点,并计算对应点之间的最优刚体变换的参数实现两个点云的配准,但该算法的缺点是需要较多次数的迭代,且参与迭代的点云为所有点云,算法的时间复杂度较高,计算速度慢;针对该问题,Rusinkiewicz 等^[11]对 ICP 算法的一些改进算法进行分类评估,评估它们在准确的配准前提下的速度影响,最后提出了 Fast ICP 算法,该算法在确保精度的同时,显著加快配准算法的速度;Masuda 等^[12]采用最小中值平方法(least median of squares, LM)得到目标函数,而非经典算法中的最小平方法,实验结果表明,该方法可以有效降低噪声的影响;Chen 等^[13]采用待配准点云的点法线与参考点云的交点确定对应点,改进目标函数为点到面(point-toplane)的距离,该方法能减少迭代次数并加快算法收敛速度,但在某些情况下该算法的看干扰能力较差,在有噪声的点云配准结果非常不理想;Jauer 等^[14]提出了一种用于刚性点云注册的新颖框架。他们的方法基于力学和热力学原理。通过将点云假定为由粒子组成的刚体来解决配准问题。在两个粒子系统之间施加力,以使它们彼此吸引或排斥。这些力用于使一个粒子系统朝向另一个系统的刚体运动,直到两个都对齐为止。此外,随着深度学习的发展,深度学习在点云配准中也由着一些应用,Perez-Gonzalez 等^[15]提出了一种新的刚性点云配准方法,称为点配准学习(PREL);Pan 等^[16]利用图卷积网络提出了 3DTL-Net,深度学习的方法相较于传统的点云配准算法精度高但由于深度学习在训练神经网络中需要大量的数据集作为训练样本,在很多场景下,该条件难以实现。

综上所述,点云配准算法普遍存在着的主要问题是配准精度不理想且配准速度较慢,配准速度和精度难以兼得,针对该问题提出了一种融合线激光轮廓特征的线激光点云配准算法,通过对线激光传感器采集的轮廓数据进行特征点搜索,利用这些特征点作为点云配准中的关键点,不依赖点云数据的曲率和法线特征,在大量减少

配准过程中迭代次数的同时,搜索到了具有强对应关系的特征点,有效的提高了线激光点云的配准速度和精度。

1 点云配准

在计算机视觉、模式识别和机器人学中,点云配准是找到对齐两个点云空间变换(如缩放、旋转和平移)的过程。其主要目的是将多个数据集合并成全局一致的模型(或坐标系),并将新的测量值映射到已知的数据集以识别特征或估计其姿态^[17]。所以点云配准的核心问题就可以被描述为给定源 P_{src} 和目标点云 P_{tar} ,求解出最优的旋转矩阵 $\mathbf{R}$ 和平移向量 $\mathbf{T}$,使两片点云之间的距离之和最小,表达式如下:

$$f(x) = \min \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \|p_{t_i} - \mathbf{R} \cdot p_{s_i} - \mathbf{T}\| \quad (1)$$

式中: $p_{t_i} \in P_{src}$ 和 $p_{s_i} \in P_{tar}$ 且为两个点集中的对应点; n 代表两个点云集中对应点的数目。

1.1 ICP 算法

ICP 是点云配准中使用最广泛的算法,传统的 ICP 算法流程如下:

假设源点云集 $P_s = \{p_i, i=1, 2, 3, \dots, n_p\}$ 及目标点云集 $P_t = \{q_i, i=1, 2, 3, \dots, n_q\}$,在 ICP 算法的每次迭代运行过程中,循环执行如下步骤。

1) 从源点云集 P_s 中,寻找与目标点云集 P_t 对应的最近点点集 P_i^k :

$$P_i^k = \min \| \mathbf{R}^{k-1} \cdot q_i - \mathbf{T}^{k-1} - p_i \|^2 \quad (2)$$

2) 其中 $\mathbf{R}^{k-1}$ 和 $\mathbf{T}^{k-1}$ 为第 $k-1$ 次迭代中计算的旋转矩阵和平移矩阵。

3) 利用最小二乘法优化下列目标函数,根据式(3)求得旋转矩阵 $\mathbf{R}^k$ 和平移矩阵 $\mathbf{T}^k$ 的最优解:

$$f(\mathbf{R}^k, \mathbf{T}^k) = \min_{\mathbf{R}^k, \mathbf{T}^k} \sum_{i=1}^{n_p} \| \mathbf{R}^k \cdot q_i - \mathbf{T}^k - p_i \|^2 \quad (3)$$

