

引文格式: 魏永超, 王应海, 莫杜衡, 等. 基于点云的压气机叶片缺陷检测及表征研究[J]. 航空制造技术, 2025, 68(11): 82-88, 111.

WEI Yongchao, WANG Yinghai, MO Duheng, et al. Research on defect detection and characterization of compressor blades based on point clouds[J]. Aeronautical Manufacturing Technology, 2025, 68(11): 82-88, 111.

基于点云的压气机叶片缺陷检测及表征研究*

魏永超¹, 王应海², 莫杜衡³, 刘家伟⁴, 蔡双⁴

(1. 中国民用航空飞行学院科研处, 广汉 618307;

2. 中国民用航空飞行学院计算机学院, 广汉 618307;

3. 中国民用航空飞行学院航空电子电气学院, 广汉 618307;

4. 中国民用航空飞行学院民航安全工程学院, 广汉 618307)

[摘要] 针对现有方法难以对压气机叶片划痕和凹坑缺陷进行准确检测和定量的问题, 提出了一种基于结构光点云的压气机叶片微小缺陷的检测和定量算法。首先, 使用一种基于反距离权重曲率和大小区域法线夹角融合>IDW-NA点云特征增强算法凸显缺陷, 在定位缺陷过程中创新性地引入了大津法(Otsu), 消除了人为设置阈值的局限性; 同时, 采用基于Z-score的缺陷完整性扩充(ZDE)算法完成了对缺陷的完整分割; 最后通过改进PCA算法实现了对缺陷的量化分析。试验结果表明, 相比现有算法, 改进算法在缺陷分割的完整性和连续性方面都有较好的表现, 最终分割出的缺陷尺寸平均绝对误差不超过0.105 mm, 平均百分比误差不超过7.27%, 证明了该方法的精确性和有效性。

关键词: 缺陷检测; 缺陷分析; 结构光点云; 航空发动机; 压气机叶片

中图分类号: V232; TG

文献标志码: A

DOI: 10.16080/j.issn1671-833x.2025.11.082



魏永超

教授, 博士, 研究方向为光电信息处理、机器视觉。

压气机叶片缺陷的检测与准确量化一直是再制造维修中最为复杂的问题之一。通常, 压气机叶片的缺陷检测主要依赖于专家对叶片进行目视检查和评估, 但存在人工评估主观性强、效率低下的问题。

随着计算机视觉技术的发展, 基于二维图像的传统缺陷检测技术逐渐占领市场^[1-2], 这些方法通过传统算法增强图像中缺陷的特征来完成缺陷检测; 随着深度学习方法在视觉领域的成功应用^[3-4], 如YOLO^[5-6]、ResNet^[7]等都能快速检测物体表面缺陷。然而, 二维图像的缺陷检测存在以下问题: (1) 图像质量容易受到采集环境的影响, 导致检测结果不稳定; (2) 缺乏深度信息, 无法实现精

确的量化分析; (3) 深度学习方法需要大量的高质量图像标注数据, 且训练时间较长。近年来, 三维扫描技术发展迅速, 可以通过激光扫描、结构光投影等方式获得包含信息更丰富的点云文件。对于细微缺陷, 利用三维采集方式获得的点云相较于二维采集方式得到的图片更加明显, 特别是在量化分析上更具优势。目前, 针对三维点云的缺陷检测方法主要包含深度学习^[8-9]、缺陷模型与标准模型配准^[10-12]和基于点云几何空间特征^[13-17]的缺陷检测方法。然而, 三维点云缺陷检测方法仍存在以下问题: (1) 深度学习模型目前主要针对稀疏点云和较大缺陷, 尚不能有效检测微小缺陷; (2) 标准模型配准方法

* 基金项目: 西藏科技厅重点研发计划(XZ202101ZY0017G); 四川省科技厅重点研发项目(2022YFG0356); 中央高校基本科研业务费专项资金(25CAFUC01004, 25CAFUC09007, 24CAFUC03039)。

虽然精度较高,但依赖于高质量标准模型;(3)基于点云特征的检测方法灵活性较强,适用于多种场景,但精度仍有待提高。

综上所述,针对压气机叶片难以获取到标准模型、一般缺陷较小和检测精度要求高的特点,本文采用了一种仅依赖于原始点云几何特征的微小缺陷检测算法。使用反距离权重曲率及大小范围法向量夹角融合(Inverse distance weighted curvature and normal angle, IDW-NA)方法增强点云特征,克服了噪声干扰并有效增强细微缺陷特征;引入大津法(OTSU)计算阈值定位缺陷,消除了现有方法中手动设置阈值的局限性;接下来利用基于Z-score的缺陷完整性扩充(Z-score-based defect expansion, ZDE)算法获得完整缺陷,使缺陷提取更加精确。

1 缺陷检测算法研究

1.1 缺陷检测总体框架

本文采用的算法总体流程框架如图1所示,主要包括点云预处理及特征增强、缺陷定位及完整性扩充和缺陷尺寸量化3部分。首先通过结构光三维扫描仪获取点云,预处理并计算几何特征后,使用IDW-NA方法增强点云特征,增大缺陷区域与标准区域的差异性;其次使用OTSU方法定位缺陷并进行ZDE扩充,得到完整缺陷;最后在缺陷尺寸量化时,改进了PCA的深度计算逻辑,提高了深度计算的准确性。

