

## 面向光学测量跨源点云的多尺度采样配准方法

汪千金<sup>1</sup>, 崔海华<sup>1\*</sup>, 张益华<sup>1</sup>, 权冬<sup>2</sup>, 刘贡平<sup>2</sup>, 宁莉<sup>2</sup><sup>1</sup>南京航空航天大学机电学院, 江苏 南京 211106;<sup>2</sup>中航西安飞机工业集团股份有限公司, 陕西 西安 710089

**摘要** 为了实现具有不同测量尺度、分辨率与精度等特性的跨源点云的精确配准,提出了基于多尺度采样的测量点云数据配准方法。通过尺度滑移算法来滤除高频细节信息,保留轮廓数据,并结合体素网格邻域法来实现点云数据的降采样;对于宏观结构光视觉测量的低分辨率点云数据,通过基于深度学习的渐进式三维点云上采样算法可以精确还原结构光点云的轮廓细节,实现跨源点云在尺度与分辨率上的统一。最后,采用迭代最近点法对处理后尺度近似的数据进行配准,并将配准关系逆向用于原始跨源点云的配准。实验结果表明,多尺度采样方法对于跨源点云的配准精度有所提高,能有效用于发动机叶片等零部件的高性能检测。

**关键词** 机器视觉; 跨源点云; 尺度滑移; 点云降采样; 点云配准; 三维测量

中图分类号 TP182

文献标志码 A

DOI: 10.3788/AOS202242.1015002

## Multi-Scale Sampling Registration Method for Optical Measurement of Cross-Source Point Clouds

Wang Qianjin<sup>1</sup>, Cui Haihua<sup>1\*</sup>, Zhang Yihua<sup>1</sup>, Quan Dong<sup>2</sup>, Liu Gongping<sup>2</sup>, Ning Li<sup>2</sup><sup>1</sup>College of Mechanical & Electrical Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics,

Nanjing 211106, Jiangsu, China;

<sup>2</sup>AVIC Xi'an Aircraft Industry Group Company, Ltd., Xi'an 710089, Shaanxi, China

**Abstract** In order to realize the accurate registration of cross-source point clouds with different measurement scales, resolutions, and accuracy, a measurement point cloud data registration method based on multi-scale sampling is proposed. The scale slip algorithm is used to filter out the high-frequency details, retain the contour data, and combine the voxel grid neighborhood method to realize the downsampling of point cloud data. For the low-resolution point cloud data measured by macro-structured light vision, through the progressive three-dimensional point cloud upsampling algorithm based on depth learning, the contour details of structured light point clouds can be accurately restored, and the unity of scale and resolution of cross-source point clouds can be realized. Finally, the iterative nearest point method is used to register the data with scale approximate after processing, and the registration relationship is inversely applied to the registration of the original cross-source point cloud. The experimental results show that the multi-scale sampling method can improve the registration accuracy of cross-source point clouds and can be effectively used for high-performance detection of engine blades and other parts.

**Key words** machine vision; cross-source point cloud; scale slip; point cloud downsampling; point cloud registration; three-dimensional measurement

收稿日期: 2021-10-20; 修回日期: 2021-11-14; 录用日期: 2021-12-13

基金项目: 国家重点研发计划(2019YFB1707501, 2019YFB2006100)、江苏省自然科学基金(BK20191280)、中央高校基本科研业务费(NS2020030)

通信作者: \*cuihh@nuaa.edu.cn

# 1 引言

随着先进制造、逆向工程技术的不断发展,产品的小型化与精密化推动着微观尺度特征与宏观形状特征的集成,不同的尺度特征可以描述产品的不同参数<sup>[1]</sup>。目前已有针对特定测量尺度的光学测量仪器,但单一的测量仪器无法实现精度、分辨率与测量视场存在差异的全方位测量。以检测航空发动机涡轮叶片为例:显微测量精度、分辨率高,可以测量气膜孔、缺陷等小尺度特征,但是其视场小、效率低,无法快速测量叶片的整体数据;面结构光测量视场大、效率高,可以快速测量叶片的整体数据,但是测量精度、分辨率低,无法精确测量小尺度特征。大量研究表明,多测量传感器组合的方式可以满足多尺度的测量要求,而且充分发挥了单个测量仪器的优势<sup>[2]</sup>,但是同一特征、不同尺度的测量结果需要配准和融合,这种跨源点云的准确配准成为了目前亟须解决的难题。

跨源点云是从不同类型的传感器上获取的<sup>[3]</sup>,由于不同类型的传感器具有不同的成像机制和传感器噪声,所以跨源点云的分辨率、尺度、视场相差大。传统的配准方法,如 Besl 等<sup>[4]</sup>提出的迭代最近点(ICP)算法是寻找每个点对应的精确匹配点,靳宇婷等<sup>[5]</sup>通过点云轮廓约束来实现点云配准,然而跨源点云之间存在尺度差异以及测量噪声,使得匹配点搜索变得较为困难。近年来,为了解决跨源点云配准的难题,研究人员进行了大量的工作。Ramasamy 等<sup>[6]</sup>首先通过小波变换等方法对采样间隔大的数据进行下采样,然后通过人工标记点进行粗配准,最后通过 ICP 进行精配准。莫程威等<sup>[7]</sup>通过分形维数来计算小波变换级数并用于配准,然而小波变换主要对图像或者深度图进行处理,不适合对点云进行处理。卢升等<sup>[8]</sup>通过加入尺度因子来实现变尺度的点云配准。Huang 等<sup>[9]</sup>提出了一种从粗到细的跨源点云配准算法,即通过特征点来快速检测出少量的潜在匹配区域,再通过生成式高斯混合模型(GMM)进行精配准,然而该配准算法忽略了跨源点云分辨率、尺度较大的问题。为了解决点云的分辨率差异,张彬等<sup>[10]</sup>通过体素化对点云进行降采样,但未考虑到测量尺度的影响。此外, Alexa 等<sup>[11-12]</sup>还提出了一些上采样方法,传统的点云上采样方法依赖于形状的先验性以及局部几何的拟合,具有较大的局限,无法保留多尺度特征。近几年来,基于深度学习的点云上采样方法越来越受到人们的

关注。Yu 等<sup>[13]</sup>将 PU-Net (Point Cloud Upsampling Network)用于点云的上采样,并在后续提出 EC-Net (Edge-Aware Point Set Consolidation Network)<sup>[14]</sup>,但细节的恢复效果较差。Wang 等<sup>[15]</sup>提出了一种渐进式的多步点云上采样(MPU)网络,其能够恢复几何细节。此外,对于解决尺度差异:牛雪娟等<sup>[16]</sup>提出了小波变换,然而这种方法不适合散乱的点云;Digne 等<sup>[17-18]</sup>提出了尺度空间算法,通过设置不同的迭代次数可以分离出不同尺度信息的点云数据,然而该算法无法减少数据量,点云的分辨率无法改变。