4) 对源点云中每个点云数据做旋转平移变换,变换公式如下:

$$P^{k+1} = \{p_i^{k+1} = \mathbf{R}^k \cdot p_k + \mathbf{T}^k, p_i^k \in P\} \quad (4)$$

5) 计算源点云和目标点云的平均距离 d^{k+1} 计算如下:

$$d^{k+1} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \|p_i - q_i\|^2 \quad (5)$$

其中 n 为源点云集和目标点云集中的对应点个数,若平均距离 d^{k+1} 小于用户设定的阈值 τ 或达到迭代次数限制,则结束算法并得到计算结果。

1.2 融合线激光轮廓特征的 ICP 算法

从 ICP 算法的原理不难看出传统 ICP 算法的缺陷,该算法对点云数据集中的每个点进行操作,也并未用到

快速搜索的算法,这是导致 ICP 算法速度慢的根本原因,在数据量较大的场景下,配准过程的时间复杂度和空间复杂度都非常大,在搜所对应点和刚体变换矩阵的求解过程所消耗的时间很多场景下无法达到生产要求,尤其像配备线激光传感器的工业应用场景,点云的数据规模可以达到几十万甚至上百万,传统 ICP 的实时性就变得很差,对于此问题提出了一种融合线激光点云的轮廓特征的 ICP 算法,该算法主要分为 3 个阶段:首先对激光轮廓传感器获取的源点云和目标点云的轮廓线进行关键点搜索,关键点是指角点;其次,对将源关键点集和目标关键点集进行统计滤波滤除离群点和噪点,并使用点到线的匹配方式进行匹配计算得到两个关键点集的刚体变换矩阵;最后将该变换矩阵作用于源点云,将源点云转换到目标点云下。

1) 轮廓关键点搜索

线激光点云是激光扫描仪对物体扫描获取的点云数据,点云数据由多条二维轮廓线拼接而成,点云由若干条轮廓线拼接形成如图三维所示的线激光点云。

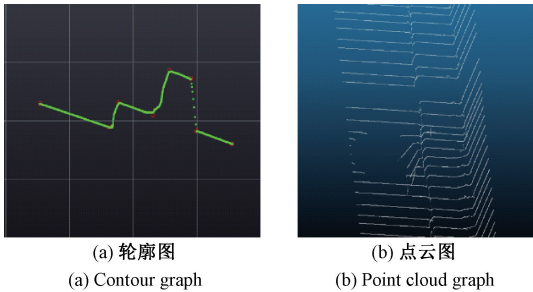


图 1 轮廓图和轮廓拼接的点云图

Fig. 1 Contour and point cloud

图 1(a)为待加工工件的二维线激光轮廓图;图 1(b)为待加工工件的三维线激光点云图。由图 1(b)可以观察到其三维点云数据是多个类似图 1(a)的轮廓组合而成。

搜索二维轮廓线的角点后再映射回三维空间,将这些点作为后续迭代的关键点,并在这些点集中寻找对应点可以显著减少数据量和迭代次数,二维角点映射回三维空间中关键点击的关联性较强,它们的分布呈直线或曲线,通过点对应曲线的方式进行对应点搜索准确性更高且运算量少,搜索轮廓线角点的方式如下。

(1) 计算轮廓线中相邻两点之间的距离 d_i ,激光轮廓传感器每条轮廓线上的点有两个值,分别是相对于传感器坐标系水平方向的偏移值 x ,和高度值 z ,相邻两点 (x_{i+1}, z_{i+1}) 和 (x_i, z_i) 之间的距离 d_i 计算如下:

$$d_i = \sqrt{(x_{i+1} - x_i)^2 + (z_{i+1} - z_i)^2} \quad (6)$$

(2) 判断 d_i 和阈值 eps 的关系,若 $d_i > eps$,则认为点 (x_i, z_i) 是一个区域分割点,利用 d_i 和 eps 的距离关系将每条轮廓线分为若干段, eps 的大小由用户设定。

