

基于改进特征匹配的点云数据无缝拼接研究

吕 颖¹, 陈志明¹, 杨天天¹, 牛 康²

(1. 南京航空航天大学, 江苏 南京 210016;

2. 上海机电工程研究所, 上海 201100)

摘要: 针对现代传感器由于自身扫描范围限制不能一次性完成对象的扫描, 需重复多视角来获取对象完整三维信息的问题, 提出一种通过传感器实时获取周围场景来实现三维点云拼接的方法。首先, 传感器采集场景的深度信息和彩色信息来获取连续帧间的 SURF 特征点, 并计算特征描述子; 然后, 采用局部特征描述的粗配准和 ICP 方法将不同视角下的点云转换到统一的坐标系下, 并通过 RANSAC 算法剔除误匹配; 最后, 结合得到的平移矩阵和旋转矩阵完成点云数据的无缝拼接。实验结果表明, 应用特征匹配方法进行点云拼接的算法在消除公共部分冗余数据的同时, 能够比较完整的保留两组点云之间互补包含的点云数据。

关键词: 随机抽样一致性; 特征点提取; 点云特征匹配; 点云拼接

中图分类号: TP391.9 **文献标识码:** B

Research on seamless mosaic of point cloud data with improved feature matching

LV Ying¹, CHEN Zhi-ming¹, YANG Tian-tian¹, NIU Kang²

(1. Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, Nanjing Jiangsu 210016, China;

2. Shanghai Electro-Mechanical Engineering Institute, Shanghai 201100, China)

ABSTRACT: For the modern sensors, due to the limitation of its own scanning range, it is not possible to complete the scanning of the complete model at a time. It is necessary to repeat the multi-angle of view to obtain the complete three-dimensional information of the model. The paper proposes a method for realizing the three-dimensional point cloud splicing by real-time acquisition of surrounding scenes through sensors. Firstly, the sensor collected the depth information and color information of the scene to obtain SURF feature points between successive frames, and calculated the feature descriptors. Then, the coarse registration and ICP methods of local feature description were used to convert the point clouds to the united coordinate system, and the mismatch was eliminated by RANSAC algorithm. Finally, the translation matrix and rotation matrix were combined to complete the seamless mosaic of point cloud data. The experimental results show that the algorithm of point cloud splicing using feature matching method can completely preserve the redundant point data of the two parts of the point cloud while eliminating the redundant data of the common part.

KEYWORDS: RANSAC; Feature point extraction; Point cloud feature matching; Point cloud stitching

1 引言

随着计算机和图像采集设备技术的不断完善, 图像的发展逐渐适应医疗、军事、工业等社会发展方面的需求, 促进了

图像特征匹配技术的发展, 并已经应用于航空航天和计算机视觉等多个领域。在图像开发的蓬勃发展时期, 人们通常使用普通相机来获取二维图像, 但是对于一些重要的内容信息, 图像不能很好的进行显示。随着深度传感器的出现, 激光扫描技术可以更加便捷的获取目标物体表面的三维点云信息。高质量、全面的 3D 点云数据是进行目标检测和识别的基础。深度相机突破了传统相机的成像概念和模式, 具有视觉测量功耗低、精度高、隐蔽性强, 图像信息更加丰富, 可

基金项目: 国家自然科学基金(61673212); 江苏省自然科学基金(BK20161490)

收稿日期: 2019-02-22 修回日期: 2019-06-13

实现快速鲁棒性的特点。智能机器人的实时定位与地图构建技术是在未知环境中定位的最主流的技术之一。该技术的目的是通过使用智能机器人自身携带的各种传感器来获取未知环境中的位置。本文中,通过深度传感器采集周围环境的相关信息,在没有场景和运动的先验信息的情况下,可以确定目标的状态估计。