本文提出了一种多尺度采样方法,其结合了尺度滑移点云下采样算法和基于深度学习的点云上采样算法,可以实现对显微测量和面结构光测量得到的跨源点云进行高精度配准。以航空发动机叶片的精密测量为应用对象,所提方法提升了测量数据配准的精度,实现了叶片的形状轮廓和形貌特征的精确表征,获得了良好的测量效果。

## 2 算法架构

跨源点云的分辨率、尺度相差较大是导致配准难度大的主要原因,因此本文首先应用尺度滑移方法对高分辨率的显微数据进行尺度平滑处理以缩小尺度差异。接着通过体素网格邻域法对数据进行降采样,用来缩小分辨率上的差异。同时考虑到较大的降采样率会影响显微数据的保真性,利用渐进式上采样网络对分辨率低的结构光点云进行上采样。最后通过特征点与 ICP 来实现配准。该方法有效缩小了跨源点云在尺度与分辨率两个方面的差异,提高了配准精度。算法的实现总体流程如图 1 所示,其中 RT 矩阵代表配准求解出的旋转、平移转换矩阵。

## 3 基于尺度滑移的点云降采样

根据多尺度的理论<sup>[7]</sup>,点云降采样不是简单地删减数据量,其以降低尺度为前提,即需要滤除显微测量数据中丰富的高频细节信息,保留低频轮廓信息。本文通过对尺度空间算法进行改进,利用尺度滑移对高分辨率的显微数据进行降采样。

针对连续曲面  $M$ ,每个点  $x$  的法向量  $n(x)$  总是朝着曲面的凹面。对于每一个点  $x$ ,选择一个包含法向量和选定的切线方向的法平面,法平面与曲面  $M$  的交线是一个平面曲线, $H(x)$  是所选切线方向对应的曲面方向的曲率。尺度空间算法的降尺度平滑过程是对点集进行迭代,使点集中的点进行平

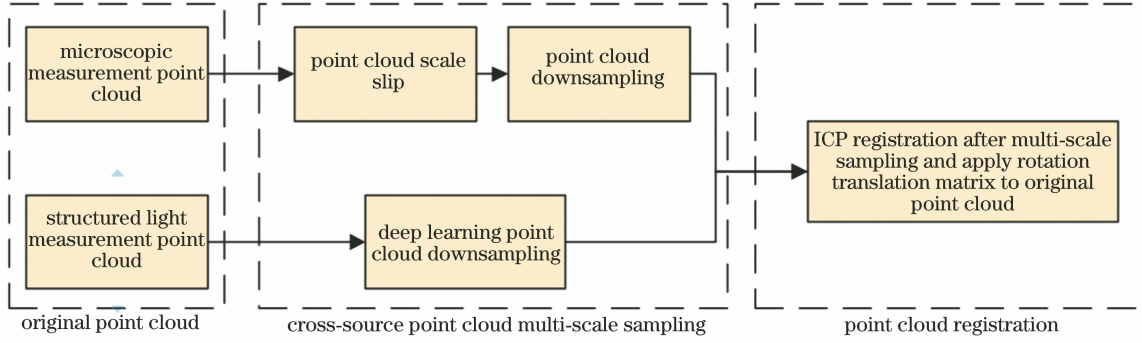


图 1 算法的总体流程图

Fig. 1 Overall flowchart of algorithm

均曲率运动(MCM),即所有的点都以数值等于表面平均曲率的速度向曲面的凹面移动,而表面的MCM可以表示为

$$\frac{\partial \mathbf{x}}{\partial t} = Q(\mathbf{x})\mathbf{n}(\mathbf{x}), \quad (1)$$

式中: $Q(\mathbf{x})$ 为点 $\mathbf{x}$ 的平均曲率; $t$ 为时间。

对于点集 $\mathbf{S}$ 中的点 $\mathbf{p}$ ,邻域半径为 $r$ , $N_r(\mathbf{p})$ 为 $\mathbf{S}$ 在以 $\mathbf{p}$ 点为中心、半径为 $r$ 范围内的点集, $\mathbf{q}$ 为 $N_r(\mathbf{p})$ 中的点。离散点集的MCM求解过程如下。

首先求解 $\mathbf{q}$ 点邻域的加权重心 $\bar{\mathbf{p}}$ ,其表达式为

$$\bar{\mathbf{p}} = \frac{\sum_{\mathbf{q} \in N_r(\mathbf{p})} \omega(\mathbf{q})\mathbf{q}}{\sum_{\mathbf{q} \in N_r(\mathbf{p})} \omega(\mathbf{q})}, \quad (2)$$

式中: $\omega(\mathbf{q})$ 为权重,可表示为

$$\omega(\mathbf{q}) = \exp\left(-\frac{\|\mathbf{p} - \mathbf{q}\|^2}{2r^2}\right). \quad (3)$$

重心协方差矩阵 $\mathbf{C}$ 为

$$\mathbf{C} = \sum_{\mathbf{q} \in N_r(\mathbf{p})} \omega(\mathbf{q})(\mathbf{q} - \bar{\mathbf{p}})(\mathbf{q} - \bar{\mathbf{p}})^T. \quad (4)$$

通过主成分分析(PCA)法来求得最小特征值所对应的特征向量 $\mathbf{v}_0$ 。

MCM后的点集 $\mathbf{p}_0$ 为

$$\mathbf{p}_0 - \bar{\mathbf{p}} = (\mathbf{p} - \bar{\mathbf{p}}) - \langle \mathbf{p} - \bar{\mathbf{p}}, \mathbf{v}_0 \rangle \mathbf{v}_0, \quad (5)$$

$$\mathbf{p}_0 = \mathbf{p} - \langle \mathbf{p} - \bar{\mathbf{p}}, \mathbf{v}_0 \rangle \mathbf{v}_0, \quad (6)$$

式中: $\langle \cdot \rangle$ 表示求解两个向量的内积。由于传统的尺度空间算法在迭代过程中不会对点云进行降采样,虽然曲面形状越来越平滑,但是数据量并未改变,因此本文在此基础上通过体素网格邻域法进行降采样,尺度滑移算法的总体示意图如图2所示。针对点集 $\mathbf{S}$ ,设置搜索邻域半径 $r$ ,迭代次数 $N$ ,尺度滑移算法的处理流程如下:

1) 为点集 $\mathbf{S}$ 建立八叉树结构并计算最小包围盒,体积为 $V$ ,点云总数为 $M$ ;