1.2 叶片点云预处理及特征增强

1.2.1 点云预处理及特征计算

本文采用单目三维测量系统获取点云,在对相机进行标定后,使用投影仪投射光栅条纹于叶片表面,相机实时采集叶片表面反射的条纹图像并求解相位,最后把这些相位信息转换为高精度的三维点云。本文的研究重点是压气机叶身微小缺陷的检测,因此仅采集叶身点云数据。具

体的采集流程如图2所示。

首先,对获取点云进行半径滤波去噪,随后使用主成分分析(Principal components analysis, PCA)矫正点云位姿,并利用直通滤波滤除点云边缘区域。因采集的是单面点云,边缘区域包含不完整信息,剔除这些区域能消除干扰,同时显著降低数据量,提高检测效率。

在基于几何特征的叶片缺陷检测中,法向量和曲率是最重要的几何特征。其中法线是指当前点 P 的邻域点 P_i 集合拟合平面的法线方向,而曲率是描述曲面在当前点 P 处弯曲程度的一个度量。为了求解点云

中每个点的法向量,采用了最小化邻域点在该法向量方向上的投影误差平方和的优化方法,具体公式为

$$\min_{c, n} \sum_{i=1}^m ((P_i - c)^T n)^2 \quad (1)$$

式中, c 为邻域点的质心; n 为待求法向量; m 为邻域点数量; P_i 为邻域集中的点。

首先邻域的质心 c 的公式为

$$c = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m P_i \quad (2)$$

并构建邻域点集合的协方差矩阵 C 。

$$C = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (P_i - c)(P_i - c)^T \quad (3)$$

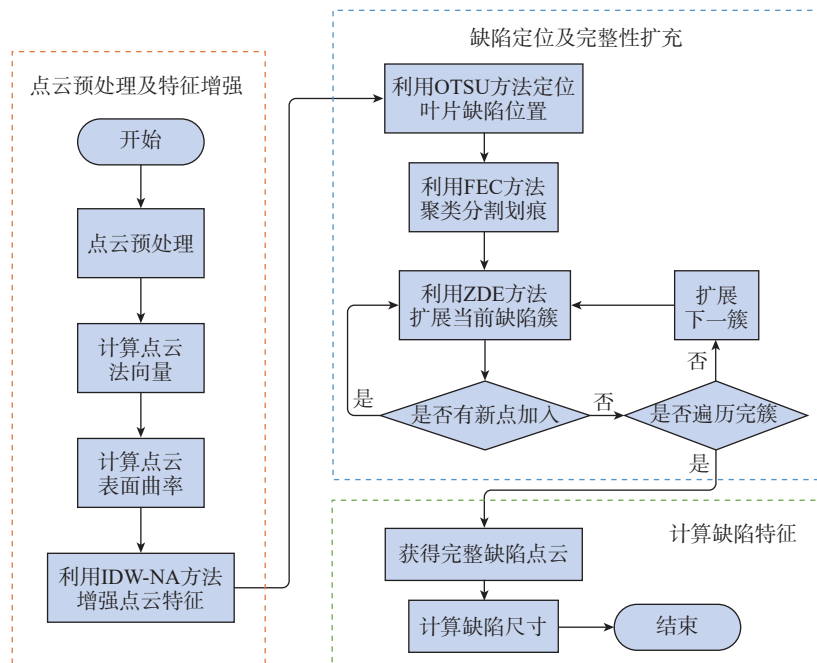


图1 缺陷检测流程

Fig.1 Defect detection process

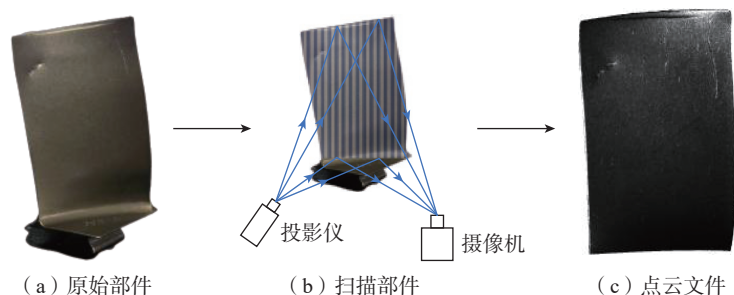


图2 叶片点云采集流程

Fig.2 Collection process of blade point cloud

最后对该协方差矩阵进行特征值分解,得到的最小特征值对应的特征向量即为该点的法向量。在求解曲率 cur 时,可通过协方差矩阵特征值分解得到的特征值 $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$ (其中 $\lambda_1 \leq \lambda_2 \leq \lambda_3$) 中的 λ_1 与所有的特征值之和的比值得到,具体公式为

$$cur = \frac{\lambda_1}{\lambda_1 + \lambda_2 + \lambda_3} \quad (4)$$

使用主成分分析法在邻域数据分布具有对称性或特征值接近时,计算出的法向量方向可能会具有随机性,因此需对法向量进行重定向,重定向原理如图 3 (a) 和 (b) 所示。法线重定向的基本思想是遍历点云,通过计算相邻点法向量之间的点积来判断方向一致性,若点积小于 0,表明当前法线向量与前一个法线向量方向相反,此时需将当前法线向量反转,使其与前一个法线向量方向一致。重定向前后结果如图 3 (c) 和 (d) 所示。