目前有很多特征点提取的方法,如 SURF^[1] 算法, SIFT^[2] 算法, Harris^[3] 算法等。其中最具有代表性的是由 Herbert Bay 提出的 SURF 算法。该算法是一种基于 SIFT 的局部特征检测算法,具有实时性和稳定性。此外,还有大量关于点云特征匹配技术的研究。文献[4]表明通过测量结构相似性来执行特征匹配和对齐。文中的方法从样本纹理中提取要素图,生成新的要素图和纹理贴图。文献[5]提出了一种使用先前数据解决移动机器人定位问题的方法。利用二维图像特征匹配转移到三维点云匹配,通过特征点匹配估计机器人的位置。文献[6]提出了一种基于 Hessian 矩阵的快速检测子算法。通过分析像素强度与分割区域中的中心点之间的差异来建立描述符以实现匹配。文献[7]提出了一种基于随机抽样一致性算法的方法,用于去除误匹配特征点,根据特征点的空间特征不变性实现自动匹配。首先,根据允许误差将所有的初始匹配点云划分为内点和外点,然后利用内点数据中更加准确的特征点来比较参数点。最后,在多次随机采样后确定最终的模型参数。

2 点云的获取与预处理

2.1 视觉传感器获取点云数据

采用视觉传感器技术可以获取物体的 RGB 信息和深度信息。为了在匹配过程中解决相机的运动状态,需要将二维像素坐标转换为三维点云空间坐标。

内参矩阵是通过相机标定获得的。每一个空间点的位置及像素坐标可以用一个简单的矩阵模型来描述。如式(1)所示

$$s \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = C \cdot (R \cdot \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} + t) \quad (1)$$

式中:参数矩阵 C 如式(2)所示。 $[u \ v \ d]$ 是图像中的像素坐标,其中 d 指深度数据。空间点 $[x \ y \ z]$ 和像素坐标 $[u \ v \ d]$ 的对应关系如式(3)所示:

$$C = \begin{bmatrix} f/dx & 0 & u_0 \\ 0 & f/dy & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (2)$$

$$\begin{cases} u = \frac{x \cdot f_x + c_x}{z} \\ v = \frac{y \cdot f_y + c_y}{z} \\ d = z \cdot s \end{cases} \quad (3)$$

式中 $f_x \ f_y$ 是指相机在 x, y 两个轴上的焦距, $c_x \ c_y$ 指相机的

光圈中心, s 指深度图的缩放因子。

最后,可以获得三维点云的空间坐标,如式(4)所示

$$\begin{cases} z = d/s \\ x = (u - c_x) \cdot z/f_x \\ y = (v - c_y) \cdot z/f_y \end{cases} \quad (4)$$

2.2 统计离群点滤波器

由于测量过程中传感器的测量误差,物体表面的粗糙度、照明及反射等外部环境的影响,扫描结果中会存在一些分布稀疏的点云,这时采用离群点统计滤波器对每个点的邻域进行统计分析,并删除某些不符合标准的点。假设点云中每个点到其所有邻近点的平均距离满足高斯分布,它的形状由均值 μ 和标准偏差 σ 决定。如果一个点到所有邻近点的平均距离在标准范围之外,则视该点为离群点,需要被删除。

$$f(x_i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{(x_i - \mu)^2}{2\sigma^2}\right) \quad (i = 1, 2, 3, \dots) \quad (5)$$

式中: x_i 是任意点的平均距离, μ 是邻域平均距离, σ 是标准差。

标准范围为 (D_{min}, D_{max}) , 如式(6)所示

$$\begin{cases} D_{min} = d_{aver} - k\sigma \\ D_{max} = d_{aver} + k\sigma \end{cases} \quad (6)$$

式中: k 为每个点的邻域点数量, σ 为标准偏差。

假设每个点的邻域点数量为 k , 标准差倍数为 n 。当邻域平均距离大于 $k\sigma$, 这个点被标记为外点并去除。随着 k 增大, n 减小, 噪声会不断减小, 则可以判定为是离群点。通过实验确定 k 和 n , 以防止不完全去噪或者过度去噪。点云滤波前后的结果如图1所示。