2) 初始化迭代次数 $i=0$ ,对 $\mathbf{S}$ 中的每个点进行

MCM,可以得到点集 $\mathbf{S}'_0$ ;

3) 设置 $i=i+1$ ,对 $\mathbf{S}'_0$ 进行MCM,可以得到点集 $\mathbf{S}_0^{(i)}$ ;

4) 当 $i < N$ 时,重复步骤3),最终得到点集 $\mathbf{S}_0$ ;

5) 为 $\mathbf{S}_0$ 构建体素网格,计算每个小立方体的重心 $\mathbf{S}_{0,z}$ 并构建点集 $\mathbf{S}_m$ ;

6) 通过八叉树遍历 $\mathbf{S}_m$ ,寻找与 $\mathbf{S}_m$ 中每个点对应的最近邻域点,得到点集 $\mathbf{S}_k$ 。

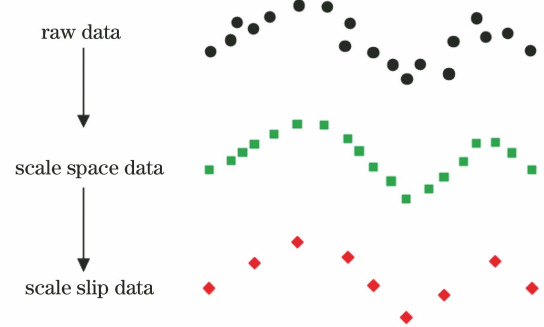


图 2 尺度滑移算法的总体示意图

Fig. 2 General schematic of scale slip algorithm

从图2可以看出,尺度滑移算法可以在保持曲面整体形状的基础上去除高频噪声,实现多尺度分解,并且可以降低点云的分辨率。

## 4 基于深度学习的渐进式点云上采样

### 4.1 点云上采样网络

点云上采样为一个输入相对稀疏的三维点云生成一个相对密集且均匀分布的三维点云。MPU网络模型的优点在于通过多步渐进式的结构设计,可以使各种细节尺度自适应地跨越感受野,并从多个尺度中学习几何信息,以此来恢复点云的精细几何细节。

MPU模型由一系列结构相同的上采样单元组成并分别应用在不同的细节层次,前面一个单元的

输出是后面一个单元的输入,上采样单元直接通过层间跳跃连接来实现信息的共享以逐步训练所有的网络单元。上采样倍率为 4 的模型结构如图 3 所示,每一层的上采样单元可实现 2 倍的上采样率。首先通过 K 最邻近(KNN)分类算法进行特征提取,将  $N \times d$  维的坐标信息抽取  $N \times C$  大小的特征后

进行特征拓展,将提取的特征上采样为一组  $2N \times d$  维的坐标信息,传统的特征拓展会使原始点周围的点发生聚集,通过对拓展的点集分配区分值 +1 和 -1,可以将聚集的点分配到不同的位置,单层的上采样单元如图 4 所示。通过多次实验确定,当上采样倍率为 4 时可以兼顾超分辨率效果与耗时等要求。

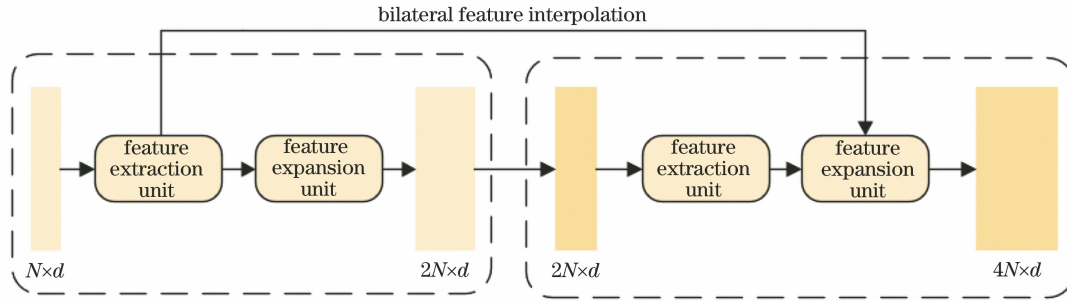


图 3 上采样倍率为 4 的渐进式网络模型的结构

Fig. 3 Structure of progressive network model with upsampling ratio of 4

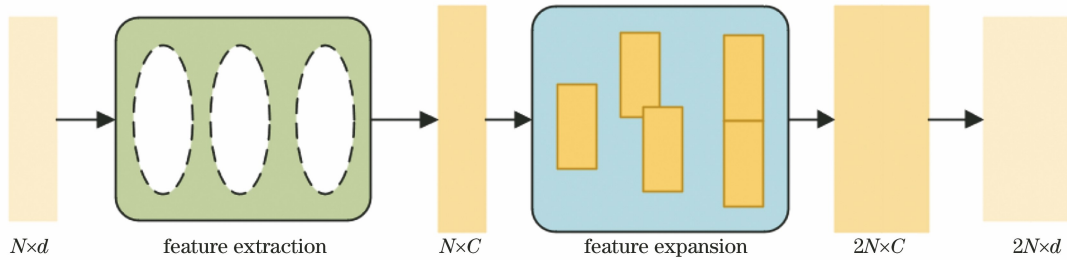


图 4 单层上采样单元的结构

Fig. 4 Structure of single layer upsampling unit

#### 4.2 设计损失函数

为了评价预测的高分辨率点云的准确性,通常使用预测值与真实值的点距离函数作为重建损失函数,又称为倒角损失函数,记为  $L_{CD}$ 。对于预测点集  $P \subseteq \mathbb{R}^3$ ,真实点集  $Q \subseteq \mathbb{R}^3$ ,  $L_{CD}$  为

$$L_{CD} = \sum_{p' \in P} \min_{q' \in Q} \|p' - q'\|^2 + \sum_{q' \in Q} \min_{p' \in P} \|p' - q'\|^2. \quad (7)$$

$P$  点集与  $Q$  点集在边界点上存在不匹配的问题,这会导致计算的损失在结果上产生离群点云噪声,因此通过改进的倒角损失函数  $L_{MCD}$  作为损失函数,用来提高模型对噪声与局外点的鲁棒性,其表达式为

$$L_{MCD} = \frac{1}{|P|} \sum_{p' \in P} \varepsilon(\min_{q' \in Q} \|p' - q'\|^2) + \frac{1}{|Q|} \sum_{q' \in Q} \varepsilon(\min_{p' \in P} \|p' - q'\|^2), \quad (8)$$

式中:  $\varepsilon$  为用于滤除阈值  $\delta$  以上的噪声值,即

$$\varepsilon(d) = \begin{cases} d, & d \leq \delta \\ 0, & d > \delta \end{cases}, \quad (9)$$