1.2.2 IDW-NA 点云特征增强

通过 1.2.1 节的特征计算,已经可以表征出点云的基本表面特征,为了增强缺陷区域与标准区域的差异,本节提出了一种基于反距离权重曲率求和与大小区域法线夹角相融合的方法。

点云中的缺陷由附近区域点共同构成,因此提出了基于反距离权重的曲率增强方法,通过查找 P 点的近邻点,并根据与 P 点的距离赋予一个递减的权重,将 P 点所有近邻点的曲率与该权重相乘,并将结果相加到 P 点,得到 P 点曲率增强后的特征值。通过该方式可以消除个别噪声点的影响,也能加强缺陷区域与标准区域的差异,具体的公式为

$$s_{cur,i} = \frac{\sum_{j=1}^m \exp(-d / (d_{max} - d_{min})) \times cur}{m} \quad (5)$$

式中, $s_{cur,i}$ 为通过 IDW 增强曲率后得到的特征值; d 为当前近邻点与点

P 的距离; d_{max} 和 d_{min} 分别为邻域内与中心点的最大和最小距离; cur 为当前点的曲率值; m 为邻域内近邻点个数。上述方式在点云中同时存在大曲率和小曲率的缺陷时,加强后可能导致小曲率缺陷被弱化,结果如图 5 (b) 所示,导致后续提取不完整,因此提出大小区域法向量夹角法与之融合解决该问题。具体原理如图 4 所示。

图 4 的中心红色区域表示缺陷区域,橘色区域表示标准区域。在计算中心点 P_i 的 NA 特征值时,先计算一个较小邻域的法向量 q 和一个较大邻域的法向量 p ,通过计算 p 与 q 之间的一个夹角值 $angle_i$ 作为当前点 P_i 的 NA 特征值。然而,这种方法易受噪声点影响,所以将两种特征归一化后融合起来,最终将点云的特征量

化为一个特征数值 $feat_i$ 。计算公式为

$$feat_i = \frac{s_{cur,i} + angle_i}{2} \quad (6)$$

各步骤效果如图 5 所示。可以看出,通过将两种方法融合,既可以有效凸显出不同曲率大小的缺陷,同时还能消除噪声的影响。

1.3 缺陷分割方法研究

1.3.1 缺陷定位

大津法 (OTSU) 本是为了用于图像二值化的一种经典算法 [18]。在本文中创新性地将它应用于点云的缺陷分割中。在对点云特征进行增强后,得到每个点最终的综合特征值 $feat_i$ 。缺陷检测的原理类似于图像的二值化处理,即将标准区域与缺陷区域进行有效分割。通过 OTSU 自适应算法计算最优分割阈值,实现缺陷的自动定位,避免了人为设定阈值所带来

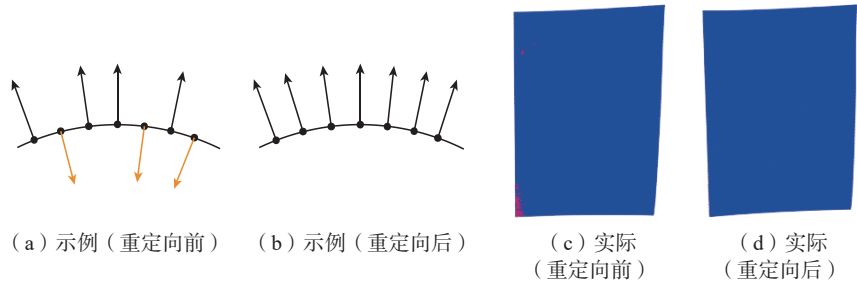


图 3 叶片点云法线重定向
Fig.3 Redirection of blade point cloud normal

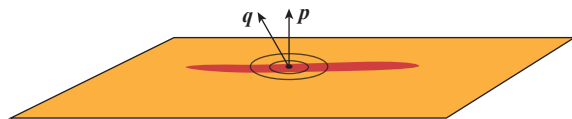


图 4 大小区域法向量夹角法
Fig.4 Angle method of the normal vector of the large and small regions

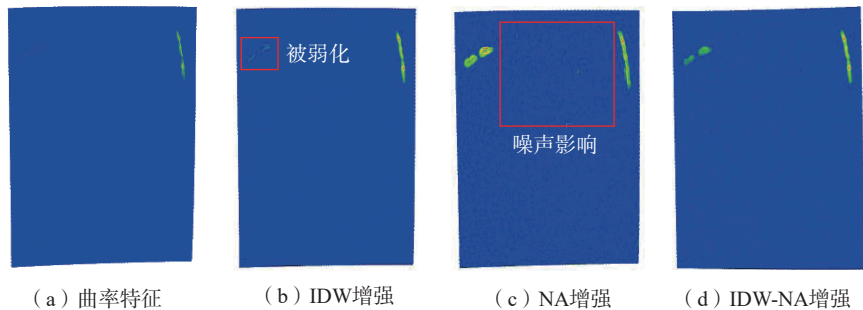


图 5 点云增强效果图
Fig.5 Point cloud enhancement rendering

的局限性。

OTSU 的目的是寻找一个全局阈值,使得分割出的两类区域达到类间方差最大化。具体的推导原理如下。

步骤 1: 提取点云的综合特征值 $feat_i$, 将其映射到 $[0-255]$ 范围内后, 生成直方图并进行归一化。

步骤 2: 遍历所有可能的阈值 t , 计算划分出的标准区域和缺陷区域的权重及均值, 具体公式为

$$w \begin{cases} w_1 = \sum_{i=0}^t P(i) \\ w_2 = \sum_{i=t+1}^{255} P(i) \end{cases} \quad (7)$$