(3) 判断每个分段的数据点数是否大于用户期望值 n ,若该分段的数据点数小于期望值 n 则认为该段数据为噪声点并舍弃该分段的所有数据。

(4) 此时已经将一条轮廓线基于相邻点的距离分为了若干段,设每个分段中的数据点个数为 k ,则根据该段中的第 1 个点和该分段中的第 k 个点,计算一条直线,直线的方程如下:

$$Ax + By + C = 0 \quad (7)$$

(5) 并根据式(8)计算出每个点 (x_i, z_i) 到该直线的距离:

$$Dis = \frac{|Ax_i + By_i + C|}{\sqrt{A^2 + B^2}} \quad (8)$$

(6) 判断 Dis 的最大值是否大于用户设定的阈值 Δe ,若 $Dis > \Delta e$,则认为 Dis 取得最大值的点是一个角点,否则判定该段为直线,无关键点,若该点为角点,则以该点为分界点递归的搜索该分段中剩下的关键点,直至所有关键点搜索完毕。

2) 关键点集的滤波和匹配

上述算法获取了源关键点云集 P_{key} 和目标关键点云集 Q_{key} ,这个关键点集存在着噪声点和错误点,需要对这些点进行剔除具体方法为利用统计滤波器^[18]对源点云的关键点和目标点云的关键点进行滤波操作,统计滤波对每个点的邻域进行一个统计分析,并修剪掉一些不符合标准的点。具体方法为在输入数据中对点到临近点的距离分布的计算,对每一个点,计算它到所有临近点的平均距离(假设得到的结果是一个高斯分布,其形状是由均值和标准差决定),那么平均距离在标准范围之外的点,可以被定义为离群点并从数据中去除。滤波前后关键点云对比如图 2 所示。

对滤波后源关键点云集 P_{key} 和目标关键点云集 Q_{key} 进行如下迭代过程。

(1) 对于 P_{key} 中的每一点 $p_i (i=1, 2, 3, \dots, n_p)$ 和 Q_{key} 中的点 $q_j (j=1, 2, 3, \dots, n_q)$,利用式(9)和(10)计算出 p_i 和 q_j 的最小欧氏距离 d_m 。

$$d_m = \min \|p_i - q_j\| \quad (9)$$

$$\|p_i - q_j\| = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2 + (z_i - z_j)^2} \quad (10)$$

(2) 此时的 p_j 作为 p_i 的对应点 p'_i 。通过这样的方法找出 p_i 的所有对应点,组成对应点集 (p_i, p'_i) 。

(3) 求解旋转矩阵 R 和平移向量 T ,利用步骤(1)中获取的匹配点对式(11)的目标函数进行优化。

$$f_m = \min \sum_{i=1}^{n_p} \|p'_i - R \cdot p_i - T\|^2 \quad (11)$$

(4) 当该目标函数 f_m 最小的 R 和 T 即为所求的旋转矩阵和平移向量。

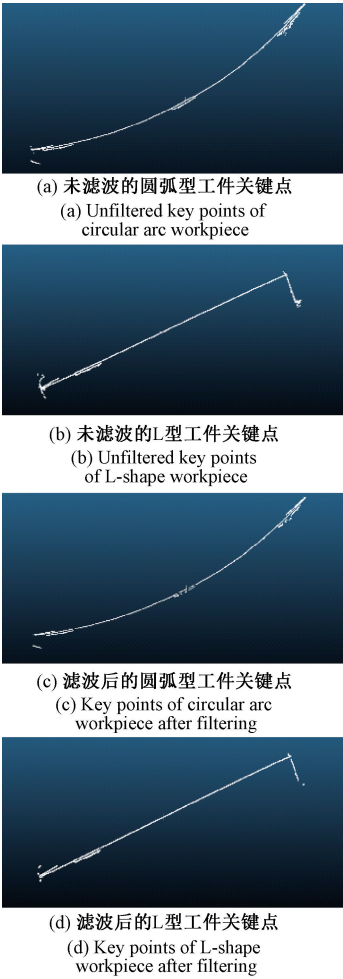


图 2 滤波前后对比

Fig. 2 Comparison chart before and after filtering

(5)更新点云,根据步骤(2)计算的 R 和 T 通过式(12)将源关键点云集 P_{key} 和转换到目标关键点云集 Q_{key} 下:

$$P'_{key} = R \cdot P_{key} + T \tag{12}$$

得到新的源关键点云 P'_{key} 。

(6)重复迭代步骤(2)~(4)直到点云中的目标函数小于预设值或迭代次数达到上限,迭代结束后计算所得的最终结果 R_f 和 T_f 作为两个点云的配准结果。

3)源点云转换至目标点云

上述实验关键点匹配算法,计算出了两个关键点集之间的刚体变化关系,该关系用一个旋转矩阵 R_f 和平移向量 T_f 描述,源点云向目标点云的转换就使用这个刚体变换关系进行转换,对于源点云中的每一个点 p_i 利用下式进行换算,即可将源点云 P 转化到目标点云 Q 的坐标系下,至此线激光点云配准算法结束。

$$p'_i = R_f \cdot p_i + T_f \tag{13}$$

2 实验与分析

2.1 实验条件和点云预处理

实验平台的硬件环境和软件环境如表 1 所示。

表 1 实验条件

Table 1 Experimental conditions

名称	版本/配置
激光轮廓传感器	LMI Gocator 2430
上位机 CPU	i5-7500
上位机 RAM	8G
操作系统	Windows 10
开源点云处理库	pcl 1.8.1
编程语言	C++
编译器	MSVC2015

实验所用的点云数据通过激光轮廓传感器固定在机械臂末端分别对 L 形工件和圆弧形弓箭进行扫描,其实物图和获取数据的点云可视化图如图 3 所示。

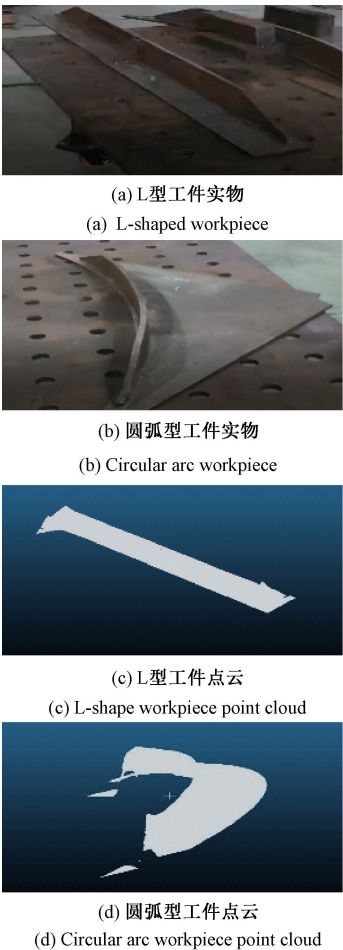


图 3 实物图和点云数据图

Fig. 3 Physical graph and point cloud data

激光轮廓传感器采集的线激光点云数据规模较大,直接进行配准计算代价太大,故需要先对点云数据进行降采样,降采样在保留点云基础形状的同时又可以显著降低点云数据的规模,采用的降采样方法为均匀降采样^[19],降采样前后的数据规模对比如表 2 所示。

表 2 点云降采样前后对比

Table 2 Point cloud downsampling comparison			
工件名称	降采样前	降采样后	数据缩减百分比/%
L 形工件	1 897 399	364 362	80. 79
圆弧形工件	1 647 878	345 350	79. 04

为了方便对比实验结果,首先对源点云做一个已知的刚体变换,将变换后的点云作为目标点云,本实验中的变换方式是分沿着点云坐标系的 x 、 y 、 z 轴的正方向平移 20 个单位,然后再分别绕 z 、 y 、 x 轴顺时针方向旋转 60° ,将该变换关系写成齐次变换矩阵的形式如下:

$$T = \begin{bmatrix} 0.25 & -0.058\ 012\ 7 & 0.966\ 506 & 20 \\ 0.433\ 013 & 0.899\ 519 & -0.058\ 012\ 7 & 20 \\ -0.866\ 025 & 0.433\ 013 & 0.25 & 20 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

(14)

