光电技术及应用

DOI：10.16818/j.issn1001－5868.2021.04.025

基于FPFH和法向量的改进点云配准算法

韩一菲[1,2]，杨紫骞[1,2]，郑　福[1]，王艳秋[1]，孙志斌[1,2]*

（1. 中国科学院国家空间科学中心，北京 100190；2. 中国科学院大学，北京 100049）

摘　要： 针对飞行时间法(TOF)获取点云的相关特点，提出一种适用于TOF点云的改进配准算法，首先使用FPFH特征对点云进行粗配准；在精配准阶段，通过法向量夹角特征采样的方法来减少点云的点数，同时又保留点云的关键信息点，并引入KD树和RANSAC方法来改进ICP的配准效率。实验结果表明，该算法具有良好的配准效率和精度，同时具有较大的适用范围。

关键词： 点云配准；法向量；ICP；FPFH

中图分类号： TP391.41　**文章编号：** 1001－5868(2021)04－0579－06

Improved Point Cloud Registration Algorithm Based on FPFH and Normal Vector

HAN Yifei[1,2], YANG Ziqian[1,2], ZHENG Fu[1], WANG Yanqiu[1], SUN Zhibin[1,2]

(1. National Space Science Center of the Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, CHN;
2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, CHN)

Abstract: According to the relevant characteristics of point cloud acquisition of time-of-flight method (TOF), an improved registration algorithm suitable for TOF point cloud was proposed. Firstly, FPFH features were used to perform rough registration of point cloud. And in the fine registration stage, the angle feature sampling method of normal vector was used to reduce the number of points of the point cloud, while retaining the key information points of the point cloud. At the same time, KD tree and RANSAC method were introduced to improve the registration efficiency of ICP. Experimental results show that this method has good registration efficiency and accuracy, and has a wide range of application.

Key words: point cloud registration; normal vector; ICP; FPFH

0　引言

三维成像是计算机视觉和光电探测领域的研究热点，在无人驾驶、逆向工程、深空探测等领域有着重要的应用[1-6]，而飞行时间(Time of Flight，TOF)三维成像技术是一种重要的三维成像方法，其通过计算光的传播时间来进行三维成像，具有测量弹性大、成本低、帧率高等优点[7]。

TOF三维成像可以直接获得三维点云数据，利用这一特点，TOF技术可以用于逆向工程、深空探测、三维重建等领域。但TOF获取的三维点云具有背景信息占比高、噪声点较多、分辨率较低等缺点。针对这些问题，Yerokhin等[8]提出一种基于F变换的点云滤波方法，该方法使用均匀模糊分区和反向离散F变换进行滤波。Liu等[9]提出一种基于混合回归技术的点云滤波算法，该算法结合高斯回归模型和局部加权回归模型，能够有效地消除离群点和对地面进行建模。韩丰泽[10]提出一种利用强度信息提取点云目标的算法，利用TOF获取的强度信息计算场景中有效目标的范围，利用强度信息与点云的对应关系提取有效目标。

点云配准是通过求两组对应点云之间的变换矩阵，从而将两组点云统一到同一参考坐标系下的过

收稿日期：2021－04－26.

基金项目：国家自然科学基金项目(61274024，61474123)；国家重点研发计划项目(2016YFE0131500).

* **通信作者：**孙志斌

程[12]。点云配准主要可以分为精配准和粗配准两个阶段。点云粗配准是对两组点云进行初步配准的过程，点云精配准是精确求出两组点云对应关系的过程。目前点云配准是国内外的研究热点，Wan等[13]提出一种利用RGB信息来提高点对应精度、使用双向距离测量以减小迭代误差的配准方法，其具有良好的配准精度。王硕等[14]提出了一种利用低分辨率快速迭代获取初始矩阵，利用高分辨率进行配准的改进算法，减少了配准的运算量，提高了配准效率。

综上所述，目前对TOF点云处理的研究还不够深入，国内外对点云配准算法的研究并没有针对TOF点云的算法，因此本文针对TOF三维成像的特点，提出一种适用于TOF的改进点云配准算法。