$$\mu \begin{cases} \mu_1 = \frac{\sum_{i=0}^t i \cdot P(i)}{w_1} \\ \mu_2 = \frac{\sum_{i=t+1}^{255} i \cdot P(i)}{w_2} \end{cases} \quad (8)$$

式中, w_1 、 w_2 、 μ_1 、 μ_2 分别是计算当前阈值 t 下划分出的标准区域和缺陷区域的权重和均值; $P(i)$ 是在第 i 级强度值的概率。

步骤 3: 遍历计算在 t 阈值下的类间方差, 并选择出得到的最大类间方差对应的阈值作为最优阈值。类间方差计算公式为

$$\sigma^2(t) = w_1(t)w_2(t)(\mu_1(t) - \mu_2(t))^2 \quad (9)$$

步骤 4: 将当前阈值 t 逆映射到原始数值空间, 得到最终阈值 $threshold$ 。

步骤 5: 利用计算得到的阈值, 将点云中 $feat_i$ 大于该阈值的点分割出来, 完成缺陷的粗定位。

步骤 6: 利用快速欧几里得聚类算法 (Fast euclidean clustering, FEC) 将分割出来的缺陷划分为不同簇, 如图 6 所示。

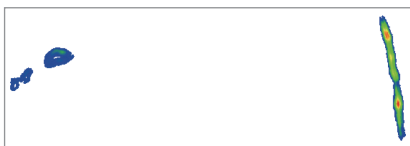


图 6 大津法定位结果

Fig.6 Positioning results of OTSU method

1.3.2 缺陷的完整性扩充

虽然通过 OTSU 方法可以实现对缺陷的粗定位, 但提取出的缺陷形状并没有完全闭合, 导致部分缺陷信息丢失。为了获得完整的缺陷点云, 本文提出了一种基于 Z-score 的缺陷完整性扩充 (ZDE) 算法, Z-score 是统计学中用来描述数据点相对于平均值偏离程度的一种标准化数值, 其计算公式为

$$z = \frac{x - \mu}{\sigma} \quad (10)$$

式中, x 为当前点的综合特征值; μ 为点云所有点综合特征值的均值; σ 为点云所有特征值的标准差。当 Z-score 为负时, 表示低于总体均值, 反之大于总体均值。由于本文特征增强原理, 缺陷处特征远大于均值, 因此只考虑正向偏离, 且取值范围为

$$\left[0, \frac{threshold - \mu}{\sigma} \right]$$

具体实现方法如下。

步骤 1: 计算总体点云 $feat_i$ 的均值 μ 和标准差 σ 。

步骤 2: 将上一节粗定位得到的所有缺陷点索引添加到 $final_indices$ 中, 以便后续排除已存在点。

步骤 3: 查找每一个当前簇中所有点的近邻点, 排除已经存在与 $final_indices$ 中的点, 得到剩余点索引 $remaining_point_indices$ 。

步骤 4: 将所有存在于 $remaining_point_indices$ 且其 Z-score 的值大于

设置阈值的点加入 $final_indices$ 和 $new_indices$ 中。

步骤 5: 若 $new_indices$ 不为空, 则重复步骤 3 和 4, 直到没有新的加入点, 则当前缺陷簇扩充完整。

步骤 6: 按步骤 3~5 循环遍历每一个簇, 完成对每一个缺陷簇的完整性扩充, 得到最后的完整缺陷点云。

最终不同 Z-score 阈值下的缺陷扩充效果如图 7 所示。

缺陷定位及完整性扩充伪代码为
输入: 增强特征后点云和 Z-score 阈值

输出: 完整缺陷

- 1: 读取点云文件到 $cloud$ 并初始化向量
- 2: 提取点云的强度值 i_values
- 3: 利用 OTSU 计算阈值定位缺陷
- 4: 利用 FEC 算法聚类缺陷
- 5: 初始化 $final_indices$ 为当前定位缺陷点索引
- 6: 遍历每一个簇:
- 7: for (每个簇 'i')
- 8: 初始化当前簇的点 $clu_indices$
- 9: 初始化新加入点索引 $new_indices$
- 10: while ($new_indices$):
- 11: 查找每个点的近邻并过滤已存在于 $final_indices$ 中的点
- 12: 计算并判断 Z-score:
- 13: if (Z-score > 阈值):
- 14: 将新点添加到 $new_indices$ 和 $final_indices$

