



## 基于多尺度曲面的飞机蒙皮凹坑损伤检测算法

侯谨毅 谢长 李海丰

### Aircraft skin pit damage detection algorithm based on multiscale surfaces

HOU Jinyi, XIE Chang, LI Haifeng

引用本文:

侯谨毅, 谢长, 李海丰. 基于多尺度曲面的飞机蒙皮凹坑损伤检测算法[J]. 北科大: 工程科学学报, 2024, 46(12): 2279–2288. doi: 10.13374/j.issn2095–9389.2023.11.21.001

HOU Jinyi, XIE Chang, LI Haifeng. Aircraft skin pit damage detection algorithm based on multiscale surfaces[J]. *Chinese Journal of Engineering*, 2024, 46(12): 2279–2288. doi: 10.13374/j.issn2095–9389.2023.11.21.001

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13374/j.issn2095–9389.2023.11.21.001>

## 您可能感兴趣的其他文章

### Articles you may be interested in

#### 基于改进YOLOv5的安全帽检测算法

Helmet detection method based on improved YOLOv5

工程科学学报. 2024, 46(2): 329 <https://doi.org/10.13374/j.issn2095–9389.2022.12.07.002>

#### 三维点云语义分割：现状与挑战

3D point cloud semantic segmentation: state of the art and challenges

工程科学学报. 2023, 45(10): 1653 <https://doi.org/10.13374/j.issn2095–9389.2022.12.17.004>

#### 基于YOLOX–drone的反无人机系统抗遮挡目标检测算法

Anti-occlusion target detection algorithm for anti-UAV system based on YOLOX–drone

工程科学学报. 2023, 45(9): 1539 <https://doi.org/10.13374/j.issn2095–9389.2022.10.24.004>

#### 基于多注意力的改进YOLOv5s小目标检测算法

Improved small target detection algorithm based on multiattention and YOLOv5s for traffic sign recognition

工程科学学报. 2024, 46(9): 1647 <https://doi.org/10.13374/j.issn2095–9389.2024.01.18.003>

#### 面向抓取检测的位姿估计数据集自动采集标注系统

Automatic data collection and annotation system for a pose estimation dataset designed for grasping detection

工程科学学报. 2024, 46(8): 1458 <https://doi.org/10.13374/j.issn2095–9389.2023.09.28.001>

#### DS–YOLOv5：一种实时的安全帽佩戴检测与识别模型

DS–YOLOv5: A real-time detection and recognition model for helmet wearing

工程科学学报. 2023, 45(12): 2108 <https://doi.org/10.13374/j.issn2095–9389.2022.11.11.006>

# 基于多尺度曲面的飞机蒙皮凹坑损伤检测算法

侯谨毅, 谢 长, 李海丰<sup>✉</sup>

中国民航大学计算机科学与技术学院, 天津 300300

✉通信作者, E-mail: [lih\\_f\\_cauc@126.com](mailto:lih_f_cauc@126.com)

**摘 要** 针对飞机蒙皮凹坑损伤噪声干扰强、检测时间久, 机身表面不平整, 且在二维图像中缺乏视觉信息、难以进行自动检测的问题, 设计了一种基于多尺度曲面模型的飞机蒙皮凹坑损伤自动检测算法. 首先, 通过无人车、升降杆和深度相机搭建自动化采集平台, 用来获得飞机蒙皮点云数据; 然后, 基于半径滤波、体素滤波、最小移动二乘法算法得到预处理数据; 最后, 在此基础上, 基于多尺度区域划分、随机抽样一致算法和表面特征聚类进行损伤检测, 得到最终的损伤结果. 在损伤数据集上进行测试, 实验结果表明: 本文提出的算法在准确率、召回率、F 值以及平均检测时间 4 个指标上均有明显提升, 其均值分别为 92.86%、86.67%、89.92% 和 6 s, 损伤检测结果优于现有的几种点云损伤检测算法, 本文提出的算法实现了在飞机蒙皮场景中自动检测凹坑损伤的目标.

**关键词** 凹坑检测; 曲面拟合; 多尺度模型; 飞机蒙皮; 点云数据

**分类号** TP391.7

## Aircraft skin pit damage detection algorithm based on multiscale surfaces

HOU Jinyi, XIE Chang, LI Haifeng<sup>✉</sup>

School of Computer Science and Technology, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China

✉Corresponding author, E-mail: [lih\\_f\\_cauc@126.com](mailto:lih_f_cauc@126.com)

**ABSTRACT** To address the problems of strong noise interference, long detection times, uneven fuselage surfaces, lack of visual information in two-dimensional images, and difficulty in automatic detection, an automatic detection algorithm for aircraft skin pit damage based on a multiscale surface model was designed. First, an automatic acquisition platform system was constructed using an unmanned vehicle, a lifting pole, and a depth camera. The point-cloud data of the aircraft skin was obtained using this acquisition platform system. The point-cloud data were then preprocessed using the radius filter algorithm, voxel grid filter algorithm, and moving least squares algorithm. Then, the preprocessed point-cloud data were divided into multiscale regions and split into multiple local skin mesh regions to obtain multiple local grid area data. For each local grid region data, the surface models of each local grid region and regional spatial adjacency were obtained by constructing and optimizing the estimation of the local quadric surface based on the random sampling consensus algorithm. The spatial adjacency, surface model, and its index together form the region tree. The local surface models at different scales were aggregated by storing information and normal vector angles in the region tree to identify the damaged and nondamaged regions. Finally, surface features, such as curvature and normal vector, were used to cluster the pit points in the damaged area, and the pit point-cloud data were aggregated to obtain the final pit damage results. The proposed algorithm was compared with existing traditional algorithms, such as the point-cloud block method and the point feature region growth method based on normal vector and curvature. Experimental results showed that the accuracy, recall, and F-value of the point-cloud block method were 4.00%, 20.00%, and 6.67%, respectively, with an average detection time of 20 s. For the point feature region growth method based on normal vector and curvature, the accuracy, recall, and F-value were 30.77%, 26.67%, and 28.79%, respectively, with an average detection time of 25 s. The

收稿日期: 2023–11–21

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(62373365); 中央高校基本科研业务费专项资助项目(3122022PY13, 3122021051)

accuracy, recall, F-value, and average detection time were significantly improved, with mean values of 92.86%, 86.67%, 89.92%, and 6 s, respectively. Additionally, the detection results of the three algorithms on the aircraft skin engine, fuselage, and wing were compared, and the influence of curvature in different regions on the algorithm was analyzed. The detection results of the proposed algorithm were significantly better than those of existing traditional algorithms, such as the point-cloud block method and the point feature area growth method based on normal vector and curvature. The proposed algorithm achieved the goal of automatically detecting pit damage in aircraft skin scenes.