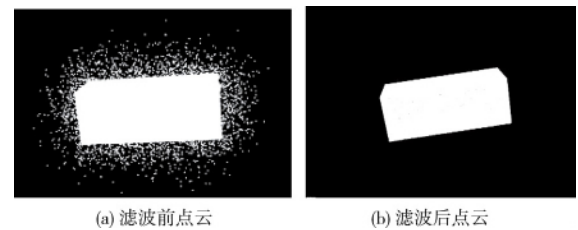


图1 处理结果图

在获取两个连续帧的图像之后可以得到相应的点云数据。之后需要提取特征点并计算描述子从而获得旋转矩阵 R 和平移向量 T 。

3 构造点云特征描述算子

3.1 构建金字塔尺度空间

SURF 算法采用 Hessian 矩阵行列式近似值图像 Hessian 矩阵是 SURF 算法的核心。假设函数 $f(z, y)$, Hessian 矩阵 $H(x, \sigma)$ 由函数、偏导数组成。每个像素点可以求出一个对应的 Hessian 矩阵, 其中 x 表示特征点的坐标, σ 表示尺度, 如式(7)所示

$$H(f(x, y)) = \begin{bmatrix} \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} & \frac{\partial^2 f}{\partial x \partial y} \\ \frac{\partial^2 f}{\partial x \partial y} & \frac{\partial^2 f}{\partial y^2} \end{bmatrix} \quad (7)$$

利用不同大小的滤波器与原始图像进行卷积,得到图像金字塔。图2所示是相关金字塔结构。

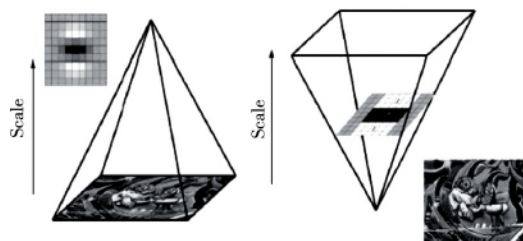


图2 金字塔尺度空间

通过 Hessian 矩阵构建高斯金字塔尺度空间。Hessian 矩阵的定义如式(8)所示

$$H(x, \sigma) = \begin{bmatrix} L_{xx}(x, \sigma) & L_{xy}(x, \sigma) \\ L_{yx}(x, \sigma) & L_{yy}(x, \sigma) \end{bmatrix} \quad (8)$$

为了提高特征点检测的质量,解决精确定位极值点问题,采用三维线性插值法得到亚像素级的特征点,同时去掉那些值小于一定阈值的点,增加极值使检测到的特征点数量减少,最终只有少数特征最强点会被检测出来。

3.2 定义特征点主方向

统计特征点邻域内的 harr 小波特征。即在特征点的邻域(比如说,半径为 $6s$ 的圆内, s 为该点所在的尺度)内,统计 60° 扇形内所有点的水平 harr 小波特征和垂直 harr 小波特征总和, harr 小波的尺寸变长为 $4s$, 这样一个扇形得到了一个值。然后 60° 扇形以一定间隔进行旋转,最后将最大值那个扇形的方向作为该特征点的主方向。该过程的示意如图3所示。

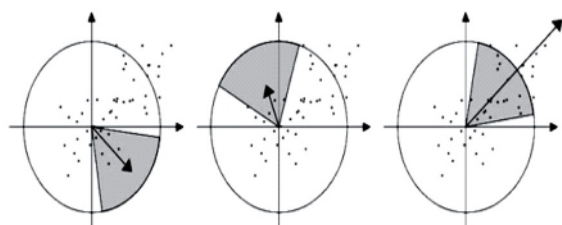


图3 特征点的主方向

3.3 构造 SURF 点云特征点描述算子

以特征点为中心,取一个边长为 $20s$ 的正方形框,将正方形框分为 16 个子区域,每个子区域统计 25 个像素的水平方向和垂直方向的 harr 小波特征。该 harr 小波特征分别为水平方向值之和,水平方向绝对值之和,垂直方向之和,垂直方向绝对值之和。SURF 特征点描述子的建立如图4所示。