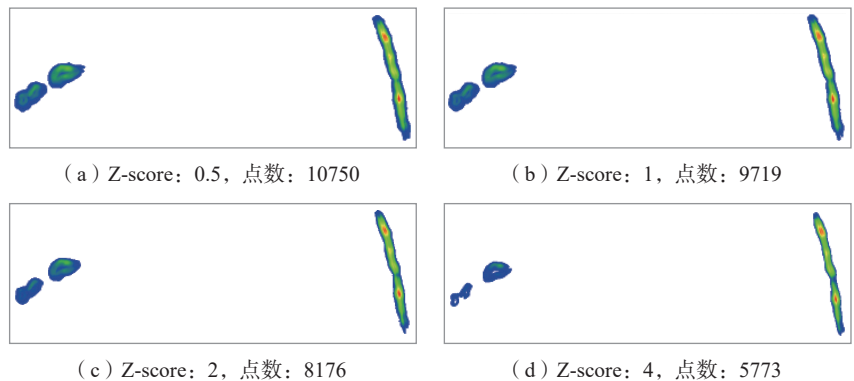


图 7 不同 Z-score 阈值下的分割效果图

Fig.7 Segmentation effect under different Z-score thresholds

```

15:   end if
16: end while
17: end for
    
```

1.3.3 缺陷量化方法

将分割获得完整缺陷中属于同一缺陷的点进行 FEC 聚类后,对该缺陷进行量化,缺陷的尺寸信息包括长度、宽度和深度。

测量缺陷的长度和宽度,利用 PCA 计算得出该点云簇的特征向量,即 PCA 坐标系的方向。将点云簇转换到由主成分方向组成的新坐标系中,将 PCA 坐标系下最小包围盒的长、宽定义为当前缺陷的长度和宽度,则该缺陷的长度和宽度计算公式为

$$\begin{cases} \text{lenth}(i) = \max(x_i) - \min(x_i) \\ \text{width}(i) = \max(y_i) - \min(y_i) \end{cases} \quad (11)$$

式中, lenth 和 width 为最终计算得到的缺陷长和宽, max 和 min 表示寻找转换坐标系后 x 和 y 方向的最大和最小值。发动机叶片存在不规则的弯曲性,因此对深度的计算不能单纯地使用上述规则,为了减少因叶片的这种特性带来的深度误差,改进了深度计算方法。利用 PCA 确定簇的长度和宽度方向后,沿长度方向将点云簇划分为若干小簇,每个小簇的长度等于原点云簇的宽度。计算每一个小簇的深度,即计算 PCA 第三方向上最大点和最小点的距离,取所有小簇中的最大深度作为原点云簇的最终深度 $\text{depth}(i)$ 。具体实现过程如图 8 所示。

2 试验验证

2.1 试验设置

利用两个带缺陷的压气机叶片

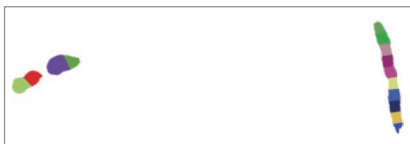


图 8 缺陷深度测量示意图

Fig.8 Schematic diagram of defect depth measurement

进行试验,现场如图 9 所示。验证了本文提出方法的精确性和有效性。

选取叶片具体缺陷(图 10(a)),首先通过盛相 M051090 扫描仪采集获取叶片点云并进行预处理,扫描仪具体参数指标如表 1 所示。由于不同的 Z-score 阈值对缺陷的完整性扩充效果存在差异,本文通过试验为叶片 1 和叶片 2 分别选择 Z-score 为 2 和 3 作为扩充阈值,以达到最优效果。最终,算法各步骤的处理结果如图 10(b)~(d)所示。

本文使用基于点云的几何特征的缺陷检测方法,对文献[13-15]的缺陷检测方法 with 本文方法进行比较,文献[13]提出的方法利用主成分分析方法计算局部表面曲率后,使用平方根函数进行转换得到特征值,其中利用了变异系数 CV 来判断是否存在缺陷,最后使用区域生长算法分割缺陷。文献[14]提出了一种双边权重集成的划痕定位算法和 NRPCA-RG (Normal principal component analysis-region growing) 划痕补全算法,使用 DBSCAN 算法进行缺陷分割。文献[15]直接利用计算得到的曲率和法线信息,采用区域生长算法进行缺陷分割。各文献中最终的提取效果如图 11 所示。

根据试验结果可知,上述几种方法都存在缺陷提取不完全的现象,尤

其是在对凹坑的分割中,且文献[13]在缺陷分割时会受到噪声点的影响。本文提出的缺陷检测及分割算法能够分割出更完整的缺陷,且不易受到噪声点的影响,在缺陷分割的完整性和连续性方面都较其他方法更好。

2.2 缺陷尺寸测量

仅从图像观察结果难以客观地评价缺陷提取的准确性,因此对采用本文方法和各文献方法提取到的缺陷的长、宽和深度进行量化,并与真实缺陷尺寸进行对比分析,以便更准确地评估各方法的优劣。

通过使用 Geomagic 软件对叶片的缺陷区域进行重建,生成该叶片的理想模型。通过逐点将原始点云与其最近邻的理想点云进行对比,计算两者之间的差异。通过这种布尔相减的方式,获取到精确的缺陷点云。对该缺陷点云进行量化处理,从而获得缺陷的真实尺寸数据^[19]。采用 1.3.3 节提出的缺陷量化方法,对使用其他文献方法和本文方法在叶片 1 和叶片 2 上分割获取到的缺陷点云进行量化对比试验。