式中:  $d$  为  $P$  和  $Q$  点集对应点的欧氏距离。

## 5 实验结果与分析

为了检验本文方法的有效性,使用结构光表面轮廓仪、变焦显微表面形貌测量仪分别对某航空发动机涡轮叶片的气膜孔[图 5(a)的区域数据]进行测量,测量结果如图 5(b)~5(f)所示,其中变焦显微测量的放大倍数为 5,分辨率为 0.0015 mm,点数为 279510,纵向精度为 0.43  $\mu\text{m}$ ,视场大小为 1 mm  $\times$  2 mm,结构光测量的分辨率为 0.09 mm,测量精度为 0.03 mm,视场大小为 0.5 m  $\times$  0.5 m。

以 6 号孔为例,配准过程如图 6 所示。首先根据文献[7],通过计算点云分形维数来实现多级尺度滑移,然后根据 4.2 节的上采样分析结果来设置降采样率,尺度滑移后的分辨率为 0.04 mm,如图 6(a)~6(c)所示;然后对结构光点云进行 4 倍的上采样,点云的分辨率为 0.045 mm,结果如图 6(d)和图 6(e)所示;最后对数据集进行配准,结果如图 6(f)所示。由于近似数据配准的转换矩阵用于原始



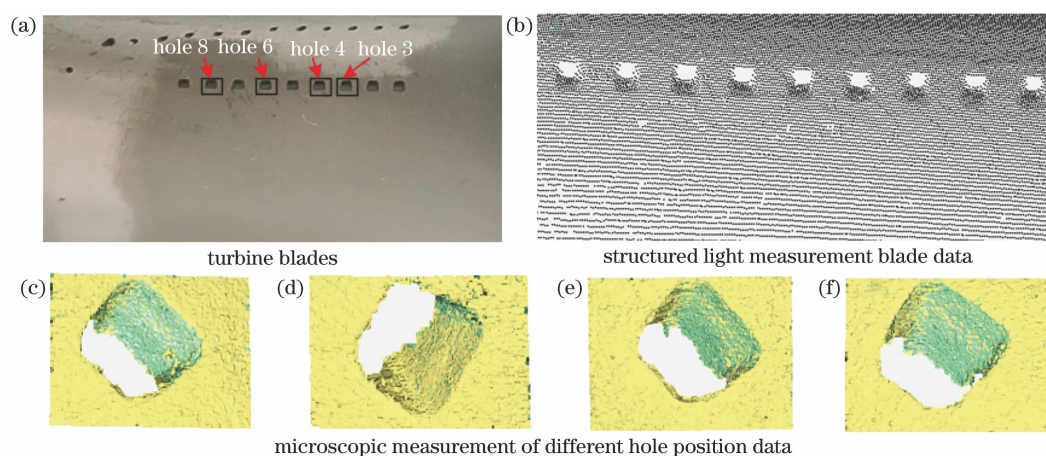


图 5 航空发动机涡轮叶片及其测量结果。(a)航空发动机涡轮叶片;(b)结构光测量数据;  
(c)~(f)图 5(a)中 3、4、6 和 8 号孔的显微测量数据

Fig. 5 Aeroengine turbine blade and its measurement results. (a) Aeroengine turbine blade; (b) structured light measurement data; (c)~(f) microscopic measurement data of holes 3, 4, 6, and 8 in Fig. 5(a)

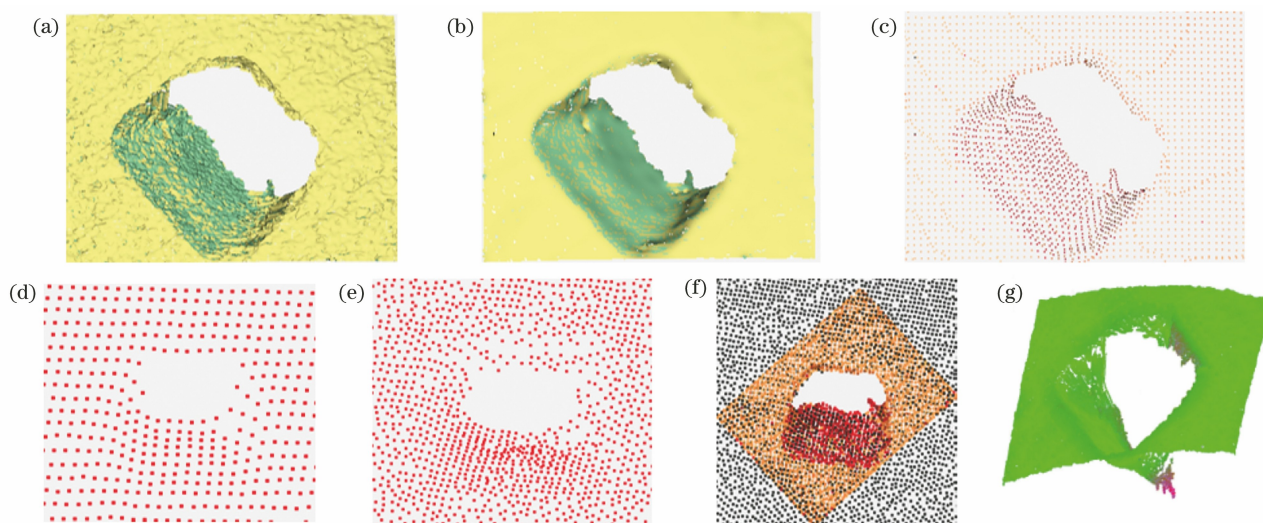


图 6 6 号孔的配准过程图。(a)原始显微点云;(b)尺度滑移显微点云;(c)下采样微观点云;(d)原始结构光点云;  
(e)上采样结构光点云;(f)ICP 配准后的点云;(g)原始点云配准色差图

Fig. 6 Registration process diagrams of hole 6. (a) Raw microscopic point cloud; (b) scale slip microscopic point cloud; (c) downsampling microscopic point cloud; (d) original structured light point cloud; (e) upsampling structured light point cloud; (f) point cloud after ICP registration; (g) original point cloud registration chromatic aberration map

数据具有可逆性<sup>[7]</sup>,故将配准的转换矩阵用于原始点云,利用文献[7]的误差计算方法来计算显微测量的每个点到结构光测量的曲面之间的最近距离并作为该点的配准误差,将误差值映射至颜色空间,得到的色差图如图 6(g)所示,配准误差为 0.0179 mm。图 7 为配准过程中一段二维轮廓的截面对比图。从图 6 与图 7(f)可以看出,除了部分跳动点的误差较大外,其余误差均较小。