将该变换应用于源点云上,如图 4 所示的结果,图中绿色点云代表源点云,红色点云代表应用式(14)变换后的点云,即目标点云。

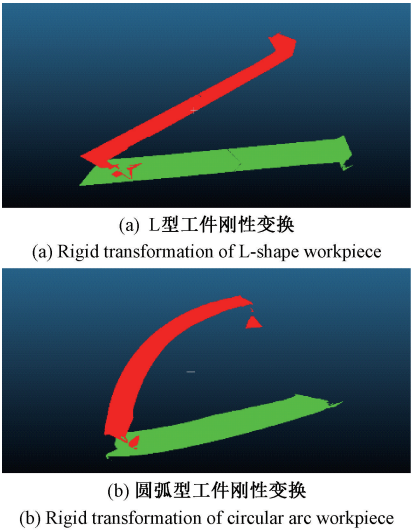


图 4 已知刚性变换后的点云
Fig. 4 Known rigid transformation point cloud

只需运用配准算计算出变换矩阵,和真实值做比对,即可得到配准算法的精度表现。

2.2 配准结果和时间分析

将改进的点云配准算法和传统的 ICP 算法以及 Fast ICP 算法进行对比,分别将 L 形工件圆弧形工件的源点云向目标点云进行配准,用 P 表示源点云, Q 表示目标点云,测试无噪声情况下的配准情况,即点云 P 向 Q 配准,配准实验结果如表 3 所示。

表 3 三种算法配准结果对比

算法	L 形工件点云误差			圆弧形		
	Δx	Δy	Δz	Δx	Δy	Δz
ICP	11. 864 6	8. 531 1	2. 943 9	1. 5	15. 161 8	15. 422 9
Fast ICP	1. 138 3	-4. 705 8	4. 293 4	-0. 143 8	1. 176 9	1. 193
改进的算法	-0. 000 76	0. 000 4	0. 001 2	0. 000 8	0. 001 7	0. 001 96

根据表 3 可知,改进的点云配准算法显著优于 Fast ICP 和传统 ICP 算法,传统的 ICP 算法和 Fast ICP 作用域 L 形工件点云数据时,误差较大,达不到多数场景下的精度要求,提出的 3 种算法配准实验的可视化结果如图 5 所示,从图 5 可以看出,ICP 算法和 fast ICP 算法对 L 形工件点云配准效果很差,配准失败,提出的融合轮廓特征的线激光点云配准算法表现明显好于其他两种。

在表 1 的实验条件下,分别对 3 种算法循环 10 次,统计每种算法运行时间的平均值并进行比较,3 种算法平均运行时间的统计结果和比较结果如表 4 所示。

由表 4 可知,改进的点云配准算法速度快于传统的 ICP 算法和 Fast ICP 算法,仅需几秒内就可以完成几十

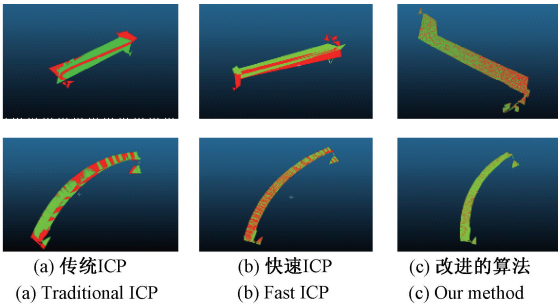


图 5 三种算法配准结果
Fig. 5 Three algorithm registration results

万点云的配准,相比于其他两种算法具有很高的实时性。

表 4 三种算法收敛时间对比

Table 4 Convergence time comparison of three algorithms (s)

算法	L 形工件点云	圆弧形工件点云
传统 ICP	72.390	203.054
Fast ICP	12.96	20.18
改进的算法	5.57	9.22

3 结 论

通过激光轮廓传感器扫描获取 L 形工件和圆弧形工件的线激光点云,采用降采样技术缩减点云数据的规模,并对比传统的 ICP 算法和 Fast ICP 算法以及提出的改进算法进行对比分析,改进的算法在线激光点云的配准过程中表现均优于 ICP 和 Fast ICP,配准精度高于其他两种算法,配准速度显著优于其他两种算法,随着传感器精度的进步和发展激光轮廓传感器在各行业也得到了普遍的应用,提出的线激光点云配准算法具有很大的使用价值和广阔的发展前景,对提高生产效率和生产的实时性具有重大的意义。

参考文献

[1] 张倩,吕丽平. 基于 ORB 与局部仿射一致性约束的快速人脸特征配准[J]. 电子测量与仪器学报,2019,33(6):38-44.
ZHANG Q, LV L P. Fast facial feature registration based on ORB and local affine consistency constraints[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2019,33(6):38-44.

[2] WANG L, MENG W, XI R, et al. 3D point cloud analysis and classification in large-scale scene based on deep learning [J]. IEEE Access, 2019, 7: 55649-55658.