在对所有缺陷进行表征后,采用平均绝对误差(MAE)和平均百分比误差(MPE)作为衡量缺陷的长度、宽度、深度尺寸测量准确的标准,其具体公式为

$$\text{MAE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |x_i - y_i| \quad (12)$$

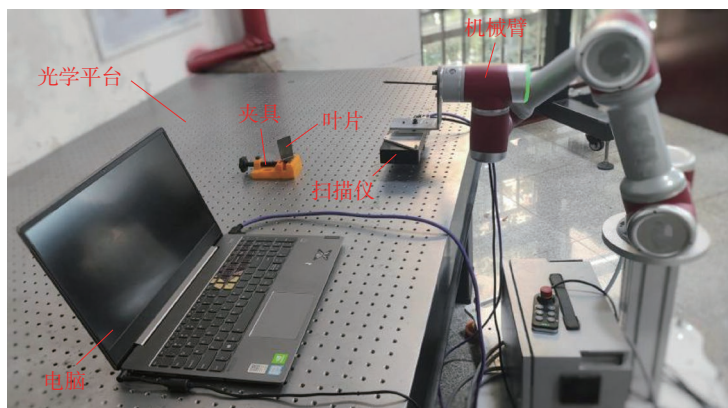


图 9 试验现场

Fig.9 Experimental site

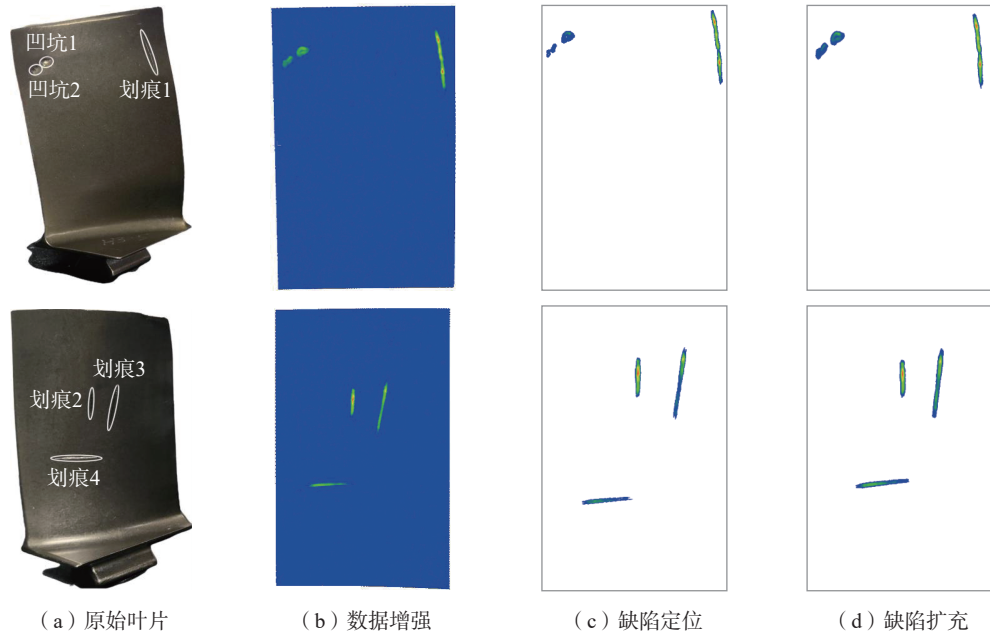


图 10 检测分割效果图

Fig.10 Effect diagram of detection segmentation

$$MPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{x_i - y_i}{y_i} \right| \times 100\% \quad (13)$$

式中, x_i 是根据不同分割算法得到的量化值; y_i 是真实值; n 是缺陷数量。最终试验结果如表 2 和表 3 所示, 表 3 中检测时间的计量涵盖了从原始点云读取到完成检测分割的整个过程用时, 所有试验均搭载 i9-12900K CPU 服务器的多线程环境下进行。

3 结论

针对航空发动机压气机叶片缺陷检测中存在的问题, 本文提出了一种新的检测及分割量化方法。首先, 提出了一种 IDW-NA 点云特征增强算法, 该算法增大了缺陷区域和标准区域的特征差异, 为后续缺陷提取奠定了基础, 并通过 OTSU 和 ZDE 扩充算法分割获得了完整缺陷区域, 最后基于 PCA 算法完成了对缺陷的准确量化。采用此方法进行试验验证, 得到如下结论。

(1) 本文创新性的将 OTSU 应用于点云的缺陷定位, 解决了手动设置阈值的局限性, 试验表明, 在 IDW-NA 增强的基础上, 能准确定位缺陷

表 1 盛相 M051090 扫描仪具体参数

Table 1 Specific parameters of the Shengxiang M051090 scanner

设备参数	值
全周期帧率	≤8.6 FPS (@1.3M) ≤2.5 FPS (@5.1M)
数据分辨率/px	510 万 (2472 × 2064)
标准视场范围/(mm × mm)	90 × 75.1
深度测量范围/mm	± 15
Z 轴区域重复精度/μm	<0.1
像素间距/mm	0.036