**KEY WORDS** pit detection; surface fitting; multiscale model; aircraft skin; point-cloud data

飞机蒙皮是飞机暴露于外部的重要构件,在飞机服役期间常出现各种损伤,如裂纹、划痕、凹坑等.及时准确地对飞机蒙皮进行损伤检测是保障飞机安全性能的关键<sup>[1]</sup>.当前,机场仍采用以人工巡检为主的飞机蒙皮损伤检测方法,耗时费力、主观性强、漏检率高.开发一种自动化的飞机蒙皮损伤检测方法对于提高飞机维修效率至关重要.

目前,已有基于计算机视觉的缺陷检测算法被用于检测飞机蒙皮的裂缝、腐蚀等损伤.比如,张研等<sup>[2]</sup>提出一种基于局部对比度的显著性模型检测方法,对内含物和划痕的检测性能进行提升;Ding 等<sup>[3]</sup>提出一种由卷积层和全连接层组成的新型分类器,有效提高了飞机蒙皮脱落、划痕损伤的检测和分割精度;Cui 等<sup>[4]</sup>使用基于卷积神经网络的数据驱动深度学习方法来检测商用飞机的结构损伤.然而,飞机蒙皮的凹坑损伤难以采用视觉方法进行检测,这是由于:(1)飞机蒙皮背影颜色单一,飞机蒙皮的凹坑损伤缺乏视觉信息,没有明显的视觉特征;(2)蒙皮凹坑损伤通常需要测量其尺寸信息,通过二维图像难以获得凹坑损伤的三维结构.因此,为了能够有效检测飞机蒙皮凹坑损伤,必须借助于三维数据采集装置,设计基于三维数据的凹坑检测算法.

基于三维结构数据的缺陷检测算法可以分为:(1)基于深度神经网络的方法,(2)基于模型配准的方法,以及(3)无模型的方法.三维缺陷检测最常见的深度学习模型有 PointNet<sup>[5]</sup>及其后续改进模型. PointNet 模型使用对称函数和 T-net 网络,将 2D 神经网络首次应用于 3D 数据;后来, Qi 等<sup>[6]</sup>通过聚合局部区域来添加上下文信息,使其能够提取不同尺度下的特征,解决了 PointNet 无法提取局部特征的问题.后续对深度模型的改进包括: Zhou 等<sup>[7]</sup>将 Transformer 中的注意力模块引入模型; Wang 等<sup>[8]</sup>将 3D 点云作为图形结构引入模型; Zhou 等<sup>[9]</sup>将注意力机制引入点云处理等.虽然基于深度学习的点云缺陷检测方法已经获得了广泛的应用,但是这类方法存在样本数据量需求大,无

法处理精细的局部特征等问题,并且难以给出飞机蒙皮凹坑损伤的测量结果.

基于模型配准的方法需要待检测缺陷表面的模型数据,当有待检测点云数据时,通过将待检测采样数据与已知模型数据进行配准,根据配准结果确定缺陷位置,一般采样数据与模型数据误差最大的位置即为缺陷位置.典型的有模型方法包括:张泽等<sup>[10]</sup>通过边缘点云特征描述子进行数据配准,进而根据匹配结果确定缺陷位置;李军<sup>[11]</sup>提出基于辅助标定球的配准算法,实现配准与缺陷检测.基于模型的配准方法要求提前知道模型数据,虽然精度较高,但是大多受限于特定领域,难以扩展.

无模型的点云缺陷检测方法需要借助先验知识,设计算法估计缺陷的背景区域.比如,柳晓燕<sup>[12]</sup>对散乱点云数据进行法向量、曲率估计,通过模糊极大似然估计实现点云数据分块; Jovančević 等<sup>[13]</sup>通过求取点云曲率、法向量等表面特征进行区域生长获得损伤区域; Gu 等<sup>[14]</sup>利用点云的曲率特征检测卷心菜上的损伤; Borsu 等<sup>[15]</sup>利用点云的法向量、曲率等特征检测车身损伤.无模型方法应用范围较广,但同样存在若干缺点:(1)大部分算法假设缺陷背景表面是平面,需要通过平面拟合技术检测背景表面,而实际的飞机蒙皮是曲面,飞机蒙皮的点云数据中可能会包含多个背景平面;(2)无模型方法需要先估计背景,然后通过计算点云数据与背景的差值检测凹坑,对于尺度较大的凹坑损伤,背景估计过程容易存在误差;(3)无模型的方法通常计算量大,难以实时处理大体量点云数据.

考虑到飞机蒙皮凹坑损伤检测问题的特点,如点云数据中会包含多个背景平面,飞机蒙皮表面呈现出规则的曲面形状,以及飞机蒙皮检修业务在飞机停飞期间进行,需要飞机蒙皮损伤检测算法具备实时性等,本文提出了一种基于多尺度曲面背景估计的飞机蒙皮凹坑损伤检测算法.该算法的主要步骤包括:多尺度曲面拟合、局部曲面模型聚合、背景区域检测和损伤分割.其中,多尺

度曲面拟合是将点云数据拆分为不同尺度大小的片段, 然后对每个片段进行曲面拟合. 以不同尺度的拆分片段为基本处理单元, 可以提高算法的运行效率, 同时提高曲面拟合的准确度. 本算法所依据的先验知识是飞机蒙皮凹坑损伤的背景区域由规则的二次曲面构成, 而凹坑损伤内部往往为不规则的结构, 可以通过检测不规则曲面来检测飞机蒙皮凹坑损伤.

## 1 蒙皮凹坑检测方法

### 1.1 蒙皮点云数据采集设备

图1展示了本文工作采用的飞机蒙皮点云数据采集系统平台. 该系统平台由无人车、升降杆和深度相机三部分组成. 无人车选用 Robuster MR2000 移动机器人, 集成了激光雷达、摄像头、全球定位系统(GPS)等传感器, 具备即时定位与地图构建(SLAM)、自主路径规划导航和智能避障等功能. 深度相机安装在升降杆的顶部, 通过控制升降杆的高度控制相机采集数据的位置. 升降杆的高度可控范围为 2 ~ 5 m. 采集系统通过 Photoneo PhoXi 3D Scanner 深度相机获取飞机机身以及机翼处的蒙皮点云数据.



图1 数据采集设备系统  
Fig.1 Data acquisition platform

飞机蒙皮点云数据采集平台的工作流程为: 首先开启建图模式, 手动遥控小车绕机一周, 获取飞机的三维模型, 利用飞机的三维模型建图, 获得导航地图. 之后通过人机交互的方式选择绕机检查的起点和终点、飞机检测的高度范围; 依据获取得到的飞机模型、相机覆盖区域以及重叠率要求进行单元格分解; 根据每个单元格的法向量和中心点按照正视等距的约束条件计算无人车的相机位姿信息; 根据安全距离约束条件以及升降杆高度约束条件对其进行优化, 生成优化后的采样点. 然后启动自动采集数据功能. 移动机器人开始自

动绕机检查, 到达每一个指定的采样点之后, 调整升降杆的高度, 采集点云数据. 当绕机一周后, 能够获得飞机表观指定区域的所有点云数据. 该系统平台通过专用网络将数据回传给数据处理服务器, 在服务器中调用飞机蒙皮凹坑检测算法.