### 5.1 尺度滑移点云下采样准确性分析

跨源点云配准的难点一方面在于点云分辨率之间存在差异,另一方面在于测量设备空间频域的不

同导致的尺度信息不匹配。配准之前,对显微测量的数据利用尺度滑移法进行处理。实验选择 3 号、4 号、6 号和 8 号位置的气膜孔,多级尺度滑移结果如图 8 所示。

从图 8 可以看出,随着尺度滑移迭代次数的增加,显微数据的细节信息越来越少,轮廓趋于光滑,这使得跨尺度数据在频域带宽上的分布更加接近,为此解决了由不同的尺度信息导致的不匹配问题。通过降采样即可降低显微的分辨率,从而解决数据量的差异问题。

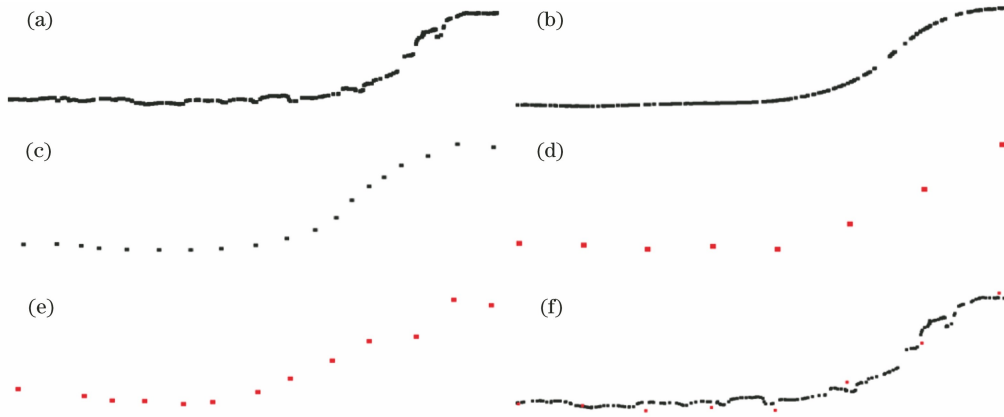


图 7 二维轮廓截面对比图。(a)显微数据原始二维轮廓;(b)显微数据 scale space 二维轮廓;(c)显微数据 scale slip 二维轮廓;(d)结构光原始二维轮廓;(e)结构光上采样 4 倍二维轮廓;(f)原始数据配准后二维轮廓

Fig. 7 Comparison of two-dimensional profile cross-sections. (a) Original two-dimensional contour of microscopic data; (b) two-dimensional contour of microscopic data scale space; (c) two-dimensional contour of microscopic data scale slip; (d) original two-dimensional contour of structured light; (e) structured light up-sampling for 4 times two-dimensional contour; (f) two-dimensional contour after original data registration

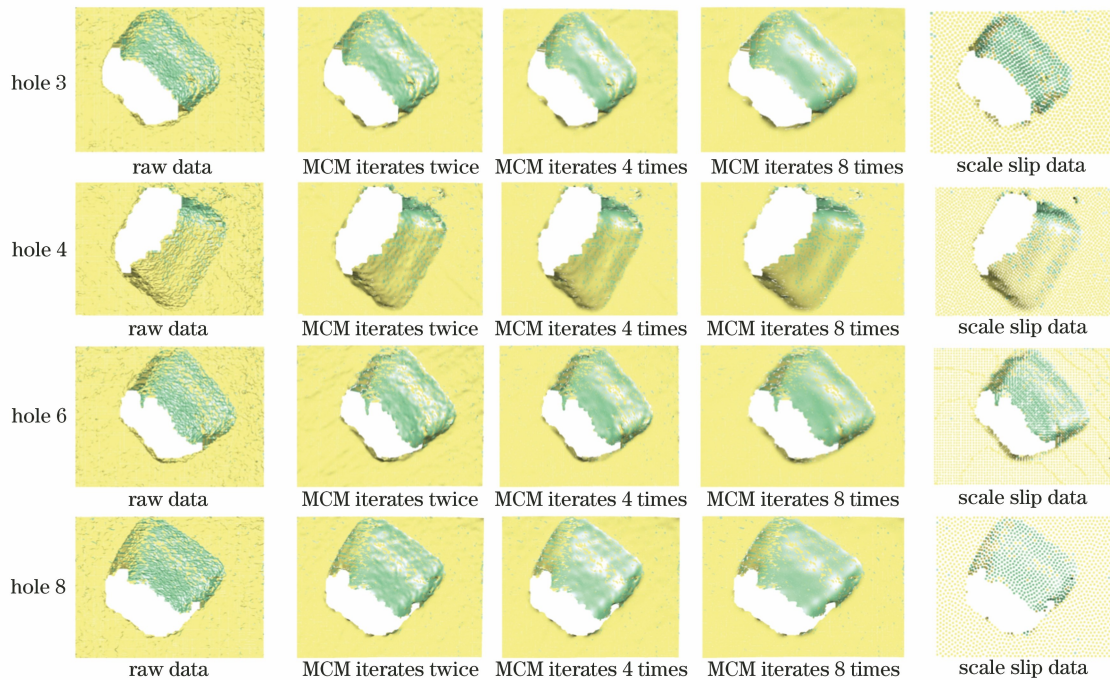


图 8 3、4、6 和 8 号位置气膜孔的尺度滑移结果

Fig. 8 Scale slip results of film holes at positions 3, 4, 6 and 8

### 5.2 点云上采样的结果分析

为了验证上采样方法对数据精度的影响,利用结构光测量仪器分别对标准陶瓷球、自由曲面发动机叶片进行数据的多次采集,并进行 2 倍、4 倍和 8 倍的上采样。

首先对图 9(a)的标准陶瓷球进行直径校准,其标准直径为 22.2275 mm。对结构光采集的数据利用 Geomagic Studio 软件进行直径拟合,拟合结果如图 9(b)所示。对数据进行 2 倍、4 倍和 8 倍的上采

样后再进行直径拟合,拟合结果分别如图 10(a)~10(c)所示。对陶瓷球进行 4 次测量,得到拟合球面直径前,2 倍、4 倍和 8 倍的上采样结果如表 1 所示。其中,拟合的平均值分别为 22.2316, 22.2318, 22.2316, 22.2316 mm,与标准值的平均偏差分别为 0.0047, 0.0050, 0.0047, 0.0048 mm。