1 TOF点云获取和预处理

1.1 TOF点云的获取

TOF三维成像技术是一种利用光子飞行时间来计算传感器与物体之间距离的技术。飞行时间通过发射具有快速上升和下降时间的光脉冲来实现距离计算。光源发射一段周期性脉冲信号，使用传感器记录每个像素采样反射光的能量累积。单位时间内同时使用两个反相的计算窗口进行采样，在采样时间内像素点按窗口开启电荷累计，即可计算得到物体与相机之间的距离 d：

$$d=\frac{1}{2}\cdot c\cdot \Delta t\cdot \frac{Q_1}{Q_1+Q_2} \tag{1}$$

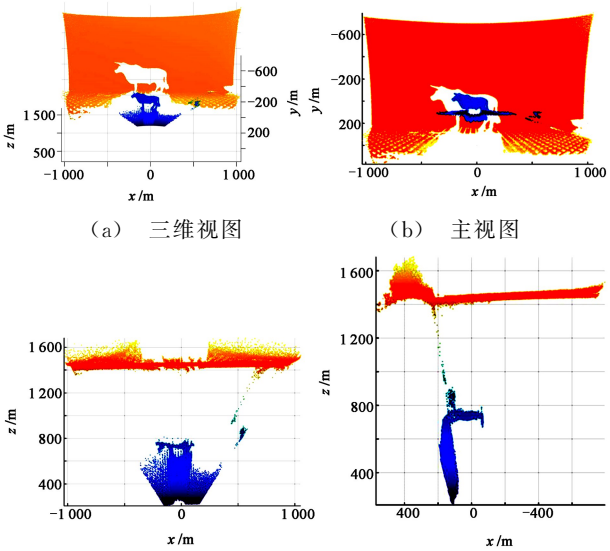
其中，c 为光速，Δt 为单位采样时间，Q_1 和 Q_2 为单位采样时间内单像素点的累计电荷量。

本文使用索尼DepthSense IMX556 TOF传感器进行点云数据采集，其使用电流辅助光电子解调器和背照式CMOS技术，可以有效提高光敏度，减少无用图像伪影，并具有很好的抗漏光和抗晕染性能。IMX556可以获取点云数据、深度数据、强度数据和置信度数据，获取的数据如图1和图2所示。

1.2 点云预处理

分析图1中TOF获取的点云数据可以发现，点云数据中存在很多的无关信息，而且占比较大，这对于后续的配准处理有很大的影响。点云的目标提取算法也是目前的研究热点，本文对此不做深入研究，仅使用阈值方法对目标进行简单的提取处理。

对于TOF点云数据中的噪声点和离群点，使用 K 近邻点云滤波方法进行滤波处理。目标提取和预处理的实验结果如图3所示。



(a) 三维视图 (b) 主视图

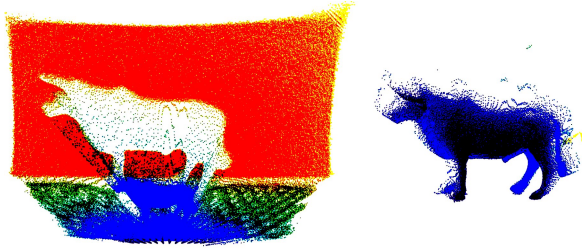
(c) 俯视图 (d) 侧视图

图1 获取的点云数据



(a) 强度图 (b) 深度图 (c)置信度图

图2 获取的深度、强度和置信度数据



(a) 原始点云 (b) 提取的目标

图3 目标提取效果

2 点云配准算法

2.1 点云粗配准算法

本文中点云粗配准使用基于FPFH特征的粗配准算法。

FPFH特征描述子[15]是FPH特征描述子[16]的改进版本。FPH是一种能够描述特征点邻域内几何特征的描述子，它的主要思路是利用多个不同维度的直方图来描述特征点的法向量特征，从而描述特征点邻域内的几何特征信息。