为了避免采集平台抖动带来的数据质量问题, 需要小车在采集点停止之后再采集数据. 采集平台距离飞机 0.4 ~ 1 m, 深度相机正视采集部位.

### 1.2 蒙皮点云数据集

该数据采集平台在学校停机坪进行了测试和验证, 收集了一个用于测试本文算法的飞机蒙皮凹坑点云数据集, 其中包括损伤数据 55 个、无损伤数据 15 个. 损伤数据主要位于机身和发动机处, 而无损伤数据主要位于机身和机翼处.

由于采集的损伤数据难以覆盖飞机蒙皮所有部位, 在实验中加入了一组凹坑仿真数据, 其生成步骤为: 首先根据设定的曲率值生成一个点云的二次曲面, 然后在二次曲面上叠加一个二维高斯函数模拟凹坑. 通过控制高斯函数的参数, 可以模拟不同位置、尺寸和深度的凹坑. 为保证仿真数据的可靠性, 仿真曲面的曲率根据真实飞机蒙皮点云数据测量获得; 模拟凹坑的大小和深度符合真实的凹坑参数分布.

真实数据中缺乏机翼处的损伤数据, 仿真数据主要模拟机翼处的凹坑损伤, 作为真实数据集的补充. 由于机翼的检测区域较少, 少量的仿真数据就可以代表这些区域.

## 2 蒙皮凹坑检测算法

本文算法流程如图2所示. 首先对点云数据进行半径滤波、体素滤波、最小移动二乘法(MLS)等预处理操作, 之后用点云数据进行全局二次曲面构建, 若数据点几乎全在二次曲面上, 则认为该数据无损伤, 否则根据点云坐标将数据划分为多个网格局部蒙皮区域; 然后对每个局部蒙皮区域模型进行估计. 不断重复划分此过程; 当拆分结束后, 融合局部蒙皮曲面模型, 得到蒙皮的损伤区域与非损伤区域; 最后, 在损伤区域中利用表面特征对凹坑所属点进行集合, 得到最终的凹坑损伤检测结果. 下面将对每一个步骤进行具体阐述.

### 2.1 点云数据预处理

通过扫描仪采集的点云数据由于采集原因、设备原因会含有大量噪声且数据点众多, 需要对点云数据进行平滑和重采样, 以保证局部特征信息的准确性. 半径滤波的目的是去除点云数据中



的离群点; 体素滤波的目的是进行降采样, 以降低点云密度; MLS 的用处是平滑曲面, 减少异常法向量的影响. 故本文算法中通过半径滤波、体素滤波以及最小移动二乘法对数据进行预处理.

半径滤波<sup>[16]</sup>的步骤为: 定义  $D_p = \{(x, y, z)\}$  为最初设备采集的点云数据的坐标集合; 对于每一个点  $(x_i, y_i, z_i) (i \in D_p)$  确定一个半径为  $r$  的邻域, 若邻域内点数量  $N$  小于阈值  $T$ , 则该点为噪音点. 定义  $D_r$  为半径滤波后的坐标集合.

体素滤波<sup>[17]</sup>的步骤为: 将集合  $D_r$  根据栅格大小  $G$  划分为  $L \times W \times H$  个空间栅格, 对于每个栅格, 用式 (1) 计算栅格内部所有点的重心, 用一个位于重心点的点云数据来代替原有栅格内的所有点云

数据点, 实现对数据的降采样, 定义  $D_v$  为体素滤波后的坐标集合.

$$c_{lwh} = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k p_i \tag{1}$$

其中,  $c_{lwh}$ 、 $p_i$ 、 $k$  分别为栅格的重心、第  $i$  个数据点的坐标、栅格中点云的总数量.

体素滤波之后使用 MLS 平滑曲面. MLS<sup>[18]</sup> 是一种在不动点附近通过高阶多项式插值从一组无组织的点数据中重建曲面的方法. 本文工作使用二阶多项式来近似曲面, 因为飞机蒙皮最接近这种类型的表面. 定义  $D_m$  为 MLS 后的坐标集合. 图 3 为使用 MLS 前后缺陷局部法向量放大图. 从图 3 可以看到, 在使用 MLS 平滑后, 可以消除小的误差,

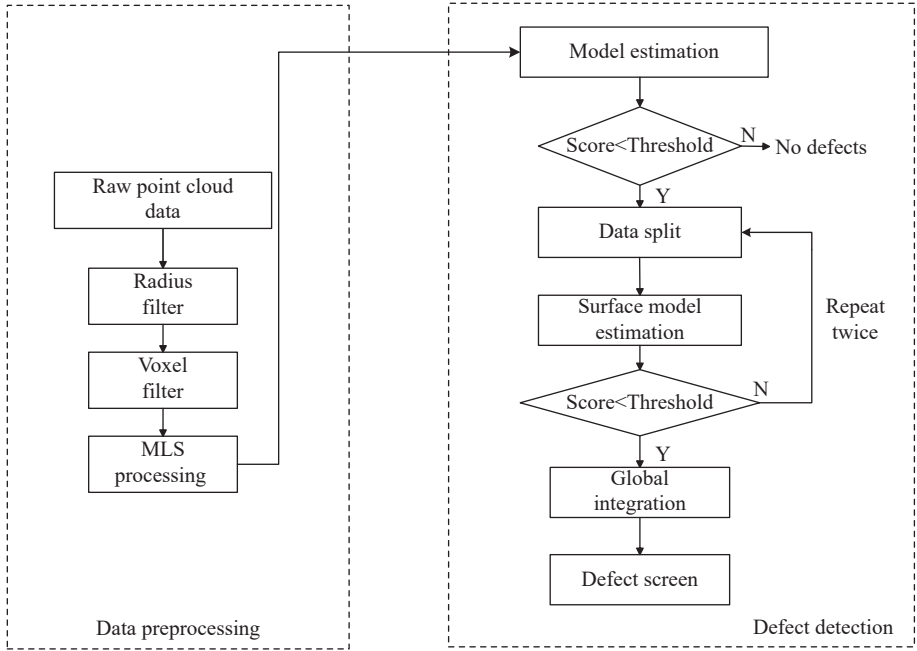


图 2 算法流程图  
Fig.2 Algorithm flow chart

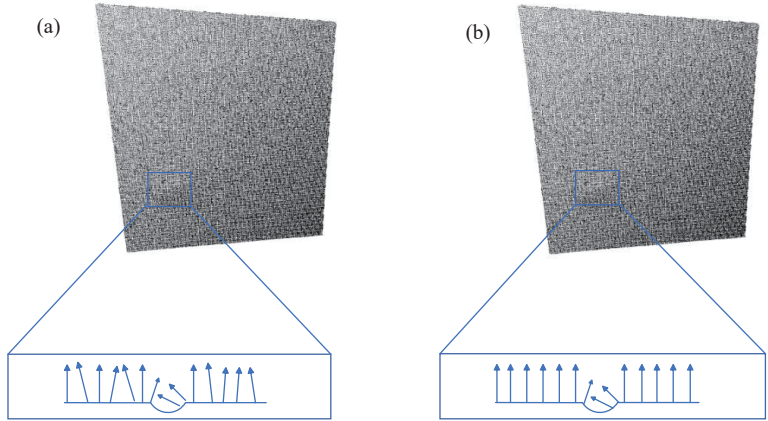


图 3 局部法向量放大图. (a) MLS 前法向量放大图; (b) MLS 后法向量放大图

Fig.3 Magnified view of local normal vector: (a) magnified view of the normal vector before MLS; (b) magnified view of the normal vector after MLS

进一步估计曲面的固有性质, 如法向量等.

