

文章编号: 1674-8190(2023)06-045-11

# 基于多特征点参数权值优化的蒙皮点云去噪研究

李彬鹏, 茅健, 杨杰, 蔡航

(上海工程技术大学 机械与汽车工程学院, 上海 201620)

**摘要:** 点云去噪的效果对三维扫描过程后续的曲面拟合与造型设计至关重要, 如何快速准确提取特征点已成为研究热点, 然而点云去噪的关键之处在于奇异值与离群值的检测。提出耦合多特征点参数的去噪模型, 分别讨论每个特征点参数对去噪模型的影响程度; 采用群智能算法求解出一组最优参数权重, 以此确定点云去噪模型, 从而达到三维散乱点云最优去噪效果; 通过对Bunny模型进行去噪仿真以及某一型号的蒙皮进行去噪实验, 对去噪模型进行验证。结果表明: 本文提出的点云去噪模型相较于半径滤波器、统计滤波器、改进体素滤波结合高斯滤波模型, 迭代更快、耗时更少, 具有更好的去噪效果。

**关键词:** 三维散乱点云; 点云去噪; 群智能算法; 点云特征点

中图分类号: V262; TP391.41

文献标识码: A

DOI: 10.16615/j.cnki.1674-8190.2023.06.05

## Research on denoising of skinned point cloud based on multi-feature point parameter weight optimization

LI Binpeng, MAO Jian, YANG Jie, CAI Hang

(School of Mechanical and Automotive Engineering, Shanghai University of Engineering Science, Shanghai 201620, China)

**Abstract:** The effect of point cloud denoising is very important to the subsequent surface fitting and modeling design in 3D scanning process. How to extract feature points quickly and accurately has become a research hotspot. However, the key point of point cloud denoising lies in the detection of singular values and outliers. Therefore, a denoising model with coupled multi-feature point parameters is proposed, and the influence of each feature point parameters on the denoising model are discussed respectively. The swarm intelligence algorithm is used to solve a set of optimal parameter weights to determine the point cloud denoising model, so as to achieve the optimal denoising effect of three-dimensional scattered point clouds. The denoising simulation of Bunny model and the denoising experiment of a certain type of skin are used to verify the denoising model. The results show that the point cloud denoising model proposed in this paper has faster iteration, less time-consuming and better denoising effect than that of radius filter, statistical filter and improved voxel filter combined with Gaussian filtering algorithm.

**Key words:** 3D scattered point cloud; point cloud denoising; swarm intelligence algorithm; point cloud feature points

收稿日期: 2022-08-29; 修回日期: 2022-12-27

通信作者: 茅健, jmao@sues.edu.cn

引用格式: 李彬鹏, 茅健, 杨杰, 等. 基于多特征点参数权值优化的蒙皮点云去噪研究[J]. 航空工程进展, 2023, 14(6): 45-55.

LI Binpeng, MAO Jian, YANG Jie, et al. Research on denoising of skinned point cloud based on multi-feature point parameter weight optimization[J]. Advances in Aeronautical Science and Engineering, 2023, 14(6): 45-55. (in Chinese)

## 0 引言

飞机蒙皮作为飞机的重要组成部分,对飞机的气动性能影响显著<sup>[1]</sup>,不同型号蒙皮形状各不相同且较为复杂,加工后的蒙皮尺寸检测具有一定困难。传统蒙皮检测方法依赖于模胎等专业工装,同时对于检验工人的熟练度要求较高,成本高、效率低<sup>[2]</sup>。随着计算机技术的快速发展,机器视觉等技术应用于蒙皮检测领域,但其检测精度通常随着光照、颜色等信息变化而变化,使用条件较为苛刻<sup>[3-4]</sup>。线激光扫描技术广泛应用于零件的数字化检验中,通过激光器发射线激光入射到物体表面,感光元件接收到反射回来的光从而得到物体的三维点云信息,但是由于测量设备及测量环境因素的影响<sup>[5]</sup>,采集到的点云数据通常含有大量噪声,对后续三维模型的重建工作带来阻碍。为了使点云数据能够满足后续曲面拟合与造型设计等要求,需要先对扫描得到的点云数据进行去噪处理,如何解决局部失真与保证尖锐特征不被过度光滑已成为目前研究的重点。

点云集合中包括了空间特征以及颜色特征,空间特征由于其明显的特征信息而被用于点云处理领域。点云中的特征点包含了模型的重要信息,例如边、尖角以及脊等,通过这些特征点可以反映出模型的基本几何形状,对于判断模型外观的正确与否起到关键作用<sup>[6]</sup>,特征点又称为几何特征点<sup>[7-8]</sup>,广泛应用于三维点云上<sup>[9-10]</sup>。特征点检测可分为基于网格模型检测和基于点云模型检测两种类型。对于网格模型的特征检测,Y. Shin等<sup>[11]</sup>利用多项式拟合来估计点云的法向量;O. Yutaka等<sup>[12]</sup>重新构建隐函数,求解点云曲率信息;C. L. Charlie等<sup>[13]</sup>利用双边滤波进行特征检测,但该方法在检测点云边界时误差较大,网格的拓扑关系也会随之改变。对于点云模型的特征检测,付成松<sup>[14]</sup>采用基于统计的点云去噪算法对点云模型中存在的噪声进行处理,实现了叶片三维数据的高效处理;T. Gatzke等<sup>[15]</sup>利用多次拟合来计算曲率映射;M. C. Huang等<sup>[16]</sup>采用高斯滤波对扫描线结构的叶片点云数据进行了平滑去噪处理;张一鸣等<sup>[17]</sup>提出了基于多描述子投票的飞机蒙皮局部扫描点云定位算法;冯上朝等<sup>[18]</sup>利用三维扫描仪对飞机轮廓进行分层次的数据采集,并采用基于局部离群系数的离群点滤除算法对噪点进行滤除,

但由于设备视场的限制,导致分层采集数据后需要进行点云对齐的操作,在拼接部分造成一定的误差,使得最终结果还有精确空间;王丽辉等<sup>[19]</sup>提出了一种综合考虑点云曲率、点云与邻域点法向量夹角以及点云到邻域点平均距离的特征检测方法,以此分辨点云模型的特征点与非特征点,但是没有讨论各个特征点参数对点云去噪算法的影响程度;陈龙等<sup>[20]</sup>利用主成分分析法求解点云的曲率,从而构建考虑多特征参数的去噪模型,但同样没有分析不同特征参数权值对去噪算法的影响程度。