为了便于计算 p_i 和 p_j 及其法向量之间的关系，以 p_i 为原点建立坐标系 $O\text{-}uvw$，由此可以用欧拉公式计算表示 p_j 的信息：

$$\alpha = v \cdot t \tag{2}$$

$$\phi = u \cdot \frac{p_i - p_j}{d} \tag{3}$$

$$\vartheta = \arctan(w \cdot n_j, u \cdot n_j) \tag{4}$$

$$d = \sqrt{\| p_i - p_j \|^2} \tag{5}$$

α，ϕ，ϑ 和 d 即为 FPH 描述子所需的特征信息。在得到 FPH 所需的特征后，便可利用这些特征来建立直方图，并进行归一化。

利用上述方法，FPH 描述子可以保留大量有效信息，但当数据量变大时，其计算速度会变得很慢。为了提高 FPH 描述子的计算效率，提出了 FPFH 算法。

FPFH 对 FPH 的计算过程进行了简化，称之为 SPFH(Simple PFH)。SPFH 只计算特征点与邻域点之间的关系，再利用式(6)计算 FPFH 特征。这样在计算 SPFH 特征时只考虑了特征点与邻域点之间的关系，计算量大幅度降低，但又由于后续的加权处理，使得 FPFH 特征也获取了邻域点与邻域点之间的关系信息，弥补了 SPFH 中邻域点与邻域点之间关系信息的缺失，提高了 FPFH 特征描述子的准确性。

$$FPFH(q) = SPFH(q) + \frac{1}{w}\sum_{i=1}^{k}\frac{1}{w_k}SPFH(q_k) \tag{6}$$

其中，w 为权值，与 q 和 q_k 之间的距离成正比。

FPFH 利用这种处理方法，可以将算法的时间复杂度从 $O(N^2)$ 降到 $O(NK)$，而且仍然能保留 FPH 的大部分信息，提高了处理效率。

对于两组已经提取了 FPFH 特征的点云 P 和点云 Q，可以使用 SAC-IA 算法来进行特征点匹配计算。SAC-IA 算法是在点云 P 中随机选择 k 点，在点云 Q 中遍历这些点最相似的对应点，利用对应点对求平移矩阵和旋转矩阵。利用式(7)来计算配准的误差，并通过 Levenberg-Marquardt 算法来不断优化最优平移矩阵和旋转矩阵。

$$L_h(e_i) = \begin{cases} \frac{1}{2}e_i^2, & \| e_i \| \leqslant t_e \\ \frac{1}{2}t_e(2\| e_i \|), & \| e_i \| > t_e \end{cases} \tag{7}$$

其中，e_i 为利用第 i 组求出的平移矩阵和旋转矩阵变换后的误差。

2.2　点云精配准算法

点云精配准就是精确地求出点云的相对关系和变换矩阵的过程。在精配准中，主要的配准方法为 ICP 算法及其改进方法和 NDT 算法及其改进方法。

2.2.1　ICP 算法

1992 年 Besl 等提出了 ICP 算法[17]，该算法是目前点云配准方面经典的精配准算法之一，其结构清晰、计算容易。经典的 ICP 算法通过优化式(8)来进行配准：

$$\boldsymbol{E}(\boldsymbol{R},\boldsymbol{T}) = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\| q_i - (\boldsymbol{T} + \boldsymbol{R} \cdot p_i) \|^2 \tag{8}$$

2.2.2　基于法向量的改进 ICP 算法

由于经典 ICP 算法需要对点云的所有点进行计算，因此其运行效率较低。针对这个问题，我们已经对点云进行了下采样处理，然而点云中的点数仍然较多。因此提出一种基于法向量的改进 ICP 算法，法向量夹角特征可以描述目标表面的弯曲程度。对于夹角较小的点，其附近区域较为平滑，可以对这片区域采样更少的点；对于夹角较大的点，其附近区域变化较为明显，需要采样更多的点来描述这片区域的特征。

点云中点的法向量，主要有基于表面网格的求解方法和基于周围邻域中的点的分布两大类方法。此处我们选择利用邻域中点的分布方法来计算点的法向量。对于 q_i 邻域中的点，可以建立协方差矩阵：

$$\boldsymbol{C} = \frac{1}{N}\sum_{q_j \in R}(q_j - q_i)(q_j - q_i)^{\mathrm{T}} \tag{9}$$