然后对图 11(a)的发动机叶片进行数据采集,叶片标准模型通过高精度的三坐标测量机来获得,如图 11(b)所示,其中 STL 模型表示叶片的实际三



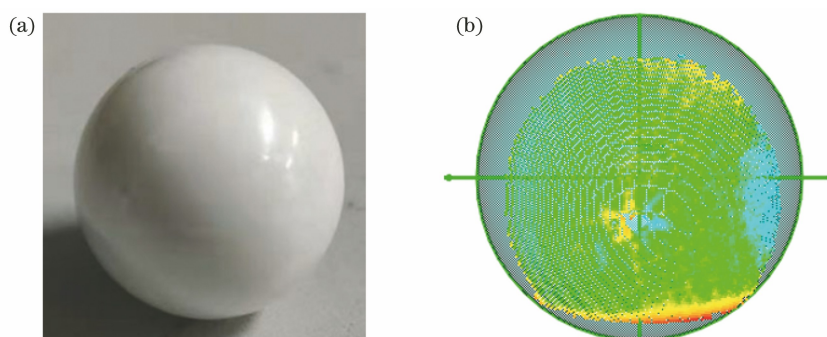


图 9 标准陶瓷球及其拟合球体的示意图。(a)标准陶瓷球;(b)结构光测量数据拟合球体

Fig. 9 Schematic of standard ceramic ball and its fitting sphere. (a) Standard ceramic ball; (b) fitting sphere with structured light measurement data

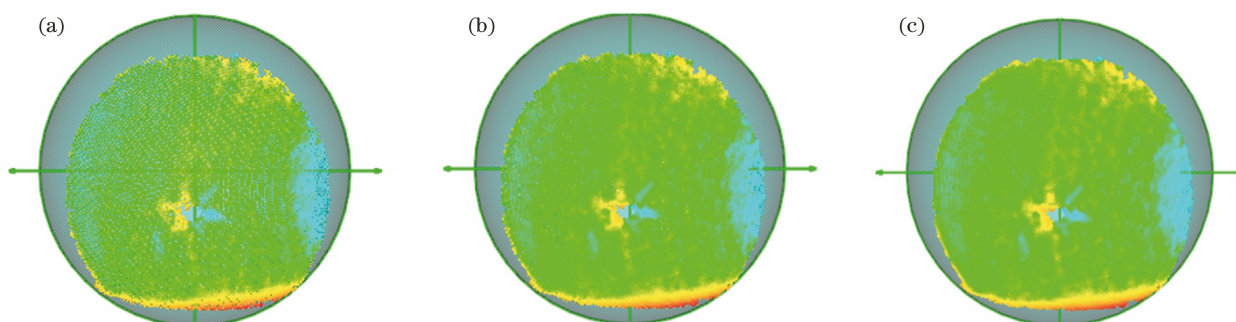


图 10 陶瓷球在不同的上采样倍率下拟合的球体示意图。(a) 2 倍的上采样;(b) 4 倍的上采样;(c) 8 倍的上采样

Fig. 10 Schematics of ceramic ball fitted under different upsampling ratios. (a) 2 times upsampling; (b) 4 times upsampling; (c) 8 times upsampling

表 1 不同的上采样率下球直径的拟合结果及与标准值的偏差

Table 1 Fitting results of ball diameter under different upper sampling rates and their deviation from standard values

Serial number	Upsampling rate	Ball diameter fitting value /mm	Deviation from standard value /mm
1	1	22.2356	0.0081
	2	22.2303	0.0028
	4	22.2264	0.0011
	8	22.2341	0.0066
2	1	22.2359	0.0084
	2	22.2306	0.0031
	4	22.2265	0.0013
	8	22.2345	0.0070
3	1	22.2360	0.0085
	2	22.2301	0.0026
	4	22.2262	0.0011
	8	22.2339	0.0064
4	1	22.2357	0.0082
	2	22.2306	0.0031
	4	22.2261	0.0013
	8	22.2339	0.0064

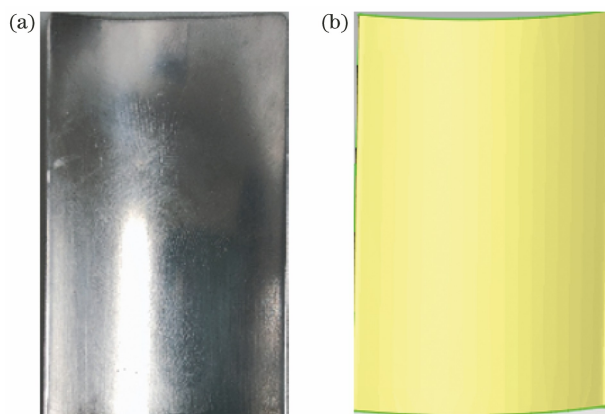


图 11 航空发动机叶片及其 STL 模型。(a)航空发动机叶片;(b)叶片 STL 模型

Fig. 11 Aeroengine blade and its STL model. (a) Aeroengine blade; (b) STL model of blade

维模型。接着对结构光采集的数据与标准模型进行匹配,对数据进行 2 倍、4 倍和 8 倍的上采样后进行配准并计算偏差。对叶片进行多次测量并与 STL 模型进行配准,误差为 0.2785 mm。对数据进行 2 倍、4 倍和 8 倍的上采样,并与 STL 模型进行匹配,配准误差分别为 0.2658,0.2613,0.2781 mm。

根据上述两组实验,本文采用的上采样模型可

以在精度不降低的条件下提高点云的分辨率,从数据偏差可以看出:当上采样倍率为 4 时,上采样的误

差值最小。本文对结构光采集的涡轮叶片进行 4 倍的上采样,结果如图 12 所示。

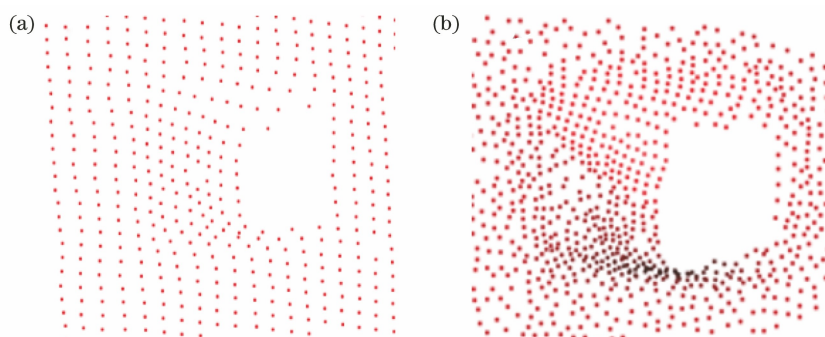


图 12 涡轮叶片及经过 4 倍上采样的数据。(a)涡轮叶片的结构光测量数据;(b)涡轮叶片经过 4 倍上采样的数据

Fig. 12 Turbine blades and 4 times upsampled data. (a) Structured light measurements of turbine blades; (b) 4 times upsampling data of turbine blades