本文提出一种基于多特征点参数权值优化的点云去噪模型,该模型综合考虑了点云微分几何信息,并定义每个特征参数对应的权值,讨论不同特征参数对点云去噪算法的影响程度;采用群智能算法,以去噪模型为目标函数,峰值信噪比为约束条件,求解最优的特征点参数权重,以此确定点云去噪的数学模型以及噪声点与特征点的判别阈值,从而进行点云去噪,实现最优的点云去噪效果;采用Bunny模型以及某蒙皮点云模型进行模型验证。

## 1 点云多特征点检测

### 1.1 点云曲率以及点云法向与邻域点法向夹角

点云曲率是曲面特征识别的重要判断依据,点云曲率的大小反映了曲面的凹凸程度。对于点云曲率的估计一般是通过将数据网格化后计算点云曲率,本文采用主成分分析法(PCA)对点的 $k$ 个邻域点数构造协方差矩阵,从而估计点云法向量以及曲率,使用该方法能够简化计算过程、缩短计算时间。

设点云集合:

$$P = \{p_i(x_i, y_i, z_i) | i = 1, 2, \dots, N\} \quad (1)$$

式中: $P$ 为输入的点云数据(只包含位置信息); $p_i$ 为某一点云数据; $N$ 为点云数据规模。

通过建立 $k-d$  tree<sup>[21]</sup>来获取数据点的邻域点。

$$P_i = \{p_{ij}(x_{ij}, y_{ij}, z_{ij}) | j = 1, 2, \dots, k\} \quad (2)$$

式中: $k$ 为邻域点个数。

通过邻域点的坐标可以求解出 $k$ 个邻域点的重心坐标:

$$O_i = \frac{\sum_{j=1}^k p_{ij}}{k} \quad (3)$$

根据上述公式可建立数据点的协方差矩阵:

$$A_i = \begin{bmatrix} p_{i1} - O_i \\ p_{i2} - O_i \\ \dots \\ p_{ik} - O_i \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} p_{i1} - O_i \\ p_{i2} - O_i \\ \dots \\ p_{ik} - O_i \end{bmatrix} \quad (4)$$

通过数值分析方法求解  $A_i$  的特征值  $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$  以及相应的特征向量  $e_1, e_2, e_3$ 。判断最小的特征值

$$\lambda_m = \min\{\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3\} \quad (5)$$

则该数据点的法向量为最小特征  $\lambda_m$  对应的特征向量  $e_m$ 。

$$n_i = e_m \quad (6)$$

曲率  $C_i$  为

$$C_i = \frac{\lambda_m}{\lambda_1 + \lambda_2 + \lambda_3} \quad (7)$$

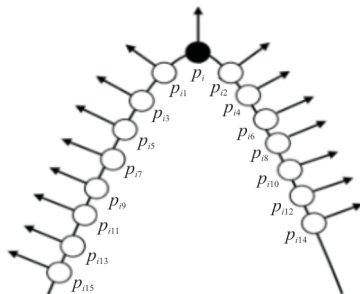
通过上述公式可以求得数据点的曲率以及法向量。

点云法向量与邻域点法向量的夹角同样是判断曲面平缓与否的重要指标,通过夹角值来分辨特征点与噪声点。

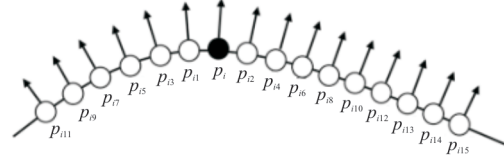
$$\theta = \arccos\left(\frac{p_{gi} \cdot p_{gj}}{|p_{gi}| \times |p_{gj}|}\right) \quad (\theta \in [0, \pi]) \quad (8)$$

式中:  $p_{gi}$  为某一点云的法向量;  $p_{gj}$  为该数据点的邻域点的法向量;  $\theta$  为两向量之间的夹角。

特征点的法向量与其邻域点的法向量夹角及非特征点的法向量与其邻域点的法向量夹角如图 1 所示,邻域点数  $k=15$ ,可以看出:当某一点云数据点为特征点时,其与邻域点的法向量夹角普遍偏大;相反,数据点为非特征点时,其与邻域点的法向量夹角普遍偏小。



(a) 特征点



(b) 非特征点

图 1 特征点和非特征点与邻域点的法向量夹角  
Fig. 1 The angle between the feature point and the non-feature point and the normal direction of the domain point

### 1.2 点到邻域点重心的距离

与标准测试的点云模型相比,一般的点云模型的数据大都呈现不均匀分布,且复杂度更大,因此考虑将点到邻域点重心的距离作为一个评判指标,根据已知的点云合集与重心,可以求解出点到邻域点重心的距离,如图 2 所示。

$$d_{1i} = |p_i - O_i| \quad (9)$$

式中:  $p_i$  为任一点云数据点;  $O_i$  为邻域点重心;  $d_{1i}$  为点到邻域点重心的距离。

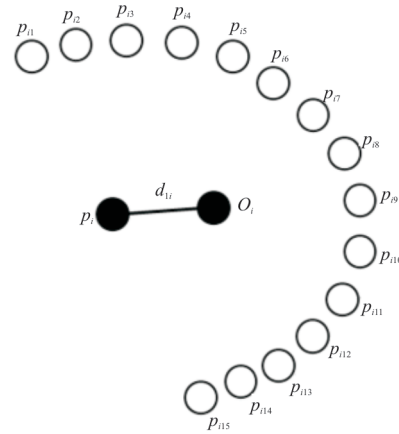


图 2 某点到邻域点重心的距离  
Fig. 2 The distance from the point to the center of gravity of the field point

### 1.3 点到邻域点的平均距离

点到邻域点的平均距离体现了某区域点云的密集程度,平均距离越大,说明该区域的点云数量越多,反之越少。因此将该距离也作为特征点的评判指标,计算过程如下:

$$d_{2i} = \frac{\sum_{j=1}^k |p_i - p_{ij}|}{k} \quad (10)$$

式中:  $d_{2i}$  为点到邻域点的平均距离。

#### 1.4 集成多特征点参数的点云去噪模型

为了同时考虑多个特征点参数对点云去噪效果的影响程度,本文提出一种耦合多特征点参数的去噪模型,该模型同时包含了点云曲率与点云法向量与邻域点法向量的夹角、点到邻域点重心的距离以及点到邻域点的平均距离。分析每个特征点参数的影响程度,同时利用群智能算法,以去噪模型为目标函数,峰值信噪比为约束条件,求解各特征点参数权值的最优解,从而得到点云去噪数学模型,以此进行点云模型的去噪。