通过计算 $\boldsymbol{C}$ 的特征值[e_1，e_2，e_3]和特征向量[λ_1，λ_2，λ_3]，可以得到点 q_i 的特征向量。而[λ_1，λ_2，λ_3]三个特征向量的最大值所对应的特征值即为该点的法向量。

基于法向量夹角的特征采样算法的主要流程为：

(1)计算点云中每点的法向量。使用式(9)来计算点云中每点的法向量。

(2)计算点云 P 中任意点 p_i 的 K 近邻点，利用式(10)分别计算与近邻点的法向量夹角 θ_{ij}，并利用式(11)计算 p_i 点邻域内的平均法向量夹角 θ_i。

$$\cos\theta_{ij} = \frac{\boldsymbol{n}_i \cdot \boldsymbol{n}_{ij}}{|\, n_i \,||\, n_{ij} \,|} \tag{10}$$

$$\theta_i = \frac{1}{k}\sum_{j=1}\theta_{ij} \tag{11}$$

(3)利用式(12)计算点云中所有点的平均法向量夹角 $\bar{\theta}$，利用式(13)判断 θ_i 与点云中所有点的平

均法向量夹角$\bar{\theta}$的关系，来确定是否采样点p_i。

$$\bar{\theta}=\frac{1}{n}\sum_{i=1}\theta_i \tag{12}$$

$$O(x,y,z)=\begin{cases}I(x,y,z) & \bar{\theta}\leqslant\theta_i\\ 0 & \bar{\theta}>\theta_i\end{cases} \tag{13}$$

经典的ICP算法在匹配时使用点云P中每个点与点云Q中的点对应配准，这种方法对于由理想模型变换后的点云配准具有良好的效果，但对于由激光强度调制飞行时间三维成像技术获取的点云数据，其点云中的目标物体上的点并不是一一对应的。针对这个问题，我们可以使用点对面的改进ICP算法[18]，其不再是利用点与点直接对应，选择对应点云上法向量与平面的交点作为对应点，点对面的改进ICP配准算法的误差函数可以由式(14)表示：

$$\boldsymbol{M}_{\text{opt}}=\sum_{i=1}^{n}\left\|(\boldsymbol{M}\cdot p_i-q_i)\cdot\boldsymbol{n}_i\right\|^2 \tag{14}$$

其中，p_i为固定点集的顶点，q_i为移动点集的顶点，$\boldsymbol{n}_i$为移动点集顶点的法向量，$\boldsymbol{M}$和$\boldsymbol{M}_{\text{opt}}$为配准变换矩阵。

对于经典ICP算法中寻找对应点集采用遍历搜索的方法，这种方法效率较低，对此我们使用KD树算法对其搜索效率进行优化。通过这个改进，可以进一步提高ICP算法的配准时间效率。在获得两组点云的对应点后，可以使用RANSAC算法消除其中错误的对应点，降低配准的误差率。

2.3 本文算法的主要流程

本文提出的基于FPFH和法向量的改进点云配准算法主要分为粗配准和精配准两个阶段：其中粗配准阶段利用FPFH特征进行目标提取，使用SAC-IA算法进行匹配；精配准阶段利用基于法向量夹角的特征采样算法进行点云采样，使用点对面的方法来进行点集对应。

3 实验与结果分析

3.1 实验说明

本文算法的运行环境为MATLAB2020b，Windows10操作系统，Intel Core i7-9700CPU，32 G内存。本文实验使用的数据均使用索尼DepthSense IMX556 TOF传感器在实验室环境中拍摄获得。