## 2.2 局部蒙皮区域划分

经过数据预处理之后, 所有数据的密度明显降低, 并且点云数据近似均匀分布. 此时可以通过基于区域生长的方法检测点云数据中的背景和凹坑区域. 但是, 由于点云数据量大, 区域生长方法速度太慢; 而且, 如果以点云中的数据点为基本单元处理数据, 生长过程依然会受到点云数据的噪点影响. 因此, 为了提高区域生长的鲁棒性, 以及加速区域生长的效率. 本文算法中将点云数据拆分为网格, 然后以网格为基本单元进行分析. 飞机蒙皮点云数据的特性通常是高密度的, 可以提供详细的表面信息并捕捉到飞机的曲面模型形状. 考虑到这种特性, 需要在进行模型拟合时选用二次曲面模型. 点云的分割过程是一个迭代的过程. 首先判断整个点云数据是否满足一个二次曲面模型, 如果整个点云数据满足二次曲面模型, 说明其中无凹坑损伤, 否则将整个点云数据曲面拆分为多个子区域, 再判断拆分单元是否满足二次曲面模型, 不断重复以上过程直到所有的拆分单元都符合二次曲面模型. 最后拆分的结果可以被视为一个多尺度的区域树结构.

在具体的操作过程中, 每次将一个区域拆分成  $u \times u$  个网格, 共  $n$  个网格区域. 定义  $g_i$  ( $i = 1, \dots, n$ ) 表示划分的网格区域.  $u$  的取值决定了区域树结构中每层拆分单元的尺度大小. 如果  $n$  取值过小, 会导致曲面模型拟合效果较差; 如果  $n$  取值过大, 会导致计算时间太久. 另外,  $n$  的取值需要考虑待检测凹坑的大小, 参数  $u$  的选择过程见 3.1 节.

## 2.3 全局与局部蒙皮曲面模型估计

对 2.2 节中分割的每一个网格区域, 用一个二次曲面对每个网格进行拟合. 定义  $P_p = (x, y, z)$  为每个网格中的点云坐标, 定义  $g_i = \{P_p\}$  为包含当前局部区域的坐标集合, 局部区域中的点云数据总数记为  $n_p$ . 通过二次曲面模型对局部蒙皮区域进行建模, 有:

$$\begin{cases} z - H_p \cdot z_p = 0 \\ z_p = (1, x, y, xy, x^2, y^2)^T \\ H_p = (a_0, a_1, a_2, a_3, a_4, a_5) \end{cases} \quad (2)$$

其中,  $z$  为待估计的二次曲面模型,  $z_p$  为二次曲面中的自变量,  $H_p$  为待估计的二次曲面参数,  $a_0 \sim a_5$  为  $H_p$  中的具体参数.

对于式 (2) 中的二次曲面方程, 最少从集合  $g_i$  中取出 6 个点代入方程, 联立等式, 可得二次曲面

参数, 但是直接选取 6 个点求解方程得出的  $H_p$  受噪声影响较大. 因此, 为了克服噪音影响, 本文中采用随机抽样一致算法 (RANSAC)<sup>[19-20]</sup> 估计网格数据的二次曲面, 并且通过算法可以将输入数据分为内点 (最大一致性集) 和外点 (非最大一致性集), 具体步骤为:

(1) 从  $g_i$  中随机选择 6 个点, 利用式 (2) 计算出二次曲面模型,

(2) 计算网格中每一个点  $P_p$  到飞机蒙皮二次曲面模型  $H_p$  间的距离  $d_{\perp}(H_p, P_p)$ :

$$d_{\perp}(H_p, P_p) = \min_{X_p \in g_i} \|X_p - P_p\| \quad (3)$$

其中,  $X_p$  表示位于二次曲面  $H_p$  上距离  $P_p$  最近的点, 可以通过求解下面的拉格朗日函数得到.

$$f(X_p, P_p, H_p) = \|X_p - P_p\|^2 + \lambda(z - H_p \cdot P_p) \quad (4)$$

其中,  $\lambda$  为拉格朗日因子.

(3) 根据一个距离阈值  $Z$  将网格中的所有点分为内点和外点, 若  $d_{\perp}(H_p, P_p) < Z$ , 则点  $P_p$  为内点; 否则, 点  $P_p$  为外点. 参数  $Z$  的选择过程见 3.1 节.

(4) 内点的个数称为该模型的支集, 记为  $n_{in}$ . 重复以上实验随机选择  $K$  次, 具有最大支集 (最大一致性集) 的二次曲面模型被认为鲁棒性拟合.

(5) 定义  $\gamma$  为算法选出的最大内点集, 通过最小化  $\gamma$  的距离和重新计算飞机蒙皮二次曲面模型 (式 (5)), 同时计算得到曲面模型分数  $S$ .

$$\hat{H}_p = \arg \min_{\hat{H}_p} \sum_{P_p \in \gamma} d_{\perp}(H_p, P_p) \quad (5)$$

$$S = n_{in} / n_p \quad (6)$$

其中,  $\hat{H}_p$  表示  $H_p$  的估计结果. 曲面模型分数  $S$  用于判断网格中是否存在缺陷点.

步骤 (4) 中的迭代次数  $K$  通过公式 (7) 确定:

$$K = \lg(1 - o) / \lg(1 - (1 - \varepsilon)^6) \quad (7)$$

其中,  $o$  为  $K$  次随机采样中至少有一次没有外点的概率, 此处取  $o = 0.99$ .  $\varepsilon$  为任意选择的点为外点的概率. 由于  $\varepsilon$  未知, 本文算法从其最差估计起, 即  $\varepsilon = 1$ , 此时  $K = \infty$ , 当发现更大的一致集时就把  $\varepsilon$  的原值更新为  $\varepsilon = 1 - \text{内点数} / \text{点云数}$ , 然后利用更新后的  $\varepsilon$  重新计算迭代次数  $K$ .