### 5.3 跨源点云配准实验

为了验证本文方法的有效性,对显微测量设备采集到的 3 号、4 号、6 号和 8 号位置与结构光采集的气膜孔进行配准实验,并与文献[7,9]进行比较。计算显微测量的每个点到结构光测量的曲面之间的最近距离,将其作为该点的配准误差,并将误差值映射至颜色空间,配准效果如图 13~15 所示,其中图 13~15 的二维轮廓截线图均为结构光在同一位置的轮廓处的截线图,配准误差如表 2 所示。

表 2 不同方法的配准结果对比

Table 2 Comparison of registration results of different methods

Serial number	Error of		
	Ref. [7]	Ref. [9]	proposed method
3	0.0531	0.0413	0.0192
4	0.0382	0.0912	0.0186
6	0.0612	0.0610	0.0179
8	0.0789	0.0951	0.0198

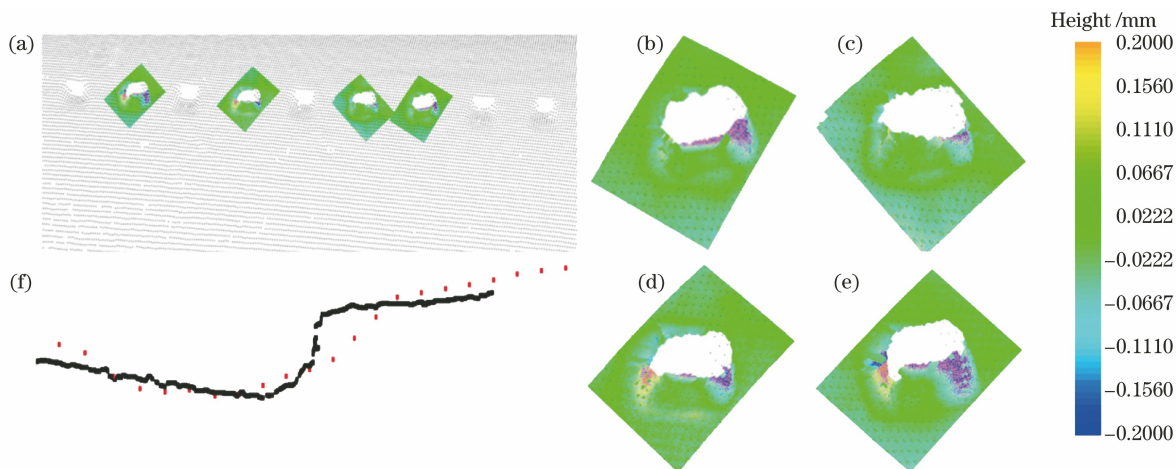


图 13 文献[7]的配准结果。(a)气膜孔的配准总体色差图;(b) 3、(c) 4、(d) 6、(e) 8 号单个气膜孔的配准色差图;(f)配准后的二维轮廓截线图

Fig. 13 Registration results of Ref. [7]. (a) Overall color difference diagram of gas film hole registration; (b) hole registration color difference diagrams of 3, (c) 4, (d) 6, and (e) 8 single gas film holes; (f) two-dimensional contour cut diagram after registration

从配准的实验结果可以看出:文献[7,9]的配准误差较大,甚至出现误匹配、配准结果没有获得全局最优、点云之间出现错位等现象;本文方法的配准精度相较文献[7]和文献[9]分别提高了 64.8%和 69.55%,显著提高了跨源点云的配准精

度。显微数据的高频细节较多、跨源数据之间存在一定范围的误差,经过本文配准方法处理后跨源数据轮廓更加吻合,匹配误差小。本文提出的跨源点云配准方法对多传感器数据的定位、融合等有较好的提升效果。



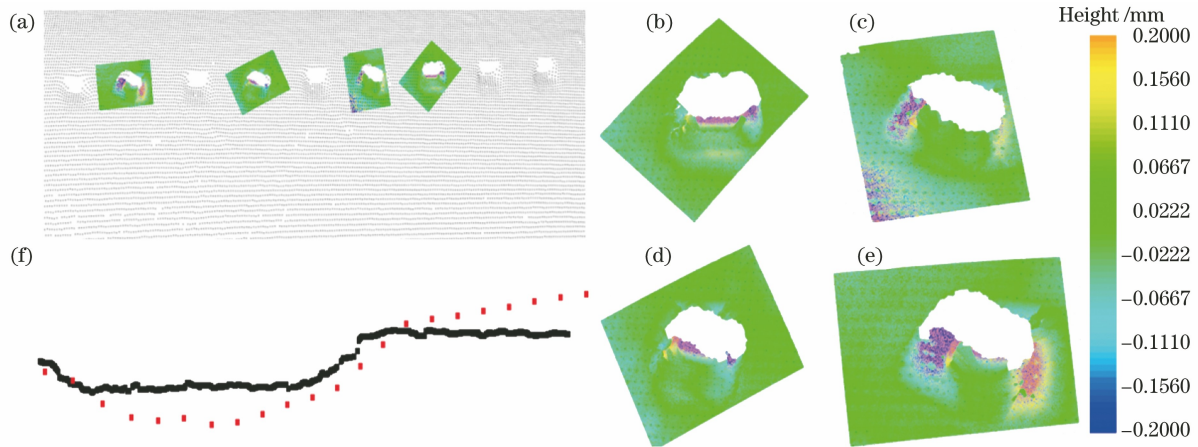


图 14 文献[9]的配准结果。(a)气膜孔的配准总体色差图;(b) 3、(c) 4、(d) 6、(e) 8号单个气膜孔的配准色差图;(f)配准后的二维轮廓截线图

Fig. 14 Registration results of Ref. [9]. (a) Overall color difference diagram of gas film hole registration; (b) registration color difference diagrams of 3, (c) 4, (d) 6, and (e) 8 single gas film holes; (f) two-dimensional contour cut diagram after registration