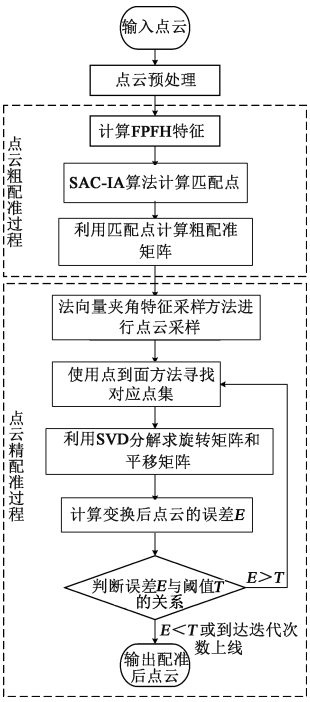


图4 本文算法流程图

3.2 配准实验

3.2.1 配准实验场景

在同一实验室中设置多种不同的场景，按照目标的材质、种类和个数分为三大组。

第一组为物体模型，场景1为马模型，场景2为牛模型，场景3为鲸鱼模型，场景4为猫模型，场景5为警车模型，场景6为人偶模型。

第二组为雕塑模型，场景7为圆柱模型，场景8为棱锥模型，场景9为多面体模型，场景10为人头雕塑模型。

第三组为两个目标的模型。场景11为警车模型和坦克模型，场景12为猫模型和鱼模型，场景13为牛模型和马模型，场景14为棱柱和圆柱模型。

在同一组实验场景中，在目标正前方拍摄一组点云数据作为固定点云，调整相机的位姿后，再拍摄一组点云作为移动点云。

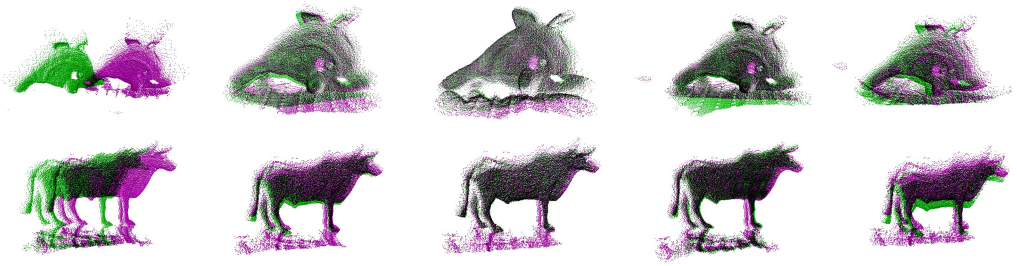
3.2.2 配准结果对比

使用基于FPFH特征的粗配准算法对点云进行粗配准，粗配准的结果如图5所示。

使用本文提出的改进算法与经典ICP算法和NDT算法进行实验对比，用粗配准的结果作为精配准的初始矩阵，部分场景的配准结果如图5所示，配准的时间结果和RMSE分别如图6和图7所示。

从图5、图6和图7中可以发现，本文配准算法

对场景中只有单目标和两个目标的情况均能实现配准，本文算法的运行时间和配准的 RMSE 均优于经典 ICP 算法和 NDT 算法。在部分场景时经典 ICP 算法的 RMSE 接近本文算法的结果。