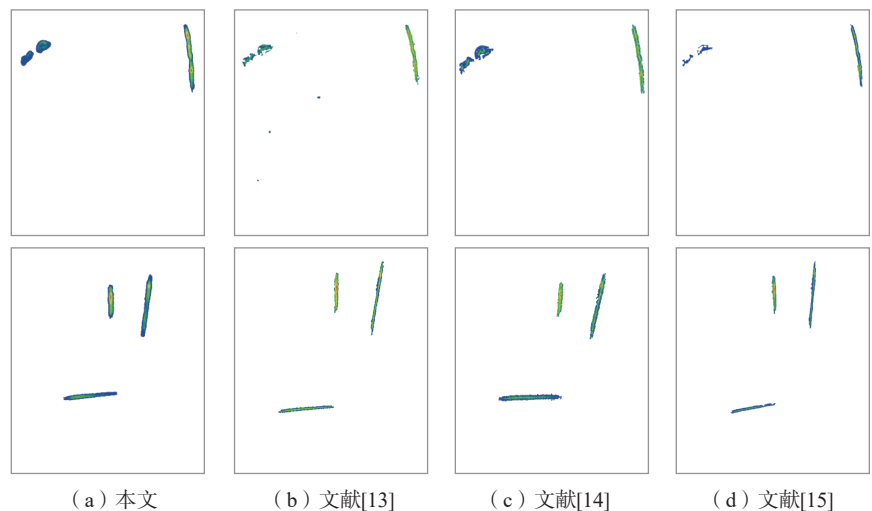


图 11 各文献缺陷分割效果图

Fig.11 Effect diagram of defect segmentation of each literature

表 2 各方法分割缺陷的尺寸 MAE 对比

Table 2 Comparison of the size MAE of the segmentation defects by each method mm

文献	长	宽	深
文献 [13]	0.290	0.127	0.017
文献 [14]	0.251	0.057	0.015
文献 [15]	0.514	0.301	0.037
本文	0.105	0.041	0.011

表 3 各方法分割缺陷的尺寸 MPE 对比

Table 3 Comparison of the size MPE of the segmentation defects by each method

文献	长/%	宽/%	深/%	平均检测时间/s
文献 [13]	6.42	16.67	11.68	7.58
文献 [14]	6.50	7.79	10.43	9.27
文献 [15]	8.58	23.52	16.50	6.10
本文	2.61	4.68	7.27	11.51

且具有良好的稳定性。

(2) 通过 ZDE 完整性扩充,可精确地分割缺陷区域,并且平均百分比误差不超过 7.27%,满足缺陷检测和定量分析的要求。

参考文献

[1] AUST J, SHANKLAND S, PONS D, et al. Automated defect detection and decision-support in gas turbine blade inspection[J]. Aerospace, 2021, 8(2): 30.

[2] DENG L W, GUO Y G, CHAI B R. Defect detection on a wind turbine blade based on digital image processing[J]. Processes, 2021, 9(8): 1452.

[3] SABERIRONAGHI A, REN J, EL-GINDY M. Defect detection methods for industrial products using deep learning techniques: A review[J]. Algorithms, 2023, 16(2): 95.

[4] JIA Z T, WANG M, ZHAO S M. A review of deep learning-based approaches for defect detection in smart manufacturing[J]. Journal of Optics, 2024, 53(2): 1345–1351.

[5] ZUBAYER M H, ZHANG C Q, LIU W, et al. Automatic defect detection of jet engine turbine and compressor blade surface coatings using a deep learning-based algorithm[J]. Coatings, 2024, 14(4): 501.

[6] 崔俊佳, 张军, 蔺茹茹, 等. 基于深度

学习的自冲铆接偏铆缺陷检测算法研究[J]. 航空制造技术, 2023, 66(6): 22–30.

CUI Junjia, ZHANG Jun, XIAO Ruru, et al. Research on detection algorithm of partial riveting defects in self-piercing riveting based on deep learning[J]. Aeronautical Manufacturing Technology, 2023, 66(6): 22–30.

[7] ZHANG L Y, BIAN Y C, JIANG P, et al. A transfer residual neural network based on ResNet-50 for detection of steel surface defects[J]. Applied Sciences, 2023, 13(9): 5260.

[8] WANG N N, MA D, DU X M, et al. An automatic defect classification and segmentation method on three-dimensional point clouds for sewer pipes[J]. Tunnelling and Underground Space Technology, 2024, 143: 105480.

[9] SHAFIEI DIZAJI M, HARRIS D. 3D InspectionNet: A deep 3D convolutional neural networks based approach for 3D defect detection on concrete columns[C]//Nondestructive Characterization and Monitoring of Advanced Materials, Aerospace, Civil Infrastructure, and Transportation XIII. Denver: SPIE, 2019: 13.

[10] HE Y, MA W, LI Y F, et al. An octree-based two-step method of surface defects detection for remanufacture[J]. International Journal of Precision Engineering and Manufacturing-Green Technology, 2023, 10(2): 311–326.

[11] 罗锦鸿, 陈新度, 吴磊. 基于点云配准的曲面三维差异检测[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2021(1): 96–100.

LUO Jinhong, CHEN Xindu, WU Lei. 3D difference detection of surface based on point cloud registration[J]. Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique, 2021(1): 96–100.