根据计算的特征点参数,构建点云去噪模型:

$$M_i = \frac{\lambda_1 C_i + \lambda_2 \theta_i + \lambda_3 d_{1i}}{\lambda_4 d_{2i}} \quad (11)$$

式中: $\lambda_1$ 为点云曲率权重; $C_i$ 为数据点的曲率; $\lambda_2$ 为点云法向量与邻域点云法向量夹角权重; $\theta$ 为两向量之间的夹角; $\lambda_3$ 为数据点到邻域点重心距离权重; $d_{1i}$ 为点到邻域点重心的距离; $\lambda_4$ 为数据点到邻域点的平均距离权重; $d_{2i}$ 为点到邻域点的平均距离。

每个特征对应的权重参数值越大,则表示该特征对去噪模型的影响越大。构建的判别阈值为

$$T = \varphi \times \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N M_i \quad (12)$$

当某点的 $M_i$ 值大于判别阈值时,将此点判定为特征点,反之则判定为噪点。

通过上述数学模型,可以判断特征点与噪声点。为了进一步确定点云去噪模型,需要先获取去噪模型中的各种权重值以及阈值系数。本文的点云去噪模型作为典型的非线性目标函数,采用群智能算法求解各特征的权重值。与遗传算法和粒子群算法相比,本文所选用的群智能算法具有更好的全局搜索能力,不易陷入局部最优解。麻雀搜索算法(SSA)属于群智能算法中的一种。本文采用麻雀搜索算法,初始值的选取详见文献[22],以峰值信噪比为约束条件,以公式(11)为目标函数求解一组最优特征权重值。

SSA模仿麻雀捕食和反捕食的场景。在一群麻雀中,能量值较高的麻雀会先寻找食物,被称为发现者,种群中其余麻雀的觅食方向将受到发现者

的影响。在此期间,发现者的位置将不断更新<sup>[22]</sup>。

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} X_{i,j}^t \cdot \exp\left(\frac{-i}{R_2 \cdot t_{\max}}\right) & (R_3 < S_T) \\ X_{i,j}^t + R_1 \cdot D & (R_3 \geq S_T) \end{cases} \quad (13)$$

式中: $t$ 为当前迭代次数; $t_{\max}$ 为最大迭代次数; $X_{i,j}$ 为第 $i$ 只麻雀在第 $j$ 维下的位置; $R_2$ 为 $(0, 1]$ 的随机数; $R_3$ 为警示值, $R_3 \in [0, 1]$ ; $S_T$ 为安全值, $S_T \in [0.5, 1]$ ; $R_1$ 为服从正态分布的随机数; $D$ 为 $1 \times d$ 的矩阵, $d$ 为维度。

在觅食的过程中,新的麻雀会不断加入。加入者的位置更新为

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} R_1 \cdot \exp\left(\frac{X_{\text{worst}}^t - X_{i,j}^t}{t^2}\right) & \left(i > \frac{n}{2}\right) \\ X_p^{t+1} + |X_{i,j}^t - X_p^{t+1}| \cdot A^+ \cdot D & \left(i \leq \frac{n}{2}\right) \end{cases} \quad (14)$$

式中: $X_p$ 为当前发现者占据的位置; $X_{\text{worst}}$ 为全局最差位置; $A$ 为 $1 \times d$ 矩阵,里面每个分量随机分配为1或-1; $A^+ = A^T (AA^T)^{-1}$ 。

当麻雀种群意识到危险时,会做出反捕食行为。此时麻雀的位置如下:

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} X_{\text{best}} + \beta \cdot |X_{i,j}^t - X_{\text{best}}^t| & (f_i > f_g) \\ X_{i,j}^t + K \cdot \left(\frac{|X_{i,j}^t - X_{\text{worst}}^t|}{(f_i - f_w) + \epsilon}\right) & (f_i = f_g) \end{cases} \quad (15)$$

式中: $X_{\text{best}}$ 为当前全局最优位置; $\beta$ 为服从均值为0,方差为1的正态分布随机数; $K$ 为随机数, $K \in [-1, 1]$ ; $f_i, f_g, f_w$ 分别为当前个体的适应度值,全局最优适应度值和最差适应度值; $\epsilon$ 为极小数,以防止分母为0。

目标函数构建如下:

1) 目标点云集合  $P(x_{p_i}, y_{p_i}, z_{p_i}), (p_i = 1, 2, \dots, m_1)$ ;

2) 经过去噪后的点云集合  $Q(x_{q_i}, y_{q_i}, z_{q_i}), (q_i = 1, 2, \dots, m_2)$ , 其中  $m_1$  与  $m_2$  分别为点云数据规模。

3) 峰值信噪比数学模型

$$\begin{cases} R_{\text{PSN}} = 10 \times \lg \frac{\max P \times \max Q}{\sum_{i=1}^N [(xp_i - xq_i)^2 + (yp_i - yq_i)^2 + (zp_i - zq_i)^2]} \\ N = \min(m_1, m_2) \end{cases} \quad (16)$$



通过上述构建的目标函数,经过 SSA 进行迭代寻优,求解出一组最优解,以此确定点云去噪模型,从而进行点云去噪。算法具体流程如图 3 所示。

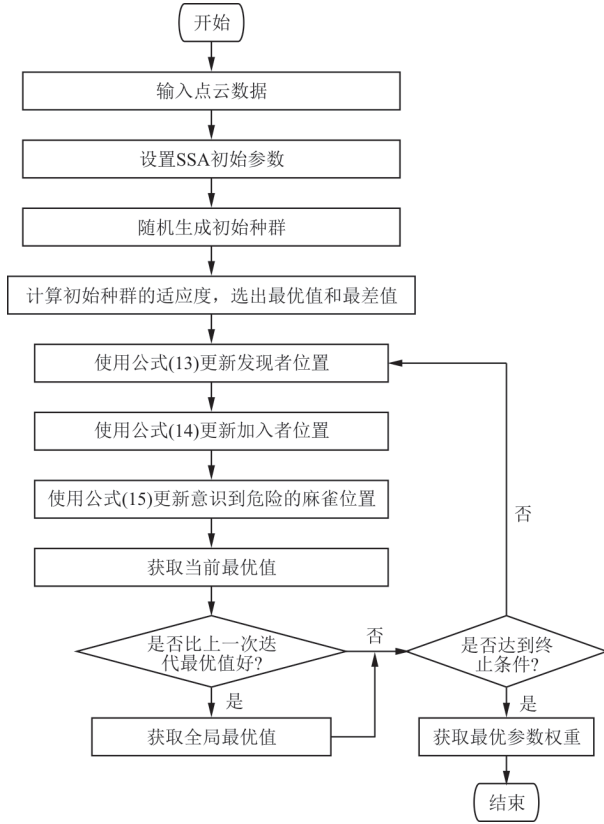


图 3 算法具体流程图  
Fig. 3 The flow chart of algorithm

## 2 实验与数据分析

本文利用 MATLAB R2020a 进行仿真实验,仿真所采用的是斯坦福大学的 Bunny 模型<sup>[23]</sup>。首先获取点云的特征信息参数,然后通过麻雀搜索算法确定最优特征权重,最后利用点云去噪数学模型进行点云去噪,以此来验证本文模型的可行性。