## 2.4 曲面背景融合及凹坑检测

根据 2.2 节和 2.3 节的步骤可以将点云数据拆分为多个不同尺度的网格, 并且得到各个网格的二次曲面模型和分数. 将曲面模型、分数、索引及

其邻接区域信息存入邻接矩阵, 之后通过聚合空间相邻且特征相似的网格获取曲面背景区域. 为了聚合网格区域, 需要利用每个网格的分数和特征值, 这里采用网格的平均法向量<sup>[21-22]</sup>和空间坐标来描述每个网格的形态特征.

首先利用得到的曲面模型和分数先进行背景区域估计. 设置一个分数阈值  $Q$ , 对于分数  $S$  高于  $Q$  的网格区域, 认为当前区域没有损伤, 根据网格的区域树结构和邻接矩阵得到当前网格的空间相邻关系和平均法向量, 若背景区域为空, 则添加当前区域; 反之若两个网格空间相邻、平均法向量相似即法向量夹角小于  $5^\circ$ , 则聚合当前区域, 不断重复过程直至得到背景区域; 此时余下网格区域即为损伤网格区域. 算法中  $Q$  的取值为 0.98, 确定  $Q$  的过程见 3.1 节.

对于损伤网格区域, 计算网格中每个点云数据的法向量: 给定点  $p_i$ , 根据二叉树搜索与其最近的  $h$  个相邻点, 然后用最小二乘法拟合区域的局部平面  $U$ , 此平面能够被表示为:

$$U(\mathbf{v}, d) = \arg \min_{(\mathbf{v}, d)} \sum_{i=1}^h (\mathbf{v} \cdot \mathbf{p}_i - d)^2 \quad (8)$$

其中,  $\mathbf{v}$  为平面  $U$  的法向量,  $d$  为  $U$  到坐标原点的距离. 该平面法向量即为该点的法向量. 由于在半径滤波时, 将邻域半径设为 1 mm 时获得了最好的滤波效果, 因此在计算点特征时采用相同的邻域范围, 取  $h=30$ .

点云数据的曲率<sup>[23]</sup>通过主成分分析 (PCA)<sup>[24]</sup>得到, 首先根据式 (9) 计算点云数据周围  $h$  个相邻点  $e_i$  的协方差矩阵  $\mathbf{M}$ , 对协方差矩阵  $\mathbf{M}$  进行特征值分解<sup>[25]</sup>, 求得  $\mathbf{M}$  的三个特征值,  $\mathbf{M}$  的最小特征值所对应的特征向量即  $U$  的法向量; 若特征值满足  $b_0 < b_1 < b_2$ , 则  $U$  的表面曲率见式 (10).

$$\mathbf{M} = \frac{1}{h} \sum_{i=1}^h (\mathbf{e}_i - \mathbf{p}_0)(\mathbf{e}_i - \mathbf{p}_0)^T \quad (9)$$

$$\delta = \frac{b_0}{b_0 + b_1 + b_2} \quad (10)$$

其中,  $\mathbf{p}_0$  指中心点;  $\delta$  代表领域平缓程度, 值越小表明邻域越平坦, 越大则表明邻域起伏变化越大.

当得到损伤网格区域的曲率和法向量之后, 根据计算当前点的曲率与平均曲率的差值和法向量与相邻点的法向量夹角来进行凹坑点的筛选; 若法向量夹角大于  $5^\circ$  且差值大于给定阈值  $C$ , 则认为该点为凹坑点, 否则为背景点.  $C$  的选择过程见 3.1 节. 将背景点根据空间坐标相邻关系进行聚

合, 凹坑点聚合成损伤区域, 得到最终的背景区域和损伤区域.

### 3 实验结果

根据飞机蒙皮点云数据中凹坑损伤与曲面背景的结构特征差异, 本文提出了一种基于多尺度曲面背景估计的飞机蒙皮凹坑损伤检测算法. 为验证算法的有效性, 需要进行相关实验来评估其性能和精度.

测试本文算法所用电脑配置为 AMD Ryzen 5 2600 Six-Core Processor 3.40 GHz, 32.0 GB RAM; 算法通过 C++ 和 Python 编程实现, 并在凹坑数据集上完成了飞机蒙皮凹坑损伤测试. 为量化检测结果, 采用准确率  $A$ 、召回率  $R$ 、F 值和算法检测时间来评估算法的效果. 前三个值的计算依赖于 True Positive (TP: 真正)、False Positive (FP: 假正) 和 False Negative (FN: 假负), 其中, TP 表示算法将真实凹坑正确识别为凹坑的个数, FP 表示将无损伤点云数据错误识别为凹坑的个数, FN 表示为将真实凹坑误识别为无损伤的个数. 三个指标: 准确率  $A$ 、召回率  $R$ 、F 值的计算公式如下所示:

$$A = TP / (TP + FP) \quad (11)$$

$$R = TP / (TP + FN) \quad (12)$$

$$F = (2 \times A \times R) / (A + R) \quad (13)$$

#### 3.1 参数选择

算法中的 4 个主要参数分别为曲面拟合距离阈值  $Z$ 、曲面模型分数阈值  $Q$ 、网格拆分阈值  $u$  和曲率阈值  $C$ . 这 4 个参数通过实验测试其最佳取值.

曲面模型分数阈值  $Q$  用于判断一个网格区域是否为背景区域. 为了确定  $Q$  的最佳取值, 统计了 15 个背景区域的  $S$  值分布, 其分布如图 4 所示, 取分布的下限值 0.98 作为判断背景区域的阈值, 可以保证所有的背景区域不会被误识别为凹坑区域.

图 5 ~ 图 7 所示的测试结果证明了  $Z$ 、 $C$ 、 $u$  三个参数不相关. 从图 5 可以看出, 当选择不同的  $u$  和  $C$  时, 改变参数  $Z$ , 获得的算法评分值都展示相同的演化规律, 即逐渐增加, 并在  $Z = 0.5$  时达到最大, 这说明  $Z$  与另外两个参数不相关, 且最佳取值为 0.5. 从图 6 可以看出, 当  $C$  设置为不同的取值时, 算法的评分值随参数  $u$  的变化曲线展示出相似的规律, 即先增大再减小, 在  $u = 4$  时获得最佳效果, 这说明参数  $C$  和  $u$  无关, 且  $u$  的最佳取值为 4. 最后, 图 7 展示了在参数  $Z$  和参数  $u$  取最优值时参数  $C$  的变化趋势, 选取最高值作为其最佳取值.