— 202 —

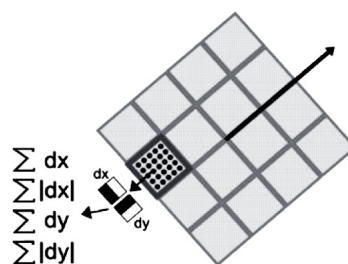


图4 建立特征描述子

4 基于改进特征匹配的点云配准与拼接

三维点云数据的拼接配准是物体三维重建过程中的一个重要环节,直接影响处理后的整体精度。使用深度相机拍摄时由于观察方向的限制和物体自身形状的影响,每帧图像仅包含场景中物体一个角度的深度数据。因此需要从不同角度扫描物体来获取各个视角的点云,并将其统一到同一坐标系。

4.1 二次匹配的高精度点云配准

4.1.1 点云数据粗配准

本文在根据 SURF 特征检测方法提取彩色图像特征点之后,将其映射到对应的点云数据中,再用 RANSAC 算法进行二次匹配,从而消除误匹配。RANSAC 算法流程图如图5所示。然后用四元数法来估计点云间的矩阵变换,将估计获得的变换矩阵作为 ICP 算法的初始位置。

4.1.2 点云精配准

假设三维空间中两个 3D 点为 $\vec{p}_i = (x_i, y_i, z_i)$, $\vec{q}_i = (x_i, y_i, z_i)$, 它们的欧氏距离如式(9)所示

$$d(\vec{p}_i, \vec{q}_i) = \|\vec{p}_i - \vec{q}_i\| = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2 + (z_i - z_j)^2} \quad (9)$$

先通过计算点集 P 和 Q 的中心的的方法对平移向量 T 进行初始的估算,如式(10)所示

$$\vec{p} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^N \vec{p}_i, \vec{q} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^N \vec{q}_i \quad (10)$$

分别将点集 P 和 Q 平移至中心点处

$$\vec{p}_m = \vec{p}_i - \vec{p}, \vec{q}_m = \vec{q}_i - \vec{q} \quad (11)$$

在确定对应关系时使用的几何特征是空间中位置最近的点

$$E = \sum_{i=1}^N |(\vec{p}_m + \vec{p}_i) - [R(\vec{q}_m + \vec{q}_i) + T]| \quad (12)$$

最后通过最优化问题将其分解为求使得 E 最小的 \hat{R} 以及 $T = \hat{q} - \hat{R}\hat{p}$ 。

4.2 点云拼接及三维重建

三维点云数据的拼接配准是物体三维重建过程中最重要的环节,直接影响处理后的整体精度。使用深度相机拍摄时由于观察方向的限制和物体自身形状的影响,每帧图像仅包含场景中物体一个角度的深度数据。因此需要从不同角