（a） 配准图　（b） 粗配准　（c） 本文算法　（d） 经典 ICP 算法　（e） NDT 算法

图 5　不同算法的配准结果

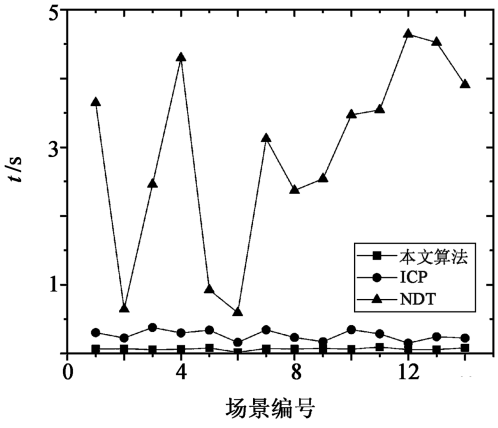


图 6　不同算法运行时间对比

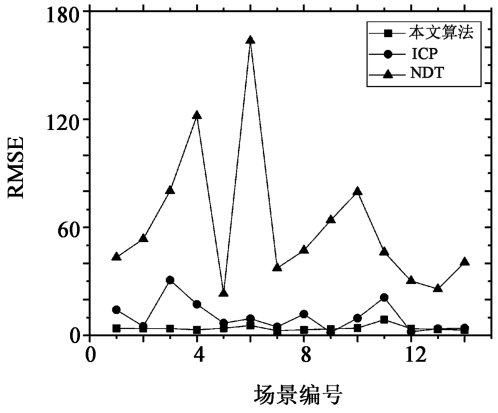


图 7　不同算法 RMSE 对比

3.2.3　配准适用范围实验

我们利用场景 2 牛模型对本文提出的点云配准算法的适用范围进行实验。针对相机水平移动的距离 d 与配准算法精度和算法运行时间之间的关系进行实验，将相机固定在场景中目标的正方拍摄一组点云作为固定点云，向左和向右分别平移相机的位置，拍摄不同的点云作为移动点云，对其配准的运行时间和 RMSE 进行实验和统计，实验结果如图 8 所示。

从图 8 中的数据可以看出，随着两组点云距离的增大，其配准 RMSE 也逐渐变大，当两者间距离达到 30 cm 时，配准 RMSE 仍处于较小范围内。

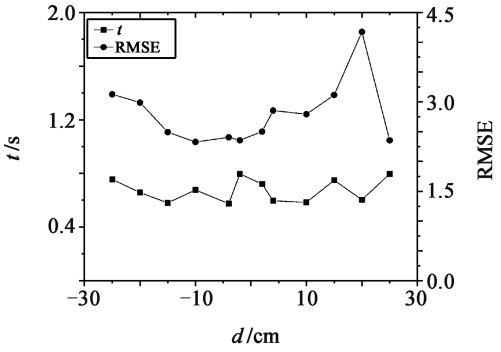


图 8　相机移动的距离对算法运行结果的影响

4　结论

本文针对 TOF 获取的点云进行了配准算法的研究和改进工作，在配准效率方面，本文算法通过法向量夹角特征采样的方法减少点云的点数，同时又保留点云的关键信息点；使用 KD 树方法优化配准时的搜索效率，提高算法的配准效率。在配准的精度方面，本文算法针对不同视角对同一目标采集的点云中点位置不完全一致的特点，使用点对面的方法来进行点集对应；使用 RANSAC 算法去除匹配点集中的错误对应点，以提高配准精度。实验结果表明本文算法的运行时间和 RMSE 均低于经典 ICP 算法，具有良好的配准效果。同时本文算法对于初始位置相差较大的情况仍有较好的配准效果。

参考文献：

[1] 卢荣胜，史艳琼，胡海兵. 机器人视觉三维成像技术综述[J]. 激光与光电子学进展，2020，57(4)：9-27.
Lu Rongsheng，Shi Yanqiong，Hu Haibing. Progress in laser and optoelectronics[J]. 2020，57(4)：9-27.

[2] Song Zhang. High-speed 3D shape measurement with structured light methods: A review[J]. Optics and Lasers in Engineering, 2018, 106: 119-131.

[3] Dalibor Martišek. Fast shape-from-focus method for 3D object reconstruction[J]. Optik, 2018, 169: 16-26.

[4] Yuan X, Han S. Single-pixel neutron imaging with artificial intelligence: breaking the barrier in multi-parameter imaging, sensitivity and spatial resolution[J]. The Innovation, 2021, 2(2): 100100.

[5] 孙兴龙，韩广良，郭立红，等. 采用轮廓特征匹配的红外-可见光视频自动配准[J]. 光学精密工程，2020，28(5)：149-160.
Sun Xinglong, Han Guangliang, Guo Lihong, et al. Infrared-visible video automatic registration based on contour feature matching[J]. Optics and Precision Engin., 2020, 28(5): 149-160.

[6] 樊晶晶，马骊群，孙安斌，等. 模式向量法提取点云数据线轮廓点[J]. 光学精密工程，2019，27(7)：1640-1648.
Fan Jingjing, Ma Liqun, Sun Anbin, et al. Extraction of contour points of point cloud data line by mode vector method [J]. Optics and Precision Engineering, 2019, 27(7): 1640-1648.

[7] 侯 飞，韩丰泽，李国栋，等. 基于飞行时间的三维成像研究进展和发展趋势[J]. 导航与控制，2018，17(5)：4-10，51.
Hou Fei, Han Fengze, Li Guodong, et al. Research progress and development trend of time-of-flight 3D imaging [J]. Navigation and Control, 2018, 17(5): 4-10, 51.