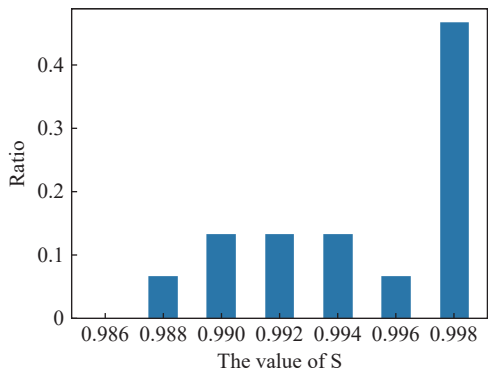


图4 背景区域的S值分布

Fig.4 S value distribution of background area

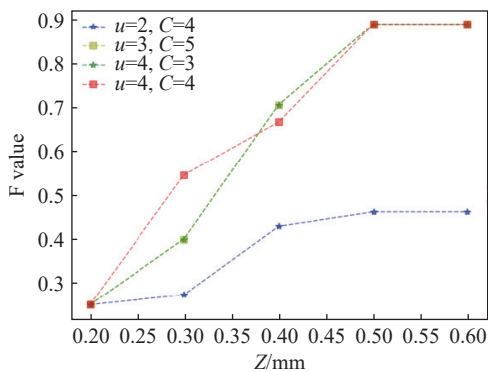


图5 Z取不同值时本文算法的F值

Fig.5 F values of the algorithm in this paper with different Z values

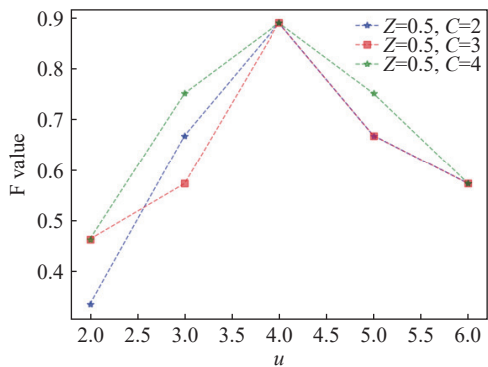


图6 u取不同值时本文算法的F值

Fig.6 F values of the algorithm in this paper with different u values

### 3.2 算法对机身部位性能分析

表1展示了本文算法在凹坑样本数据集上的检测性能. 从整体测试效果来看, 本文算法具有较为良好的检测性能.

为进一步分析检测结果误差原因, 图8展示了算法成功和失败的两个案例. 本文算法在发动机处出现了检测失败. 原因在于发动机处的弧度远大于机身区域的弧度. 进一步分析机身和发动机处的点云曲率特征分布可知(图9), 由于机身处的曲率变化范围较小, 得到的曲率结果会明显集中

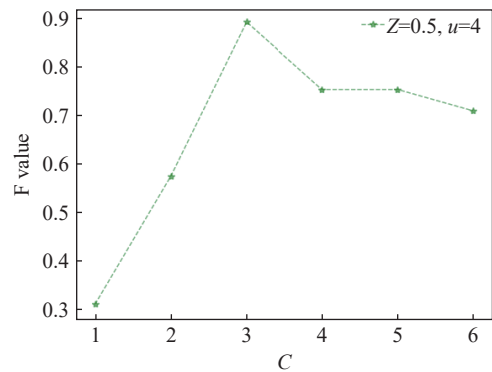


图7 C取不同值时本文算法的F值

Fig.7 F values of the algorithm in this paper with different C values

表1 算法在不同来源数据的平均准确率

Table 1 Average accuracy of the algorithm on different sources of data

Sample	Source	Number	Correct	Accuracy/%
Damage	Tarmac	15	13	86.67
No damage	Tarmac	15	15	100.00
Damage	Simulation data	40	40	100.00

于某一较窄的范围内, 只有在凹坑突变处有明显的变化特征, 整体变化情况较小. 然而发动机处的曲率特征数据变化范围大, 很容易将凹坑附近的曲率突变遮盖, 导致识别结果出错.

### 3.3 检测结果算法对比分析

同时为了客观评价本文算法的有效性, 将本文算法分别与点云分块算法和点特征区域生长法<sup>[13]</sup>进行对比. 点云分块算法是将点云数据分块进行识别的损伤检测算法. 点特征区域生长法<sup>[13]</sup>是最典型的根据表面相似区域特征一致的缺陷检测算法.

表2与表3展示了本文算法、点云分块算法和点特征区域生长法在真实蒙皮数据集和仿真数据集上的损伤检测结果. 三种算法在仿真点云数据集上均表现优异; 在真实数据集上点云分块算法和点特征区域生长法评分值不高, 且耗时更久; 另外本文算法的准确率为92.86%, 召回率为86.67%, F值为89.92%, 耗时明显优于对比算法.

综合表中的各个算法检测结果及部分蒙皮凹坑检测实例(图10), 本文对不同算法的表现进行了进一步的分析.

(1)点云分块算法是将整个数据划分为多个网格后, 通过求取每个点的局部特征与区块内部的平均法向量曲率, 来确定损伤边界, 以此做出损伤检测. 仿真点云数据虽然极大部分模拟了蒙皮的结构, 但是由于仿真数据为平面且排列平整, 噪点干扰数量较少, 因此点云分块算法能够准确识



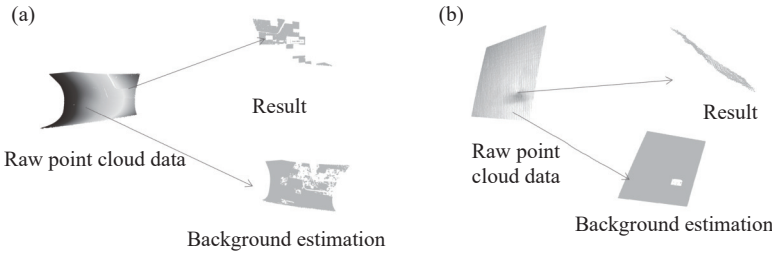


图 8 算法识别结果案例. (a) 发动机处; (b) 机身处

Fig.8 Examples of algorithm recognition results: (a) engine; (b) airframe

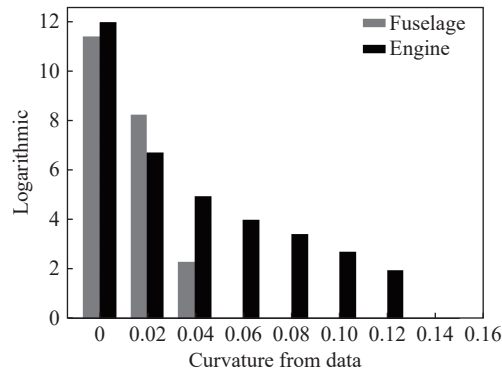


图 9 点云数据曲率特征分布

Fig.9 Distribution of curvature characteristics of the pit point-cloud data

别仿真数据中的损伤; 蒙皮数据多为有一定曲率的二次曲面, 同时由于飞机或者采集设备原因, 其点云数据存在一定的噪点干扰, 导致点云排列无序. 因此点云分块算法并不能很好地处理这种情况, 导致该算法无法获得理想的检测结果.