### 2.1 仿真点云特征参数计算

首先利用  $k-d$  tree 建立点云数据的拓扑关系,然后根据设置的  $k$  值进行数据点的邻域点云搜索,本文设置的邻域点个数  $k=15$ ,最后求解数据点的各特征参数。Bunny 原始点云模型如图 4 所示,点云大小为  $35\ 947 \times 3$ 。在点  $(0.415\ 5, 3.145\ 9, -0.179\ 1)$  下的  $k=15$  的邻域点云模型如图 5 所示,其中蓝色的点为  $k$  近邻搜索结果。点  $(0.415\ 5, 3.145\ 9, -0.179\ 1)$  的某些邻域点云如表 1 所示,

数据点  $(0.415\ 5, 3.145\ 9, -0.179\ 1)$  的特征信息参数如表 2 所示。

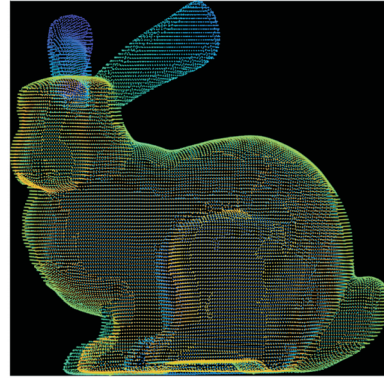


图 4 原始点云  
Fig. 4 The raw point cloud

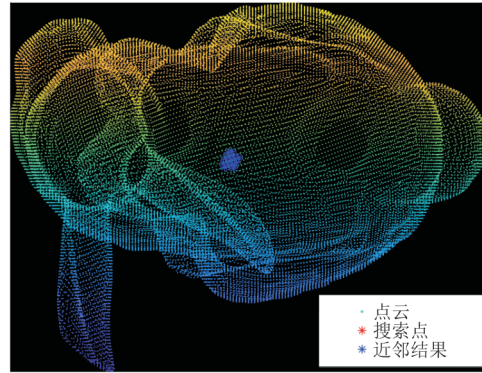


图 5  $k=15$  的邻域点云  
Fig. 5 Domain point cloud with  $k=15$

表 1 邻域点云坐标  
Table 1 The coordinate of domain point cloud

名称	$(0.415\ 5, 3.145\ 9, -0.179\ 1)$ 的邻域点云坐标
点 1	$(0.415\ 5, 3.145\ 9, -0.179\ 1)$
点 2	$(0.367\ 5, 3.144\ 2, -0.051\ 2)$
点 3	$(0.464\ 1, 3.146\ 4, -0.306\ 9)$
点 4	$(0.290\ 4, 3.107\ 6, -0.224\ 8)$
点 5	$(0.540\ 8, 3.184\ 2, -0.133\ 5)$
点 6	$(0.493\ 2, 3.181\ 1, -0.005\ 4)$
点 7	$(0.339\ 2, 3.107\ 0, -0.352\ 8)$
点 8	$(0.242\ 7, 3.104\ 7, -0.096\ 7)$
点 9	$(0.595\ 6, 3.191\ 5, -0.258\ 8)$
点 10	$(0.319\ 7, 3.140\ 5, 0.076\ 9)$
点 11	$(0.507\ 3, 3.135\ 9, -0.436\ 7)$
点 12	$(0.165\ 2, 3.070\ 5, -0.270\ 5)$
点 13	$(0.679\ 2, 3.227\ 6, -0.085\ 3)$
点 14	$(0.445\ 4, 3.178\ 2, 0.122\ 5)$
点 15	$(0.214\ 3, 3.068\ 1, -0.398\ 4)$

表 2 特征信息参数  
Table 2 Feature information parameters

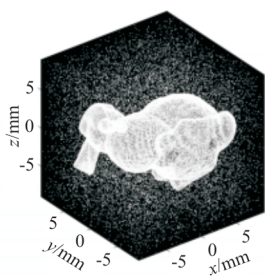
参数	数值	参数	数值
曲率	0.001 5	点到邻域点重心距离/mm	3.027 3
法向量夹角 ( $k=15$ 的夹角和)/( $^{\circ}$ )	1 364.2	点到邻域点平均距离/mm	3.044 5

## 2.2 仿真随机噪声实验

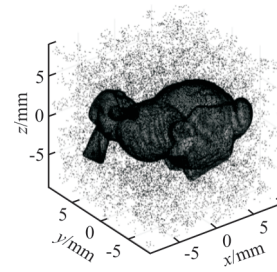
为了验证本文提出的模型,本文对 Bunny 模型进行随机干扰实验,并且通过与基于半径滤波原理、基于统计滤波原理以及结合高斯滤波的改进体素滤波的去噪模型进行比较。半径滤波原理<sup>[24]</sup>为假定初始点云中每个数据点在指定的半径邻域包含一定数量的邻域点,将不符合假设条件的数据点视为噪声点从而进行剔除。半径滤波参数:半径设置为 0.02 mm,最小邻接点个数阈值设置为 5 个。统计滤波原理<sup>[25-26]</sup>为对每一个点的邻域进行统计分析,计算每个点到所有邻域点的平均距离值,然后将平均距离在标准范围之外的所有离群点进行剔除,在进行滤波参数统计时考虑查询点临近点数设置为 15,判断是否为离群点的阈值设置为 1。本文选取改进体素滤波结合高斯滤波算法<sup>[27]</sup>进行对比试验,将体素网格的重心替换成小立方体的重心邻近点来实现采样,从而保持了原始点云之间的数据特征。

根据激光扫描设备精度与方法的不同,实际模型所含有噪声大约在 10%~20%,为了体现该模型的有效性,选择添加噪声点的数量有 25%、50%、75%、100%。而选择 100% 噪声添加实验的原因是考虑在极端情况下,本文模型的可行性,因为一般模型在存在大量噪声点的情况下,会导致群智能算法在寻优过程崩溃。