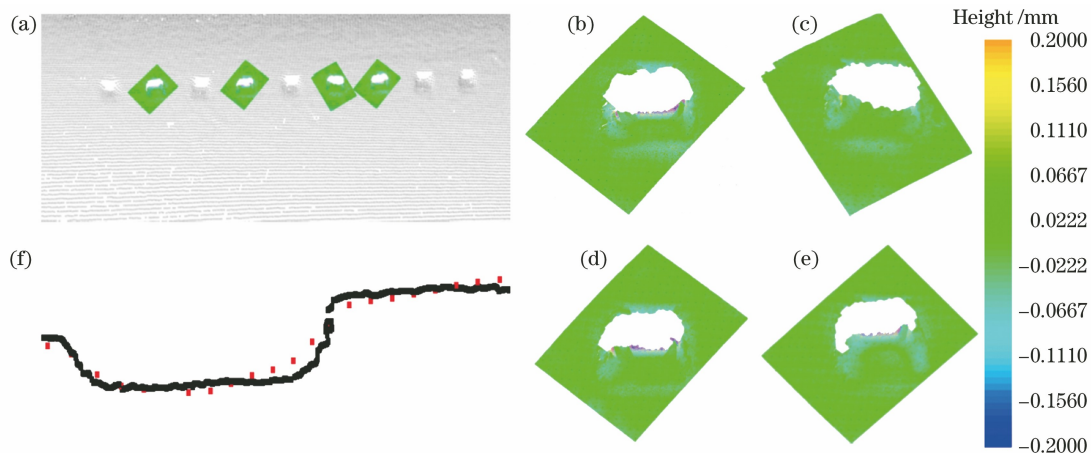


图 15 本文方法的配准结果。(a)气膜孔配准总体色差图;(b) 3、(c) 4、(d) 6、(e) 8号单个气膜孔的配准色差图;(f)配准后的二维轮廓截线图

Fig. 15 Registration results of proposed method. (a) Overall color difference diagram of gas film hole registration; (b) hole registration color difference diagrams of 3, (c) 4, (d) 6, and (e) 8 single gas film holes; (f) two-dimensional contour cut diagram after registration

## 6 结 论

针对多尺度测量中测量数据尺度、分辨率相差大的问题,本文通过对尺度空间算法进行改进,在降低尺度的前提下,通过体素重心邻域法对高分辨率的显微数据进行下采样,并利用渐进式上采样模型对低分辨率的结构光数据进行上采样,这缩小了跨源数据之间的差异并验证了采样效果,同时对比了现有的跨源点云配准方法。最终的实验结果表明,所提出的方法可以减小由尺度与分辨率差异对数据配准带来的干扰,提高了配准精度,有效实现了跨尺度特征的零件测量。

本文提出的方法目前存在一些局限性,首先当结构光点云数据量较大时,上采样较为耗时,所以需要提高上采样的效率;此外,当被测件的曲率特征较少甚至没有时,配准精度将会大大下降。因此,在后续的工作中,一方面需提高上采样效率,另一方面需对弱纹理表面进行跨源点云配准。

## 参 考 文 献

- [1] 郭东明. 高性能精密制造[J]. 中国机械工程, 2018, 29(7): 757-765.  
Guo D M. High-performance precision manufacturing [J]. China Mechanical Engineering, 2018, 29(7):

- 757-765.
- [2] Kong L B, Peng X, Chen Y, et al. Multi-sensor measurement and data fusion technology for manufacturing process monitoring: a literature review [J]. *International Journal of Extreme Manufacturing*, 2020, 2(2): 5-31.
- [3] Huang X S, Zhang J, Fan L X, et al. A systematic approach for cross-source point cloud registration by preserving macro and micro structures [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2017, 26(7): 3261-3276.
- [4] Besl P J, McKay N D. A method for registration of 3-D shapes [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1992, 14(2): 239-256.
- [5] 靳宇婷, 张益华, 崔海华, 等. 一种基于轮廓特征约束的飞机蒙皮配准方法 [J]. *光学学报*, 2021, 41(3): 0312001.  
Jin Y T, Zhang Y H, Cui H H, et al. An aircraft skin registration method based on contour feature constraint [J]. *Acta Optica Sinica*, 2021, 41(3): 0312001.
- [6] Ramasamy S K, Raja J, Boudreau B D. Data fusion strategy for multiscale surface measurements [J]. *Journal of Micro and Nano-Manufacturing*, 2013, 1(1): 011004.
- [7] 莫程威, 崔海华, 程筱胜, 等. 基于分形维数表征的跨尺度拼接方法 [J]. *光学学报*, 2018, 38(12): 1215001.  
Mo C W, Cui H H, Cheng X S, et al. Cross-scale registration method based on fractal dimension characterization [J]. *Acta Optica Sinica*, 2018, 38(12): 1215001.
- [8] 卢升, 韩俊刚, 王连哲, 等. 两阶段变尺度三维点云配准算法研究 [J]. *激光与光电子学进展*, 2020, 57(20): 201503.  
Lu S, Han J G, Wang L Z, et al. Research on two-stage variable scale three-dimensional point cloud registration algorithm [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2020, 57(20): 201503.
- [9] Huang X S, Zhang J, Wu Q, et al. A coarse-to-fine algorithm for registration in 3D street-view cross-source point clouds [C]//2016 International Conference on Digital Image Computing: Techniques and Applications (DICTA), November 30-December 2, 2016, Gold Coast, QLD, Australia. New York: IEEE Press, 2016: 16555450.
- [10] 张彬, 熊传兵. 基于体素下采样和关键点提取的点云自动配准 [J]. *激光与光电子学进展*, 2020, 57(4): 041008.  
Zhang B, Xiong C B. Automatic point cloud registration based on voxel downsampling and key point extraction [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2020, 57(4): 041008.
- [11] Alexa M, Behr J, Cohen-Or D, et al. Computing and rendering point set surfaces [J]. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 2003, 9(1): 7666035.
- [12] Huang H, Wu S H, Gong M L, et al. Edge-aware point set resampling [J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2013, 32(1): 1-12.
- [13] Yu L Q, Li X Z, Fu C W, et al. PU-net: point cloud upsampling network [C]//2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 18-23, 2018, Salt Lake City, UT, USA. New York: IEEE Press, 2018: 2790-2799.
- [14] Yu L Q, Li X Z, Fu C W, et al. EC-net: an edge-aware point set consolidation network [M]//Ferrari V, Hebert M, Sminchisescu C, et al. *Computer vision-ECCV 2018. Lecture notes in computer science*. Cham: Springer, 2018, 11211: 398-414.
- [15] Wang Y F, Wu S H, Huang H, et al. Patch-based progressive 3D point set upsampling [C]//2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), June 15-20, 2019, Long Beach, CA, USA. New York: IEEE Press, 2019: 5951-5960.
- [16] 牛雪娟, 刘景泰, 孙雷. 基于小波变换的栅格点云多分辨率分析 [C]//第二十七届中国控制会议论文集. 北京: 中国自动化学会控制理论专业委员会, 2008: 1235-1239.  
Niu X J, Liu J T, Sun L. Multi-resolution analysis of raster point cloud based on wavelet transform [C]// *Proceedings of the 27th Chinese Control Conference*. Beijing: Technical Committee on Control Theory, Chinese Association of Automation, 2008: 1235-1239.
- [17] Digne J, Morel J M, Souzani C M, et al. Scale space meshing of raw data point sets [J]. *Computer Graphics Forum*, 2011, 30(6): 1630-1642.
- [18] Digne J. An implementation and parallelization of the scale space meshing algorithm [J]. *Image Processing on Line*, 2015, 5: 282-295.