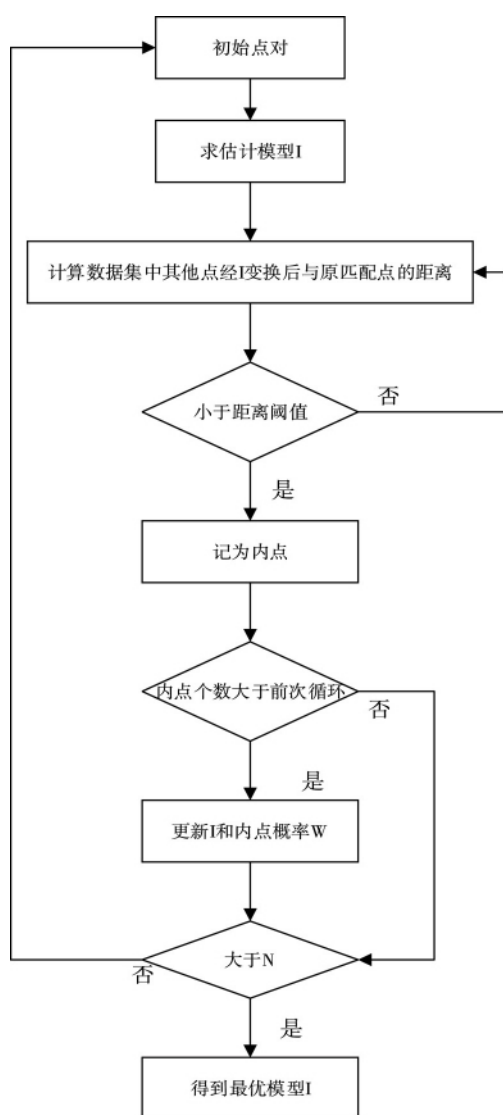


图5 RANSAC算法流程图

度扫描物体来获取各个视角的点云,并将其统一到同一坐标系。本文采集两帧点云数据,经过平移和旋转将两帧点云 (x_i, y_i, z_i) 统一到同一坐标系 (x_T, y_T, z_T) ,只需要3个旋转参数 (α, β, γ) 和3个平移参数 $(\Delta x, \Delta y, \Delta z)$ 即可。点云拼接模型如式(11):

$$\begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} = R(\alpha, \beta, \gamma) \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \Delta x \\ \Delta y \\ \Delta z \end{bmatrix} \quad (13)$$

针对以上获取的两个数据集中,已经完成了识别最能代表两个数据集中的场景的关键点,并在每个特征点处计算特征描述符,从特征描述符以及它们在两个数据集中的 x, y, z 的位置,基于特征和位置之间的相似性来估计对应关系,同时舍去在配准过程中产生的外点,从剩下一组的内点对应关系中估计变换矩阵参数。利用RGB图像匹配得到的参数进行修正点云图像的拼接校正。

5 实验结果与分析

为了验证本文提出的方法在点云成像拼接方面的有效性,论文在Ubuntu环境下采用PCL和OPENCV来完成对卫星模型的三维成像。

首先,采用Kinect获取卫星模型的三维深度图像和彩色图像。Kinect采集的彩色图像和深度图像分别如图6和图7所示。

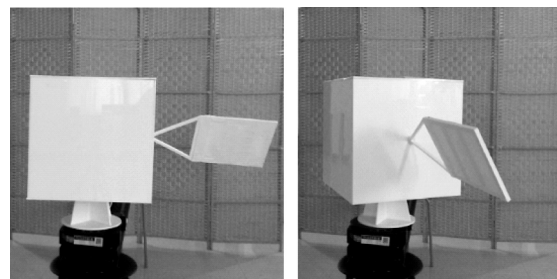


图6 彩色图像

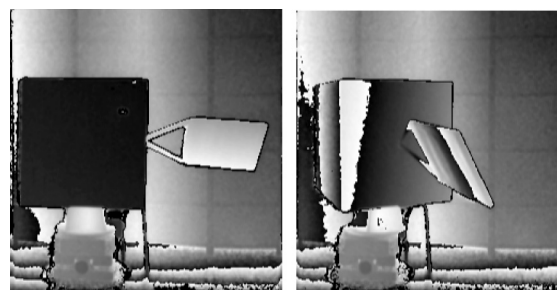


图7 深度图像

采用RANSAC算法对点云数据进行滤波匹配。本文分别对点云数据滤波前后进行匹配,结果如图8、9所示。



图8 未过滤的匹配点

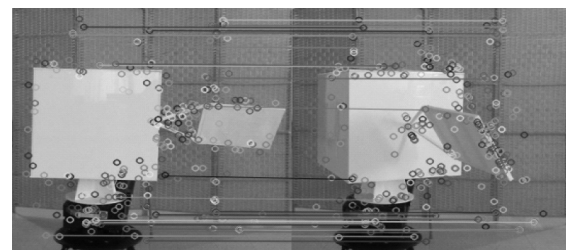


图9 过滤后的匹配

如图 8 所示: 两幅图的关键点分别为: 210 和 256; 匹配点数为 114 对。由上图可以看出, 由于 SURF 算法仅与描述符匹配, 主方向相位依赖于局部区域像素的梯度方向, 所以匹配存在一定的误差。