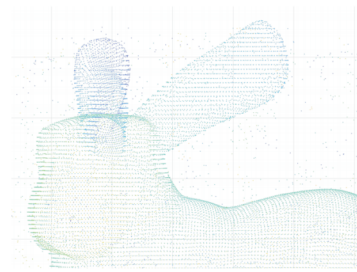
不同模型下的去噪对比如图 6~图 7 所示,可以看出:本文提出的三维散乱点云去噪模型在保证点云模型特征点的前提下,去噪效果更优异。



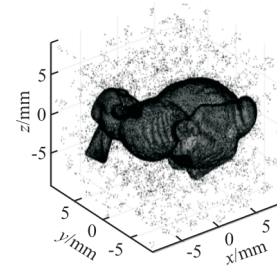
(a) 添加 50% 随机噪声后的 Bunny 模型



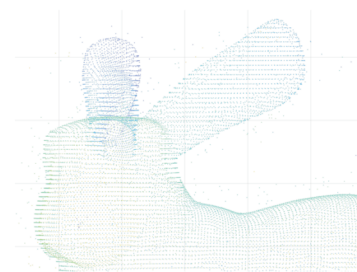
(b) 半径滤波后的 Bunny 模型



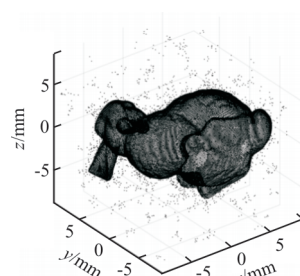
(c) 半径滤波的 Bunny 模型局部图



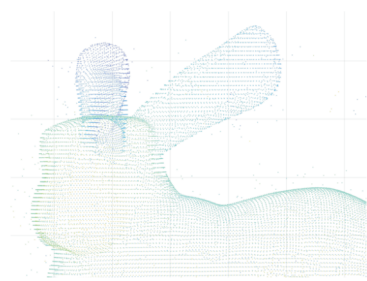
(d) 统计滤波后的 Bunny 模型



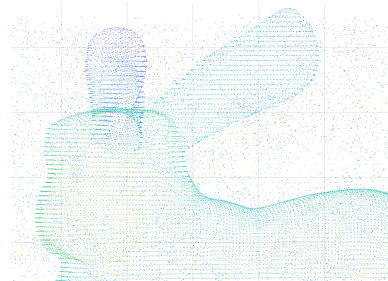
(e) 统计滤波的 Bunny 模型局部图



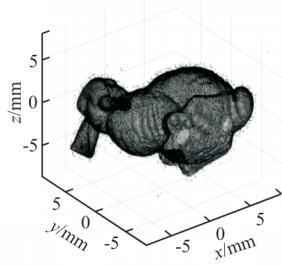
(f) 经改进体素滤波结合高斯滤波算法去噪后的 Bunny 模型



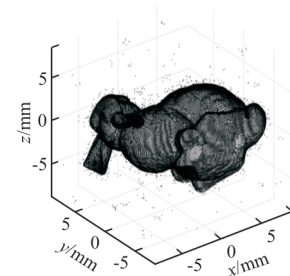
(g) 经改进体素滤波结合高斯滤波算法去噪后的 Bunny 模型局部图



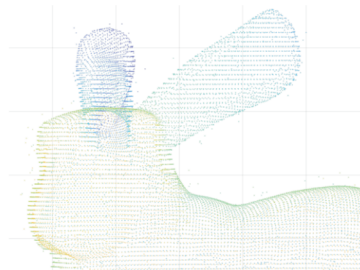
(c) 半径滤波的 Bunny 模型局部图



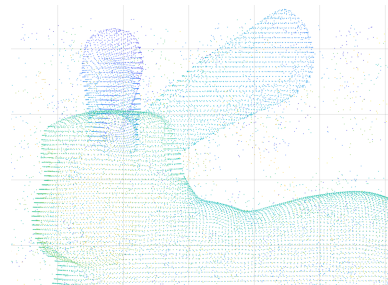
(h) 经本文去噪模型去噪后的 Bunny 模型



(d) 统计滤波后的 Bunny 模型

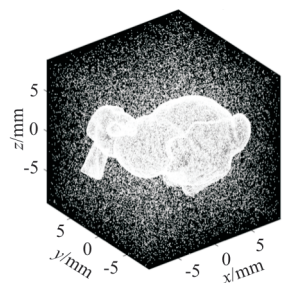


(i) 经本文去噪模型去噪后的 Bunny 模型局部图

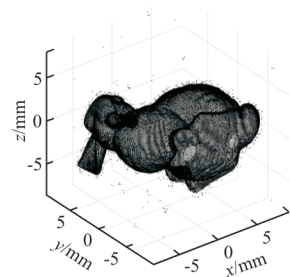


(e) 统计滤波的 Bunny 模型局部图

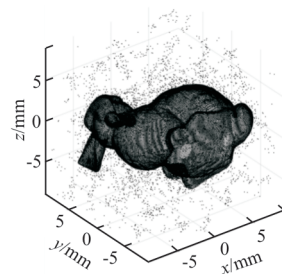
图 6 50% 噪声的 Bunny 模型去噪算法对比图  
Fig. 6 Comparison diagram of Bunny model denoising algorithm with 50% noise



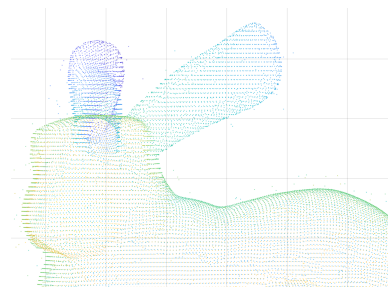
(a) 添加 100% 随机噪声后的 Bunny 模型



(f) 经改进体素滤波结合高斯滤波算法去噪后的 Bunny 模型

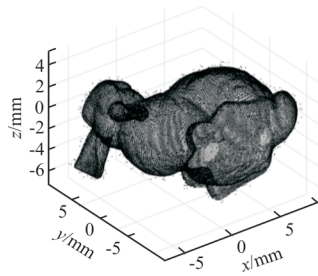


(b) 半径滤波后的 Bunny 模型

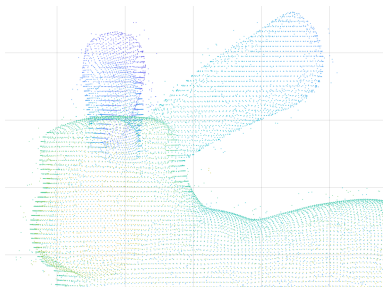


(g) 经改进体素滤波结合高斯滤波算法去噪后的 Bunny 模型局部图





(h) 经本文去噪模型去噪后的 Bunny 模型

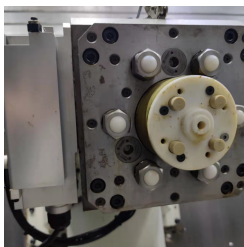


(i) 本文去噪模型的 Bunny 模型局部图

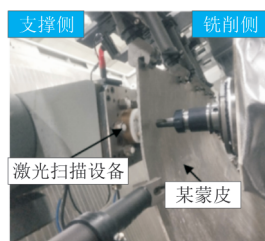
图 7 100% 噪声的 Bunny 模型去噪对比图  
Fig. 7 Comparison diagram of Bunny model denoising algorithm with 100% noise