[12] 朱秀敏, 黄磊. 基于三维激光点云的零件表面缺陷检测[J]. 仪表技术与传感器, 2022(7): 56–60.

ZHU Xiumin, HUANG Lei. Parts surface defect detection based on 3D laser point cloud[J]. Instrument Technique and Sensor, 2022(7): 56–60.

[13] MAKUCH M, GAWRONEK P. 3D point cloud analysis for damage detection on hyperboloid cooling tower shells[J]. Remote Sensing, 2020, 12(10): 1542.

[14] LIU C Y, AN B W, HOU Y G, et al. A novel scratch detection and measurement method for automotive stamping parts[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2022, 71: 5017213.

[15] 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]. Journal of Nondestructive Evaluation, 2017, 36(4): 74.

[16] LIU X H, WU L Q, GUO X Q, et al. A novel approach for surface defect detection of lithium battery based on improved K-nearest neighbor and Euclidean clustering segmentation[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2023, 127(1): 971–985.

[17] MIAO Y B, FU R C, WU H, et al. Pipeline of turbine blade defect detection based on local geometric pattern analysis[J]. Engineering Failure Analysis, 2022, 133: 105965.

[18] OTSU N. A threshold selection method from gray-level histograms[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 1979, 9(1): 62–66.

[19] 吴昕, 刘继常, 刘锦程. 面向增材再制造的零件三维模型重建系统研究[J]. 电加工与模具, 2022(S1): 49–53.

WU Xin, LIU Jichang, LIU Jincheng. Research on 3D model reconstruction system of parts for additive remanufacturing[J]. Electromachining & Mould, 2022(S1): 49–53.

通信作者: 王应海, 硕士研究生, 研究方向为三维视觉缺陷检测。

(下转第 111 页)

Research on Assembly Technology of High-Pressure Compressor Rotor Based on Concentricity Optimization

LI Pengfei, JIN Bin, FENG Shaobao, ZHANG Taotao, ZU Jianguo
(AECC Shenyang Aero Engine Research Institute, Shenyang 110015, China)

[ABSTRACT] In order to improve the concentricity level and stability of concentricity measurement results after the assembly of high pressure compressor rotors in aircraft engines, as well as the accuracy of predicting results during the assembly process, research has been conducted on issues such as the inability to optimize the perpendicularity of the rear end face of the components and poor repeatability of concentricity measurement results during the assembly of compressor rotors. By establishing the calculation model of the eccentricity of the middle section of the core machine rotor, found that the influence of the perpendicularity error of the back end face of the compressor rotor on the eccentricity of the middle section of the core machine rotor was 3.4 times that of the concentricity error. By establishing the datum correction model of the concentricity measurement process of the compressor rotor, it is analyzed that the reasons for the poor repeatability of the measurement results and the poor accuracy of prediction results are that the ratio of the rotor height to the radius of the reference end face is large, which makes the corrected results highly sensitive to the slight differences in the fitting surfaces of the reference end faces of the front shaft at different radial positions. Therefore, by reducing the ratio of the rotor height to the radius of the reference end face, taking the back end face as the measurement datum and improving the stack assembly direction, not only could the stability of the rotor concentricity measurement results be improved, but also the influence of the perpendicularity of the back end face could be considered in the stack optimization process. The verification results show that the concentricity error of the rotor is reduced by 68%, and the repeatability error of the measurement results decreases from 32% to 13%.

Keywords: High-pressure compressor; Rotor assembly; Concentricity; Perpendicularity; Stack optimization

(责编 阳光)

(上接第 88 页)

Research on Defect Detection and Characterization of Compressor Blades Based on Point Clouds

WEI Yongchao¹, WANG Yinghai², MO Duheng³, LIU Jiawei⁴, CAI Shuang⁴

(1. Scientific Research Office, Civil Aviation Flight University of China, Guanghan 618307, China;

2. School of Computer Science, Civil Aviation Flight University of China, Guanghan 618307, China;

3. Institute of Electronic and Electrical Engineering, Civil Aviation Flight University of China, Guanghan 618307, China;

4. College of Civil Aviation Safety Engineering, Civil Aviation Flight University of China, Guanghan 618307, China)

[ABSTRACT] Aiming at the problem of accurately detecting and quantifying scratches and crater defects in compressor blades with existing methods, an algorithm based on structured light point cloud data is proposed. First, an IDW-NA point cloud feature enhancement algorithm, which integrates inverse distance weighted curvature and normal angle of large and small regions, is used to highlight the defects. In the defect localization process, the Otsu method (OTSU) is innovatively introduced to eliminate the limitations of manually setting thresholds, followed by the Z-score-based defect integrity expansion (ZDE) algorithm to achieve complete segmentation of the defects. Finally, the PCA algorithm is improved to perform quantitative analysis of the defects. Experimental results show that, compared to existing algorithms, the proposed method provides better performance in terms of defect segmentation integrity and continuity. The average absolute error of the final segmented defect size is no more than 0.105 mm, and the average percentage error is no more than 7.27%, confirming the accuracy and effectiveness of this approach.

Keywords: Defect detection; Defect analysis; Structured light point clouds; Aero-engine; Compressor blade

(责编 阳光)