对比图 9 可以看出, 通过过滤后的匹配中, 内线数为 23。特征匹配的结果参数见表 1。

表 1 特征匹配结果

C_x	C_y	C_z	ϕ	θ	ψ
325.5	253.5	518.0	0.017	-0.055	-0.02

其中 (C_x, C_y, C_z) 为相机内参 (ϕ, θ, ψ) 为通过计算所获得的欧拉角。通过 ICP 算法求得的旋转矩阵 R 的表达式如下

$$\begin{bmatrix} \cos \theta \cos \phi & \sin \theta \sin \phi \cos \theta \cos \phi - \cos \psi \sin \phi & \cos \psi \sin \theta \cos \phi + \sin \theta \sin \phi \\ \cos \theta \sin \phi & \sin \theta \sin \phi \cos \theta \sin \phi + \cos \psi \cos \phi & \cos \psi \sin \theta \sin \phi - \sin \theta \cos \phi \\ -\sin \theta & \sin \psi \cos \theta & \cos \psi \cos \theta \end{bmatrix} \quad (14)$$

此外, 通过以上计算可以获得旋转矩阵 R 和平移矩阵 T , 计算结果如式 (10)

$$R = \begin{bmatrix} 0.98 & -0.172 & 0.099 \\ 0.173 & 0.985 & 0.076 \\ -0.97 & 0.2 & 0.995 \end{bmatrix}, t = \begin{bmatrix} -0.175 \\ -0.097 \\ 0.354 \end{bmatrix} \quad (15)$$

以上从两个角度采集的深度和 RGB 图像转换为点云数据, 利用 RGB 图像匹配得到的参数修正点云匹配时的校准。结合式 (13) (14) (15), 将点云数据转换到统一坐标系下对不同帧之间的点云数据进行拼接。第一视角和第二视角点云图如图 10 和 11 所示, 拼接结果如图 12 所示。

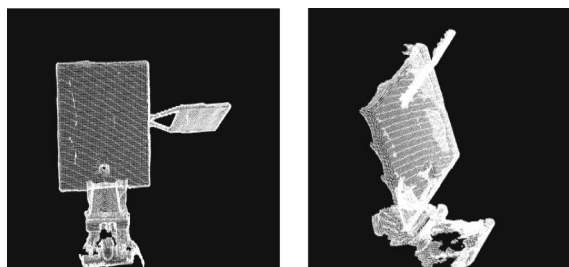


图 10 第一视角的主视和侧视点云图像

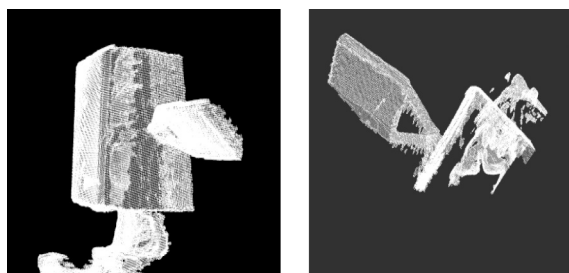


图 11 第二视角的主视和俯视点云图像

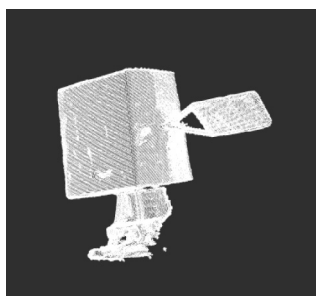


图 12 拼接后点云图像

如图 10 和 11 为该航天器的正面和侧面点云图像, 图中可以明显看出正面点云图的完整性。如图 12 为拼接后的点云。综合图 10, 11, 12 可以看出, 采用本文提出的方法可以很好的完成点云成像的拼接, 消除了配准不同点云帧过程中的冗余点, 填补了空洞, 得到了较为完整的图像数据。