### 2.3 蒙皮去噪实验

为了进一步体现本文模型在实际加工中的有效性,选择某蒙皮点云模型进行实验。通过激光扫描设备对蒙皮进行扫描,形成蒙皮点云模型,但是由于实验设备的影响,所形成的蒙皮点云本身就带有噪声点,因此无需增加随机噪声点,直接对其进行去噪,实验设备如图 8 所示。本文去噪模型与其他去噪模型的对比图如图 9 所示,不同去噪模型所消耗的时间如表 3 所示,可以看出:本文去噪模型在保留蒙皮点云特征的同时在去噪质量上要优于所对比的模型。



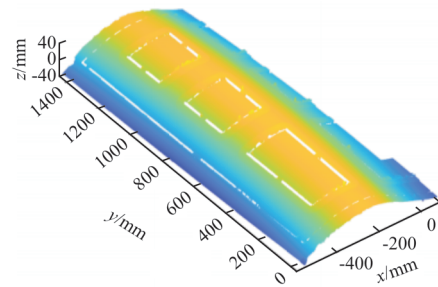
(a) 线激光扫描仪



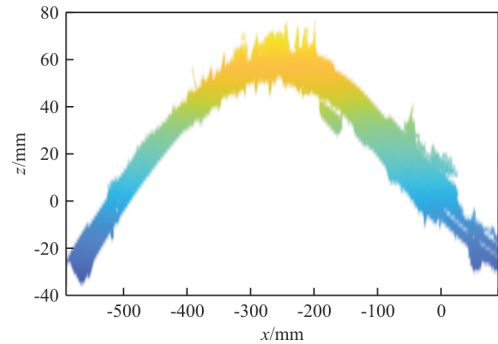
(b) 线激光扫描仪实际工作图

图 8 实验设备图

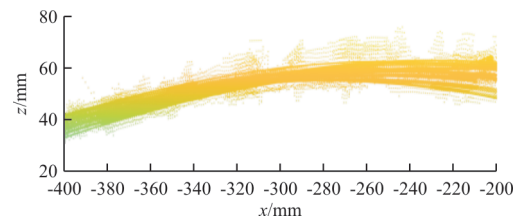
Fig. 8 Experiment devices



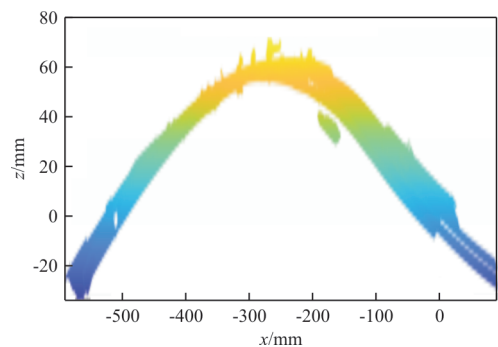
(a) 含噪声的某蒙皮模型点云



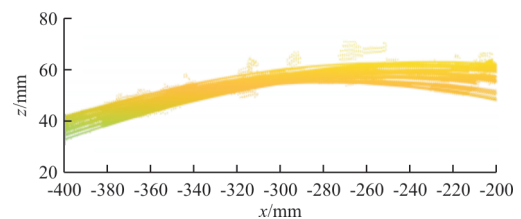
(b) 含噪声的某蒙皮模型点云俯视图



(c) 含噪声的某蒙皮模型点云局部图

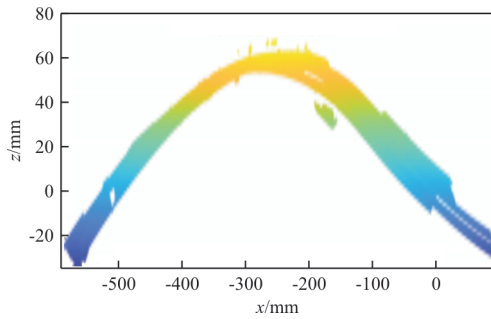


(d) 经半径滤波后的某蒙皮点云俯视图

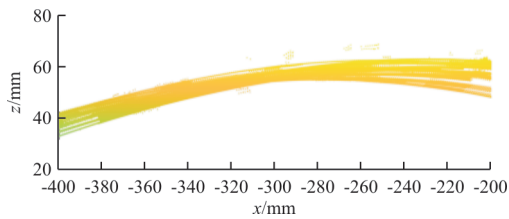


(e) 经半径滤波后的某蒙皮点云局部图

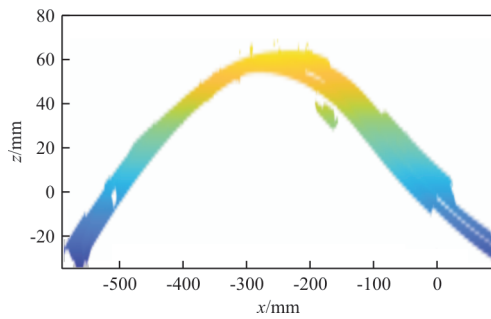




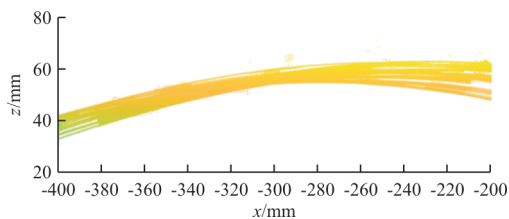
(f) 经统计滤波后的某蒙皮点云俯视图



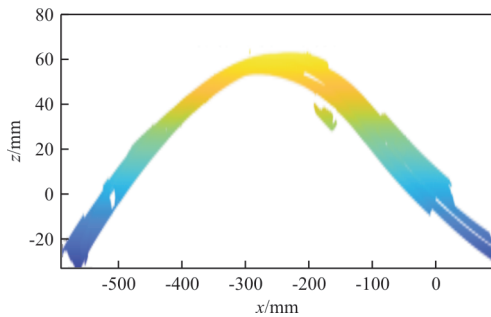
(g) 经统计滤波后的某蒙皮点云局部图



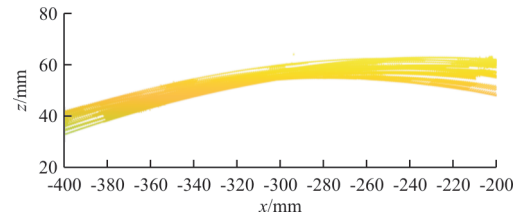
(h) 经改进体素滤波结合高斯滤波后的某蒙皮点云俯视图



(i) 经改进体素滤波结合高斯滤波后的某蒙皮点云局部图



(j) 经本文模型去噪后的某蒙皮点云俯视图



(k) 经本文模型去噪后的某蒙皮点云局部图

图 9 不同去噪算法对比图

Fig. 9 Comparison of different denoising algorithms

表 3 不同去噪模型所消耗的时间

Table 3 The corresponding time of different denoising models

模型	耗时/s
半径滤波	60.12
统计滤波	43.72
改进体素滤波结合高斯滤波	18.46
本文滤波	5.38

本文去噪模型同时考虑多个重要特征信息,在保留模型更多特征点的同时,去除多余的噪声点,而其他单特征的去噪模型,虽然也能进行去噪,但是通常会把特征点过度光滑,模型特征处也会通过去噪实验而剔除。同时本文所选择的群智能算法相较于差分进化算法具有更好的全局搜索能力,不易陷入局部最优值。综上所述,从去噪模型以及寻优算法来看,本文去噪模型更具优势。

Bunny 模型特征信息参数权重值如表 4 所示,某蒙皮模型特征信息参数权重值如表 5 所示,通过观察 Bunny 模型特征信息参数权重,发现曲率权重  $\lambda_1$ 、法向夹角权重  $\lambda_2$ 、点到邻域点重心距离权重  $\lambda_3$ 、点到邻域点平均距离  $\lambda_4$  的变化都是无序的,其变化趋势跟所加入的噪声多少没有关联,但阈值系数  $\varphi$  与噪声成正相关,所加噪声含量越多,其值越小,其柱状图如 10 所示。

表 4 Bunny 模型特征信息参数权重

Table 4 The feature information parameter weights of Bunny model

点云类别	$\lambda_1$	$\lambda_2$	$\lambda_3$	$\lambda_4$	$\varphi$
25% 噪声点云	11.320	31.098	82.506	91.416	0.403 26
50% 噪声点云	81.174	59.602	36.502	76.886	0.372 02
75% 噪声点云	10.701	54.926	67.107	94.771	0.163 22
100% 噪声点云	53.935	16.364	23.014	84.840	0.105 99

表 5 某蒙皮模型特征信息参数权重  
Table 5 The parameter weight of feature information of a skin model

参数	数值	参数	数值
$\lambda_1$	28.385	$\lambda_4$	73.869
$\lambda_2$	54.134	$\varphi$	0.183 12
$\lambda_3$	44.655		

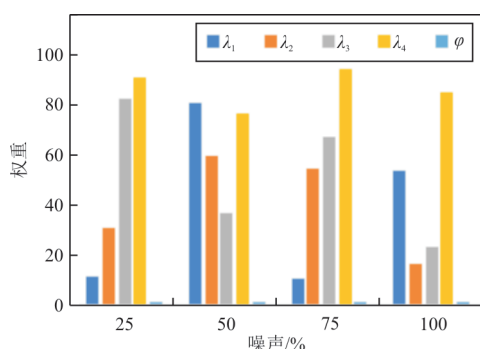


图 10 Bunny 模型特征信息参数权重

Fig. 10 The figure of feature information parameter weights of Bunny model

### 3 结 论

1) 本文提出的耦合多特征参数的去噪模型考虑了点云曲率以及点云法向量与邻域点法向量夹角、点到邻域点重心的距离以及点到邻域点的平均距离多种特征因素, 相比其他模型, 去噪效果更好。

2) 通过仿真和实验, 验证了本文所提出的三维散乱点云去噪模型的可行性, 为三维点云模型后续的拟合与曲面重构提供了较好的基础, 除此之外对于实际的应用也同样具有一定的指导意义。

#### 参 考 文 献

- [1] 张腾, 喻健, 乔石, 等. 金属蒙皮破孔结构胶铆混合修理的疲劳性能研究[J]. 航空工程进展, 2022, 13(3): 32-39. ZHANG Teng, YU Jian, QIAO Shi, et al. Study on fatigue properties of adhesive-rivet hybrid repaired metal skin with broken hole[J]. Advances in Aeronautical Science and Engineering, 2022, 13(3): 32-39. (in Chinese)