(2) 点特征区域生长法是对每个点求取表面特征, 根据表面特征将整体点云分为多个相似区域的算法. 由此可知, 表面特征会对该算法产生很大的影响. 其在仿真数据集检测结果很好, 这是因为仿真数据法向量具有极大的相似性. 然而, 在真

实情况中, 点云分布杂乱, 通过 PCA 求取的法向量依赖于周围点的分布情况, 会导致每个点的法向量偏向不同, 在聚合过程中丢失数据.

(3) 本文算法检测用时明显少于两种对比算法. 主要原因是在本文算法中将整个点云数据描述为一个点云区域的树形结构. 对于大片的满足二次曲面拟合的网格, 直接作为一个整体处理, 大大降低了算法的计算时间.

表 4 进一步对比了三种算法针对不同飞机蒙皮区域的检测效果. 图 11 展示了三种算法针对于不同区域的检测实例图. 不同区域的主要区别在于曲率不同, 机翼表面最为平整, 曲率值最小, 近似为平面; 机身表面存在一定的曲率; 发动机表面的曲率最大, 且发动机表面存在曲率突变的现象.

三种检测算法在发动机处和机翼处都获得了相同的准确率. 主要差异表现在机身处, 本文算法表现最优, 准确率达到 100%, 点特征区域生长法次之, 点云分块算法表现最差, 准确率只有 35%. 点云分块算法更加适用于检测平面上的缺陷, 点特征区域生长法具备检测曲面凹坑的能力, 但是由于曲面上点云数据的非均匀分布会导致点特征计算误差较大, 影响区域生长效果.

表 2 真实蒙皮数据集检测结果

Table 2 Detection results on real skin dataset

Method	Accuracy/%	Recall/%	F value/%	Time/s
Point cloud segmentation method	4.00	20.00	6.67	20.00
Literature[13]	30.77	26.67	28.79	25.00
Algorithm of this article	92.86	86.67	89.92	6.00

表 3 仿真蒙皮数据集检测结果

Table 3 Detection results of simulated skin dataset

Method	Accuracy/%	Recall/%	F value/%	Time/s
Point cloud segmentation method	100.00	92.50	96.10	11.00
Literature[13]	100.00	100.00	100.00	15.00
Algorithm of this article	100.00	100.00	100.00	1.20

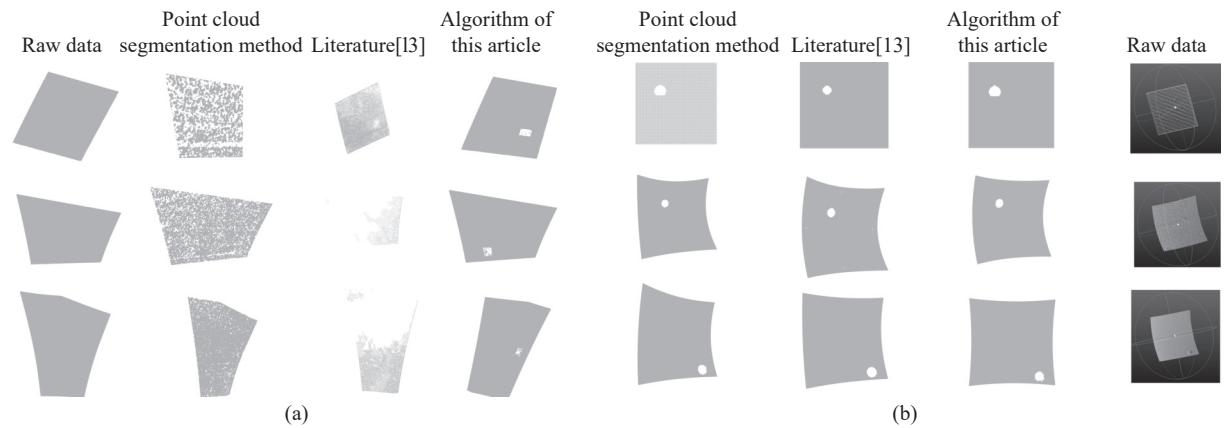


图 10 蒙皮凹坑检测实例. (a) 真实蒙皮数据集; (b) 仿真蒙皮数据集  
Fig.10 Example of skin pit detection: (a) real skin dataset; (b) simulated skin dataset

表 4 不同算法在不同部位的平均准确率

Table 4 The average accuracy of different algorithms on different parts of data

Position	Accuracy (Point cloud segmentation method)/%	Accuracy (Literature[13] )/%	Accuracy (ours)/%
Engine	0.00	0.00	0.00
Fuselage	35.00	50.00	100.00
Wing	100.00	100.00	100.00

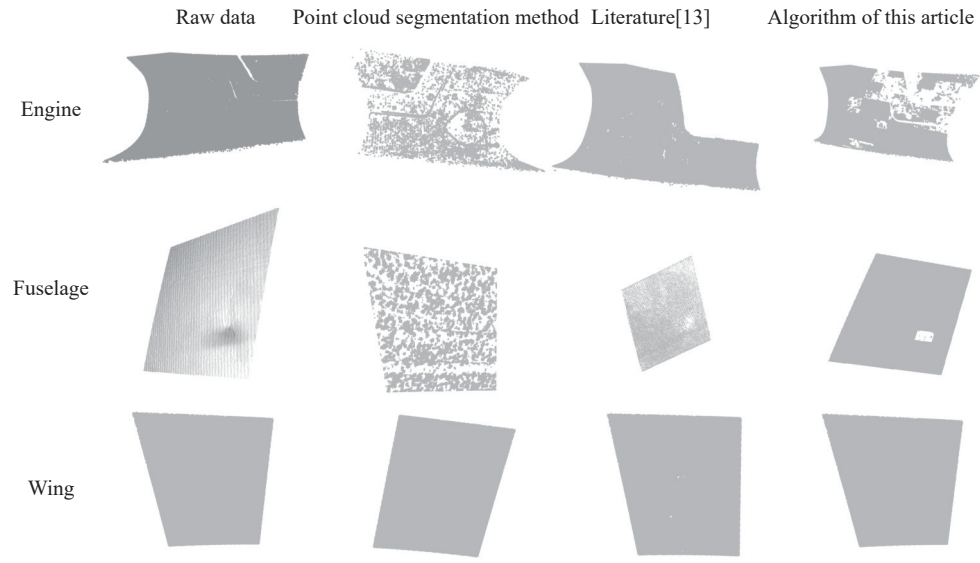


图 11 针对不同区域检测实例图  
Fig.11 Detection examples for different areas

3.4 分析与讨论

(1)光照与高密度讨论: 采集点云时不受背景条件影响, 光照条件一般应避开高强度的阳光直射. 考虑到绕机检查作业是在航前/航后进行, 一般发生在清晨或者傍晚, 因此室外光照不会对点云数据采集产生影响. 而在有关于离群点、点云密度大等条件下, 我们选择在预处理环节来解决这些问题, 通过半径滤波可以明显去掉数据中的离群点; 体素滤波可以减少数据的高密度.