6 结束语

本文提出了一种通过传感器实时获取周围场景来实现三维点云拼接的方法。首先根据彩色图像和深度图像将二维像素坐标转换为三维点云空间坐标。然后利用具有鲁棒性和稳定性的 SURF 算法提取特征点, 再采用局部特征描述的粗配准和 ICP 方法将不同视角下的点云转换到统一的坐标系下, 通过 RANSAC 算法减少误匹配点对。该算法提高了特征点在尺度上的匹配性能, 降低了旋转特征匹配的难度, 能够计算特征匹配点、旋转矩阵和摄像机的平移矩阵, 从而实现点云的无缝拼接, 保证图像的完整性。

参考文献:

- [1] Feng Q, Xu W, Zhang X, et al. Research of Image Matching Based on Improved SURF Algorithm[J]. Telkomnika Indonesian Journal of Electrical Engineering, 2014, 12(2).
- [2] 辛培建, 韦宏鹤. 三维激光扫描技术中的点云拼接精度问题探讨[J]. 山西建筑, 2012, 38(7): 219-221.
- [3] 史魁洋. 一种改进的点云局部几何特征匹配方法[J]. 现代计算机, 2018, (8).
- [4] Wu Qing, and Y Yu. Feature matching and deformation for texture synthesis[J]. Acm Transactions on Graphics, 2004, 23(3): 364-367.
- [5] J P Desai. A graph theoretic approach for modeling mobile robot team formations[J]. Journal of Robotic Systems, 2002, 19(11): 511-525.
- [6] D C Kou, Y Han, G U Hao. An Angle Point Automatic Detection Algorithm based on Hessian Matrix[J]. Command Control & Simulation, 2018, 34(16): 78-81.
- [7] R Inoue, T Goto, S Hirano. Authenticity inspection by image recognition using feature point matching. " Global Conference on Consumer Electronics IEEE, 2017: 1-2.
- [8] Feng Q, Xu W, Zhang X, et al. " Research of Image Matching

Based on Improved SURF Algorithm[J]. Telkomnika Indonesian Journal of Electrical Engineering, 2014, 12(2).

- [9] 辛培建, 韦宏鹤. 三维激光扫描技术中的点云拼接精度问题探讨[J]. 山西建筑, 2012, 38(7): 219-221.
- [10] 史魁洋. 一种改进的点云局部几何特征匹配方法[J]. 现代计算机, 2018, 4(8).
- [11] 王永波, 盛业华. 一种基于曲率极值法的 LiDAR 点云特征提取算法[J]. 中国矿业大学学报, 2011, 40(4): 640-646.
- [12] 张旭, 王青, 柯映林, 等. 基于统计特征的点云模型匹配技术[J]. 计算机集成制造系统, 2008, 14(8): 1539-1544.
- [13] 严剑锋, 邓喀中. 基于特征点提取和匹配的点云配准算法[J]. 测绘通报, 2013, 4(9): 62-65.
- [14] 熊风光, 蔡晋茹, 况立群, 等. 三维点云模型中特征点描述子及其匹配算法研究[J]. 小型微型计算机系统, 2017, 38(3): 640-644.
- [15] 秦绪佳, 王建奇, 郑红波, 等. 三维不变矩特征估计的点云拼接[J]. 机械工程学报, 2013, 49(1): 129-134.

[16] 谭志辉, 等. 基于移动最小二乘曲面的点云拼接算法[J]. 计算机辅助工程, 2011, 20(4): 25-29.

[17] 黄思奇, 夏海英. 基于点云面的区域性三维重建及点云拼接[J]. 计算机应用研究, 2016, 33(12): 3909-3911.

[18] 吴晓庆, 黄玉清. 基于 LM 和 SVD 结合的点云拼接算法研究[J]. 自动化仪表, 2017, 38(1): 34-37.