[8] Yerokhin A, Semenets V, Nechyporenko A, et al. *F*-transform 3D point cloud filtering algorithm[C]// Proc. of 2018 IEEE Second Inter. Conf. on Data Stream Mining Processing (DSMP), 2018: 524-527.

[9] Liu K, Wang W, Tharmarasa R, et al. Ground surface filtering of 3D point clouds based on hybrid regression technique[J]. IEEE Access, 2019, 7: 23270-23284.

[10] 韩丰泽. ToF 点云位置与强度相关的复杂物体提取算法研究[D]. 北京：中国科学院大学，2020.
Han Fengze. Research on complex object extraction algorithm based on position and intensity of ToF point cloud[D]. Beijing: University of Chinese Academy of Sciences, 2020.

[11] Cheng L, Song C, Liu X, et al. Registration of laser scanning point clouds: A review[J]. Sensors, 2018, 18(5): 1641.

[12] 陶 谦，熊风光，刘 涛，等. 多幅点云数据与纹理序列间的自动配准方法[J]. 计算机工程，2020，46(10)：259-265，274.
Tao Qian, Xiong Fengguang, Liu Tao, et al. Automatic registration method between multiple point cloud data and texture sequences[J]. Computer Engineering, 2020, 46(10): 259-265, 274.

[13] Wan T, Du S, Cui W, et al. Robust RGB-D Data Registration Based on Correntropy and Bi-directional Distance [M]. Berlin: Springer, 2020: 316-326.

[14] 王 硕，王亚飞，李学华. 基于多分辨率的快速迭代最近点配准算法[J]. 计算机应用与软件，2020，37(4)：260-265，272.
Wang Shuo, Wang Yafei, Li Xuehua. Fast iterative nearest point registration algorithm based on multi-resolution [J]. Computer Application and Software, 2020, 37(4): 260-265, 272.

[15] Rusu R B, Blodow N, Beetz M. Fast point feature histograms (FPFH) for 3D registration[C]// IEEE Inter. Conf. on Robotics & Automation, 2009.

[16] Rusu R B, Blodow N, Marton Z C, et al. Aligning point cloud views using persistent feature histograms[C]// IEEE/RSJ Inter. Conf. on Intelligent Robots and Systems, 2008.

[17] Besl P J, Mckay H D. A method for registration of 3-D shapes[J]. IEEE Trans. on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 1992, 14(2): 239-256.

[18] Low K. Linear least-squares optimization for point-to-plane ICP surface registration[R]. Singapore: National University of Singapore, 2004: TR04-004.

作者简介：

韩一菲(1996－)，男，山东人，硕士研究生，研究方向为 TOF 点云处理与应用；

孙志斌(1978－)，男，山西人，博士，研究员，博士生导师，研究方向为空间光子学、光子信息学、空间材料学和物理电子学。

(上接第 578 页)

[16] 胡恩平，罗兴柏，孙 福. 采用线性累计模型分析电缆绝缘寿命试验数据[J]. 电子技术应用，2000，26(7)：33-34.
Hu Enping, Luo Xingbo, Sun Fu. Using linear cumulative model to analyze cable insulation life test data[J]. Application of Electronic Technol., 2000, 26(7): 33-34.

[17] 任立明，何国伟，周海京. 可靠性工程师必备知识手册[M]. 北京：中国标准出版社，2009：278-290.
Ren Liming, He Guowei, Zhou Haijing. Essential Knowledge Handbook for Reliability Engineers [M]. Beijing: China Standard Press, 2009: 278-290.

[18] 《可靠性设计大全》编撰委员会. 可靠性设计大全[M]. 北京：中国标准出版社，2008：369-375.
Compilation Committee of Reliability Design Encyclopedia. Reliability Design Encyclopedia[M]. Beijing: China Standard Press, 2008: 369-375.

作者简介：

赵 波(1990－)，男，四川人，博士生，主要研究方向为空间大尺寸快门；

梁 伟(1978－)，男，四川人，硕士，副研究员，主要从事航空航天精密仪器和光学成像等方面的研究工作。