- [2] 李栋, 李沈杲, 李琦, 等. 基于激光扫描的飞机蒙皮下陷特征点提取[J]. 航空制造技术, 2018(9): 96-101. LI Dong, LI Shuanggao, LI Qi, et al. Feature points extraction of aircraft skin sag based on laser scanning[J]. Aeronautical Manufacturing Technology, 2018(9): 96-101. (in Chinese)
- [3] 张晓. 民航飞机维修无损检测的主要特点[EB/OL]. [2022-08-29]. <https://wenku.baidu.com/view/b47b56de360cba1aa811da10.html>.
- [4] ZHANG Xiao. Main features of NDT for civil aircraft maintenance [EB/OL]. [2022-08-29]. <https://wenku.baidu.com/view/b47b56de360cba1aa811da10.html>. (in Chinese)
- [5] 盛敏. 基于机器视觉的飞机蒙皮损伤检测方法研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2011. SHENG Min. Aircraft skin damage detection method based on machine vision[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2011. (in Chinese)
- [6] 邹爱丽, 王亮, 李东升, 等. 数字化测量技术及系统在飞机装配中的应用[J]. 航空制造技术, 2011(21): 72-75. ZOU Aili, WANG Liang, LI Dongsheng, et al. Application of digital measuring system in aircraft assembly [J]. Aeronautical Manufacturing Technology, 2011 (21): 72-75. (in Chinese)
- [7] 蒋文科, 钟高建, 刘占兵. 基于光学扫描的点云数据处理系统研究[J]. 实验室研究与探索, 2007, 26(11): 42-44. JIANG Wenke, ZHONG Gaojian, LIU Zhanbing. Research on the data-point pre-processing system based on optical-scanning[J]. Research and Exploration in Laboratory, 2007, 26(11): 42-44. (in Chinese)
- [8] 杨永涛, 张坤, 黄国言, 等. 邻域密度约束的动态标准差阈值三维点云数据离群点检测方法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2018, 30(6): 1034-1045. YANG Yongtao, ZHANG Kun, HUANG Guoyan, et al. Outliers detection method based on dynamic standard deviation threshold using neighborhood density constraints for three dimensional point cloud [J]. Journal of Computer-aided Design & Computer Graphics, 2018, 30(6): 1034-1045. (in Chinese)
- [9] ZENG Hui, WANG Huijuan, DONG Jiyuan. Robust 3D keypoint detection method based on double Gaussian weighted dissimilarity measure[J]. Multimedia Tools and Applications, 2017, 76(24): 26377-26389.
- [10] SAIM P, LIU Bingbing, LIN Weisi, et al. B-SHOT: a binary 3D feature descriptor for fast keypoint matching on 3D point clouds[J]. Autonomous Robots, 2017, 41(7): 1501-1520.
- [11] BRITO D N, NUNES C F G, PADUA F L C, et al. Evaluation of interest point matching methods for projective reconstruction of 3D scenes[J]. IEEE Latin America Transactions, 2016, 14(3): 1393-1400.
- [12] SHIN Y, ALEXANDER B, HANS-PETER S. Fast and robust detection of crest lines on meshes[J]. Solid and Physical Modeling, 2005, 22: 227-232.
- [13] YUTAKA O, ALEXANDER B, HANS-PETER S. Ridge-valley lines on meshes via implicit surface fitting[J]. ACM Transactions on Graphics, 2004, 23(3): 609-612.
- [14] CHARLIE C L. Bilateral recovering of sharp edges on feature-insensitive sampled meshes[J]. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, 2006, 12(4): 629-639.
- [15] 付成松. 航空发动机维修中叶型数字化测量技术的研究[D]. 长沙: 国防科技大学, 2019. FU Chengsong. Research on digital measurement technology