[3] 王琼,王海燕,孙保群,等. 车辆曲面重构中点云精简算法的研究与改进[J]. 电子测量与仪器学报,2017,31(11):1693-1701.
WANG Q, WANG H Y, SUN B Q, et al. Research and improvement of point cloud refinement algorithm in vehicle surface reconstruction[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2017, 31 (11): 1693-1701.

[4] 严可馨,黎东青,赵晓东,等. 三维激光扫描仪法洞库容量测量算法研究[J]. 电子测量与仪器学报,2018,32(6):6-11.
YAN K X, LI D Q, ZHAO X D, et al. Research on the algorithm of cave bank capacity measurement by 3D laser scanner method[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2018,32(6):6-11.

[5] 秦然. CT 脑血管图像的三维重建图形配准算法[J]. 电子测量与仪器学报,2008,22(3):37-42.
QIN R. 3D reconstruction of CT cerebrovascular images with graphic registration algorithm [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2008, 22 (3): 37-42.

[6] YUAN H, FEI P. Registration algorithm for point cloud based on normalized cross-correlation[J]. IEEE Access, 2019(7):137136-137146.

[7] YU Y, LI J, GUAN H, et al. Three-dimensional object matching in mobile laser scanning point clouds[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2014, 12(3): 492-496.

[8] YUAN H N, SUN W, XIANG T Y. Line laser point cloud segmentation based on the combination of RANSAC and region growing[C]. 39th Chinese Control Conference (CCC), 2020.

[9] LI P, WANG R S, WANG Y X, et al. Evaluation of the ICP algorithm in 3D point cloud registration[J]. IEEE Access, 2020, doi:10.1109/ACCESS.2020.2986470.

[10] BESL P J, MCKAY H D. A method for registration of 3-D shapes [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1992, 14(2):239-256.

[11] RUSINKIEWICZ S, LEVOY M. Efficient variants of the ICP algorithm[C]. Third International Conference on 3-D Digital Imaging and Modeling, 2001.

[12] MASUDA T, SAKAUE K, YOKOYA N. Registration and integration of multiple range images for 3-D model construction[C]. International Conference on Pattern Recognition, IEEE, 1996.

[13] CHEN Y, GÉRARD MEDIONI. Object modeling by registration of multiple range images [J]. Image and Vision Computing, 2002, 10(3):145-155.

[14] JAUER P, KUHLEMANN I, BRUDER R, et al. Efficient registration of high-resolution feature enhanced point clouds[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2019, 41(5): 1102-1115.

[15] PEREZ-GONZALEZ J, LUNA-MADRIGAL F, PIÑA-RAMIREZ O. Deep learning point cloud registration based on distance features [J]. IEEE Latin America Transactions, 2019, 17(12): 2053-2060.

[16] PAN G H, LIU P L, WANG J, et al. 3DTI-Net: Learn 3D transform-invariant feature using hierarchical graph CNN[M]. PPacific Rim International Conference on Artificial Intelligence, 2019.

[17] POMERLEAU F, COLAS F, SIEGWART R. A Review of point cloud registration algorithms for mobile robotics[J]. Foundations & Trends in Robotics, 2015,

4(1):1-104.

- [18] POURMOHAMAD T, HERBERT K. The statistical filter approach to constrained optimization[J]. Technometrics, 2020, 62(3): 303-312.
- [19] KANG L, JIANG J, WEI Y, et al. Efficient randomized hierarchy construction for interactive visualization of large scale point clouds[C]. 2019 IEEE Fourth International Conference on Data Science in Cyberspace (DSC), 2019.

作者简介



孙炜, 1996 年于湖南大学获得学士学位, 1999 年于湖南大学获得硕士学位, 2003 年于湖南大学获得博士学位, 现为湖南大学教授, 主要研究方向机器人和人工智能。
E-mail: david-sun@126.com

Sun Wei received his B. Sc. degree in 1996 from Hunan University, M. Sc. degree in 1999 from Hunan University, and Ph. D. degree in 2003 from Hunan University. Now he is a professor at Hunan University. His main research interests include robot and artificial intelligence.



苑河南, 2018 年于湖南大学获得学士学位, 现为湖南大学硕士研究生, 主要研究方向为机器人、三维视觉、点云处理。

E-mail: henayuan@dingtalk.com

Yuan Henan received his B. Sc. degree in 2018 from Hunan University. Now he is a M. Sc. candidate at Hunan University. His main research interests include robot, 3D vision and point cloud processing.