[作者简介]

吕颖(1993-), 女(汉族), 江苏盐城人, 硕士研究生, 主要研究领域为三维点云重建。

陈志明(1982-), 男(汉族), 江苏昆山市人, 助理研究员, 硕士研究生导师, 主要研究领域为导航、制导与控制。

杨天天(1994-), 男(汉族), 江苏南京人, 硕士研究生, 主要研究领域为遥感定位。

牛康(1991-), 男(汉族), 河南商丘人, 硕士研究生, 主要研究领域为编队控制算法。

(上接第 72 页)

- [6] 张建兵, 白松, 李双贵, 等. 《ISO 13679: 石油天然气工业 套管及油管螺纹连接试验程序》的仿真方法[J]. 天然气工业, 2017, 37(10): 66-72.
- [7] M Sugino, K Nakamura, S Yamaguchi, et al. Development of an innovative high performance premium threaded connection for OCTG[C]. 20734, Offshore technology conference, Houston, 2010.
- [8] Gabriel E C, Andrea Bufalini, Luis Conde, et al. Low SCF integral premium connections for use in highly demanding casing and tubing drilling operations[C]. 16566, Offshore technology conference, Houston, 2004.
- [9] Zhu B, Steen T L, Patterson W R, et al. Low cycle fatigue analysis of threaded connectors for subsea drilling and production[C]. SPE 16655, Aberdeen, 2013.
- [10] Xie J, Matthews C, Hamilton A. A Study of Sealability Evaluation Criteria for Casing Connections in Thermal Wells[C]. SPE 180720, Calgary, 2016.
- [11] 祝效华, 张智, 常学, 等. 复杂结构井磨损套管连接螺纹的三维力学行为[J]. 石油学报, 2015, 4(6): 748-753.
- [12] 孙建安, 王珣. 快速上扣螺纹接头的有限元分析及优化设计[J]. 宝钢技术, 2013, 31(3): 18-24.
- [13] 窦益华, 王轲, 于洋, 等. 特殊螺纹油管接头上扣性能三维有限元分析[J]. 石油机械, 2015, 43(4): 99-104.
- [14] 许志倩, 闫相祯, 杨秀娟, 等. 微观泄漏机理在非 API 套管特殊螺纹密封性能评估中的应用[J]. 石油学报, 2014, 4(5): 963-971.

[15] 高连新, 汪华林, 张毅, 等. 窄间隙特殊螺纹套管的使用性能分析[J]. 天然气工业, 2007, 4(11): 58-60.

[16] 曹银萍, 张福祥, 杨向同, 等. 不同载荷作用下特殊螺纹油管接头密封性分析[J]. 制造业自动化, 2012, 34(13): 87-89.

[17] 李林涛, 魏晓冬, 窦益华, 等. 考虑温度影响的特殊螺纹油管接头有限元分析[J]. 石油机械, 2017, 45(11): 105-110.

[18] 张瑞萍, 魏晓冬, 窦益华. 温度载荷对特殊螺纹油管接头密封性能的影响[J]. 机械设计与制造工程, 2016, 45(12): 78-81.

[19] Tao G, Xie J. Analytical Evaluation of Casing Connections for Thermal Well Applications[C]. SPE 165493, Calgary, 2013.

[20] 石油天然气工业 套管及油管螺纹连接试验程序[S]. GB/T 21267-2017.



[作者简介]

曹银萍(1982-), 女(汉族), 河南省许昌县人, 博士, 副教授, 硕士研究生导师, 主要研究领域为石油机械及油套管柱安全性。

窦益华(1964-), 男(汉族), 江苏省仪征市人, 博士, 教授, 硕士研究生导师, 主要研究领域为试油完井系统安全评价及控制技术(通讯作者)。

于洋(1986-), 男(汉族), 河南省开封市人, 工程师, 主要研究领域为螺纹接头完整性分析。

郭稚薇(1988-), 女(汉族), 陕西省宝鸡市人, 硕士研究生, 主要研究领域为螺纹接头性能仿真分析。