- gy of blade profile in aeroengine maintenance [D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2019. (in Chinese)
- [15] GATZKE T, GRIMM C. Feature detection using curvature maps and the min-cut/max-flow algorithm [C]// 2007 IEEE Geometric Modeling and Processing Conference. US: IEEE, 2006: 578-584.
- [16] HUANG M C, TAIC C. The preprocessing of data points for cue fining in reverse engineering [J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2000, 16(9): 635-642.
- [17] 张一鸣, 李红卫, 赵安安, 等. 基于多描述子投票的飞机蒙皮局部扫描点云定位[J]. 中国机械工程, 2021, 32(22): 2724-2730, 2771.  
ZHANG Yiming, LI Hongwei, ZHAO An'an, et al. Local scanning point cloud localization of aircraft skins based on multi-descriptor voting [J]. China Mechanical Engineering, 2021, 32(22): 2724-2730, 2771. (in Chinese)
- [18] 冯上朝, 刘莎. 基于激光扫描的飞机点云预处理技术[J]. 计算机与数字工程, 2018, 46(7): 1279-1283.  
FENG Shangchao, LIU Sha. Aircraft point cloud preprocessing technology based on laser scanning [J]. Computer and Digital Engineering, 2018, 46(7): 1279-1283. (in Chinese)
- [19] 王丽辉, 袁保宗. 三维散乱点云模型的特征点检测[J]. 信号处理, 2011, 27(6): 932-938.  
WANG Lihui, YUAN Baorong. Feature point detection for 3D scattered point cloud model [J]. Signal Processing, 2011, 27(6): 932-938. (in Chinese)
- [20] 陈龙, 蔡勇, 张建生, 等. 基于多判别参数混合方法的散乱点云特征提取[J]. 计算机应用研究, 2017, 34(9): 2867-2870.  
CHEN Long, CAI Yong, ZHANG Jiansheng, et al. Feature point extraction of scattered point cloud based on multiple parameters hybridization method [J]. Application Research of Computers, 2017, 34(9): 2867-2870. (in Chinese)
- [21] 刘艳丰, 王守彬, 汤仲安, 等. 基于 $k-d$ 树的机载LiDAR点云滤波处理[J]. 测绘工程, 2009, 18(5): 59-62.  
LIU Yanfeng, WANG Shoubin, TANG Zhongan, et al. Airborne LiDAR point cloud filtering processing based on  $k-d$  tree [J]. Engineering of Surveying and Mapping, 2009, 18(5): 59-62. (in Chinese)
- [22] 薛建凯. 一种新型的群智能优化技术的研究与应用[D]. 上海: 东华大学, 2020.  
XUE Jiankai. Research and application of a new swarm intelligence optimization technology [D]. Shanghai: Donghua University, 2020. (in Chinese)
- [23] Faculty. The Stanford Bunny [EB/OL]. [2022-08-29]. <https://faculty.cc.gatech.edu/~turk/bunny/bunny.html>.
- [24] 毕松, 王宇豪. 基于自适应半径滤波的农业导航激光点云去噪方法研究[J]. 农业机械学报, 2021, 52(11): 234-243.  
BI Song, WANG Yuhao. LiDAR point cloud denoising method based on adaptive radius filter [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(11): 234-243. (in Chinese)
- [25] 李刘轶, 朱煜峰. 基于混合滤波的点云数据降噪算法研究[J]. 江西科学, 2021, 39(3): 525-529, 533.  
LI Liuyi, ZHU Yufeng. Research on denoising algorithm of point cloud data based on hybrid filtering [J]. Jiangxi Science, 2021, 39(3): 525-529, 533. (in Chinese)
- [26] 魏硕, 赵楠翔, 李敏乐, 等. 结合改进DBSCAN和统计滤波的单光子去噪算法[J]. 激光技术, 2021, 45(5): 601-606.  
WEI Shuo, ZHAO Nanxiang, LI Minle, et al. Single photon denoising algorithm combined with improved DBSCAN and statistical filtering [J]. Laser Technology, 2021, 45(5): 601-606. (in Chinese)
- [27] 何昕谕, 秦丽娟. 基于结合改进体素滤波算法与高斯滤波算法研究[J]. 信息记录材料, 2022, 23(7): 229-231.  
HE Xinyu, QIN Lijuan. Research on improved voxel filtering algorithm and Gaussian filtering algorithm [J]. Information Recording Materials, 2022, 23(7): 229-231. (in Chinese)

#### 作者简介:

李彬鹏(1996—),男,硕士研究生。主要研究方向:三维点云去噪。

茅健(1972—),男,博士,教授。主要研究方向:航空装备检测与控制。

杨杰(1997—),男,硕士研究生。主要研究方向:复合材料加工。

蔡航(1997—),男,硕士研究生。主要研究方向:视觉检测。

(编辑:丛艳娟)