(2)参数讨论: 参数 $u$ 用于网格区域拆分, 参数 $Z$ 用于网格区域曲面拟合, 而参数 $C$ 用于聚合网格区域. 从参数的作用来看, 三者并无相关性. 比如, 改变参数 $u$ 的大小, 只会影响拆分网格区域的大小, 不会改变网格区域的曲面特征. 而在曲面拟合和聚合过程中, 参数 $Z$ 和参数 $C$ 只与拆分网格的曲面特征有关, 而与网格的大小无关, 这说明, 参数 $u$ 的选择不会影响到参数 $Z$ 和参数 $C$ 的效果. 另外, 改变参数 $Z$ 的大小, 只会影响拆分网格区域中背景

点的数目,但是不会影响背景点的曲率值,而曲面聚合主要利用曲面背景的平均曲率值,这说明参数 $Z$ 的选择并不会影响参数 $C$ 的效果.

## 4 结论

(1) 本文设计了一种基于多尺度曲面模型的飞机蒙皮凹坑损伤检测算法.通过有效拆分数据,得到局部特征下的二次曲面融合模型,利用曲率等局部特征对凹坑点进行筛选,获得准确的凹坑检测结果.

(2) 通过在飞机蒙皮数据集上进行的测试表明,该算法的准确率、召回率和 $F$ 值分别为 92.86%、86.67% 和 89.92%,平均时间达到 6 s,受噪声干扰较少,漏检率误检率较低.

(3) 直接研究点云无法保证其拓扑信息,导致本文算法无法给出更加精细的测量结果,后续研究考虑结合点云数据与三维网格数据各自的优势,研究鲁棒性更好的飞机蒙皮凹坑检测与测量算法.

## 参 考 文 献

- [1] Li C Z, Wei X, Guo H, et al. Recognition of the internal situation of aircraft skin based on deep learning. *AIP Adv*, 2021, 11(10): 105216.
- [2] Zhang Y, Tian J W, Liu Q, et al. Aircraft skin defect detection method based on visual saliency. *Laser J*, 2022, 43(3): 61 (张研, 田军委, 刘青等. 基于视觉显著性的飞机蒙皮缺陷检测方法. *激光杂志*, 2022, 43(3): 61)
- [3] Ding M, Wu B E, Xu J, et al. Visual inspection of aircraft skin: Automated pixel-level defect detection by instance segmentation. *Chin J Aeronaut*, 2022, 35(10): 254
- [4] Cui R T, Azuara G, Lanza di Scalea F, et al. Damage imaging in skin-stringer composite aircraft panel by ultrasonic-guided waves using deep learning with convolutional neural network. *Struct Health Monit*, 2022, 21(3): 1123
- [5] Charles R Q, Hao S, Mo K C, et al. PointNet: Deep learning on point sets for 3D classification and segmentation // *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Honolulu 2017: 77
- [6] Qi C R, Yi L, Su H, et al. PointNet++: Deep hierarchical feature learning on point sets in a metric space // *Proceedings of the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems*. California, 2017: 30.
- [7] Zhou Y X, Ji A K, Zhang L M. Sewer defect detection from 3D point clouds using a transformer-based deep learning model. *Autom Constr*, 2022, 136: 104163
- [8] Wang Y, Sun Y B, Liu Z W, et al. Dynamic graph CNN for learning on point clouds. *ACM Trans Graph*, 2019, 38(5): 1
- [9] Zhou H, Fang Z J, Gao Y B, et al. Feature fusion network based on attention mechanism for 3D semantic segmentation of point clouds. *Pattern Recognit Lett*, 2020, 133: 327
- [10] Zhang Z. *Research on Defect Detection Based on Edge Feature Point Cloud Registration* [Dissertation]. Nanjing: Nanjing University of Posts and Telecommunications, 2021. (张泽. 基于边缘特征点云配准方法的缺陷检测研究[学位论文]. 南京: 南京邮电大学, 2021)
- [11] Li J. *Research and Application Development of Intelligent Precision Measurement Algorithm Based on 3D Point Cloud Registration Technology* [Dissertation]. Hefei: University of Science and Technology of China, 2021. (李军. 基于 3D 点云配准技术的智能精密测量算法研究及其应用开发[学位论文]. 合肥: 中国科学技术大学, 2021)
- [12] Liu X Y. Point-cloud data segmentation based on fuzzy maximum likelihood estimate clustering. *Comput Eng*, 2010, 36(6): 86 (柳晓燕. 基于模糊极大似然估计聚类点云数据分块. *计算机工程*, 2010, 36(6): 86)
- [13] Jovančević I, Pham H H, Orteu J J, et al. 3D point cloud analysis for detection and characterization of defects on airplane exterior surface. *J Nondestruct Eval*, 2017, 36(4): 74
- [14] Gu J, Zhang Y W, Yin Y X, et al. Surface defect detection of cabbage based on curvature features of 3D point cloud. *Front Plant Sci*, 2022, 13: 942040
- [15] Borsu V, Yogeswaran A, Payeur P. Automated surface deformations detection and marking on automotive body panels // *2010 IEEE International Conference on Automation Science and Engineering*. Toronto, 2010: 551
- [16] Tsirikolias K. Low level image processing and analysis using radius filters. *Digit Signal Process*, 2016, 50: 72
- [17] Xiong B, Jiang W Z, Li D K, et al. Voxel grid-based fast registration of terrestrial point cloud. *Remote Sens*, 2021, 13(10): 1905
- [18] Mi X X, Yang B S, Dong Z, et al. Automated 3D road boundary extraction and vectorization using MLS point clouds. *IEEE Trans Intell Transp Syst*, 2022, 23(6): 5287
- [19] Ma S H, Guo P K, You H R, et al. An image matching optimization algorithm based on pixel shift clustering RANSAC. *Inf Sci*, 2021, 562: 452
- [20] Barath D, Cavalli L, Pollefeys M. Learning to find good models in RANSAC // *2022 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. New Orleans 2022: 15723
- [21] Zhan X, Cai Y, Li H, et al. A point cloud registration algorithm based on normal vector and particle swarm optimization. *Meas Contr*, 2020, 53(3-4): 265
- [22] Sanchez J, Denis F, Coeurjolly D, et al. Robust normal vector estimation in 3D point clouds through iterative principal component analysis. *ISPRS J Photogramm Remote Sens*, 2020, 163: 18
- [23] Zhong Q X, Yin K, Duan Y P. Image reconstruction by minimizing curvatures on image surface. *J Math Imag Vis*, 2021, 63(1): 30
- [24] Ma J, Yuan Y Y. Dimension reduction of image deep feature using PCA. *J Vis Commun Image Represent*, 2019, 63: 102578
- [25] Anowar F, Sadaoui S, Selim B. Conceptual and empirical comparison of dimensionality reduction algorithms (PCA, KPCA, LDA, MDS, SVD, LLE, ISOMAP, LE, ICA, t-SNE). *Comput Sci Rev*, 2021, 40: 100378