

引文格式: 田大庄, 邢文豪, 刘红帝, 等. 基于几何相似性的再制造叶片修复区域高精度检测[J]. 航空制造技术, 2026, 69(8): 25010173.

TIAN Dazhuang, XING Wenhao, LIU Hongdi, et al. Repair region precise detection in remanufactured blade based on geometric similarity[J]. Aeronautical Manufacturing Technology, 2026, 69(8): 25010173.

基于几何相似性的再制造叶片修复区域 高精度检测

田大庄^{1,2}, 邢文豪^{2,3}, 刘红帝^{2,3}, 庄可佳¹, 朱大虎^{2,3}

(1. 武汉理工大学数字制造湖北省重点实验室, 武汉 430070;

2. 武汉理工大学高温轻合金及应用技术全国重点实验室, 武汉 430070;

3. 武汉理工大学现代汽车零部件技术湖北省重点实验室, 武汉 430070)

[摘要] 叶片再制造修复是以可靠性为前提的工艺维修,能够有效延长叶片服役周期,是航空发动机制造的前沿技术。针对再制造叶片原始设计模型失效导致的修复区域精准测量与识别难题,提出一种基于几何相似性的修复区域高精度检测方法。首先,设计基于几何相似性原理的配准算法(Geometric similarity-enabled matching, GSEM)补偿机器人运动学误差累积所导致的点云分层偏差,实现叶片高精度测量拼接;然后,在原始设计模型失效状态下,采用融入特征偏离度的自适应生长策略实现再制造叶片修复区域的精准识别;最终,引导机器人进行精准局部磨抛,实现再制造叶片机器人“测量-识别-加工”一体化自适应修复。以激光再制造叶片进行试验验证,结果表明,在熔覆形貌突变、法向不一致等干扰下,GSEM算法展现出强鲁棒性和高精度,平均误差仅为0.016 mm,精度较现有先进方法GDA和WPMVM分别提升46.3%和42.9%。机器人磨抛后叶片型面误差低于0.01 mm,验证了所提方法能有效提升再制造叶片机器人自适应修复精度。

关键词: 修复区域检测; 再制造叶片; 几何相似性; 局部磨抛; 机器人自适应修复

中图分类号: V26; TP24 文献标志码: A DOI: 10.16080/j.issn1671-833x.25010173



田大庄

博士研究生,研究方向为机器人增材混合制造。

叶片作为航空发动机动力装置的核心部件,长期服役于强腐蚀、气体冲击和高动载荷环境,不可避免地在叶尖、叶身和叶缘位置因疲劳、蠕变、超温和热腐蚀等原因造成多种宏观微观损伤。出于延寿降本的现实需求,迫切需要研究叶片再制造修复技术,在原始设计模型失效条件下对叶片损伤部位进行再制造修复^[1-2]。机器人化智能制造利用视觉测量拼接算法和精准检测识别技术为叶片高品质再制造提供了新思路,通过构

建以机器人为核心的“测量-识别-加工”一体化系统,实现损伤叶片自适应精准修复^[3-5]。

针对再制造叶片自身具有的复杂且封闭型自由曲面结构特点,基于三维再制造特征的修复区域检测通常需要借助目标表面的三维测量数据,现有的采用非接触式视觉测量技术进行单一视角扫描难以获得叶片表面完整的三维信息。因此,在实际测量中需要多视角获取再制造叶片的局部三维点云,并通过坐标变换

收稿日期: 2025-11-25; 退修日期: 2025-12-15; 录用日期: 2026-01-05

基金项目: 国家自然科学基金(52375509); 湖北省自然科学基金(2025AFB096)

通信作者: 刘红帝,助理研究员,博士,研究方向为机器人视觉伺服。

将其统一至机器人末端执行器的基准坐标系下,以实现全局点云的准确拼接^[6-8]。然而,由于机器人运动学参数固有的误差积累,直接拼接后的点云数据常常存在较大的空间偏差。因此,点云数据的精准配准与误差补偿方法成为提高整体拼接精度的关键手段。目前,点云配准的典型方法是迭代最近点(Iterative closest point, ICP)算法,通过迭代更新源点云与目标点云的刚体变换以降低对应点对距离误差。然而传统ICP算法初值依赖性强、易陷入局部最优且对噪声敏感,限制了其在修复场景中的稳定应用^[9]。针对上述不足,研究者在ICP框架内提出了多种改进方法,如广义ICP^[10]、基于三角剖分的ICP^[11]与全局优化ICP^[12]等,以提升收敛性与抗噪能力。进一步地,面向损伤叶片中易产生伪对应的问题,Ghorbani等^[13]提出几何相异度评估配准(Geometric dissimilarity assessment alignment, GDAA)方法,基于邻域曲率差异与欧氏距离构建几何相异度指标,并在ICP迭代中剔除相异度较大的不可靠点对,使刚体变换主要由未损伤区域的对应点对主导,从而抑制损伤区域对整体配准的干扰。尽管上述方法在一定程度上增强了算法鲁棒性,但在真实测量普遍存在的点云密度不均与局部缺失条件下,配准精度与收敛稳定性仍难以兼顾。为提高复杂工况下的鲁棒性,研究人员进一步提出了基于方差最小原理的配准(Variance minimum matching, VMM)^[14]算法:在刚体变换迭代求解过程中,不再仅以最小化对应点对间距离的均值作为目标,而是转而最小化对应点对之间距离的方差,从而削弱异常对应点对对整体配准的影响,并进而在点云缺失与密度不均条件下提升配准的收敛稳定性与鲁棒性。在此基础上,为兼顾数据特征对配准过程的影响,Lv等^[15]提出了加权正负余量方差最小化

(Weighted plus-and-minus allowance variance minimization, WPMAVM)算法,通过引入加权机制抑制局部余量变化对配准结果的干扰。然而,当再制造叶片修复区呈现熔覆形貌突变与法向紊乱、且伴随离群点干扰时,可靠对应点对的稳定筛选以及权重的合理分配仍面临困难,进而易引发迭代收敛波动并降低配准精度。

完成叶片点云配准拼接后的测量数据需要进行修复区域高精度识别与定位,对后续机器人磨抛与型面恢复同等重要^[16]。目前主流的方法分为两类:(1)基于几何偏差对比的方法。通过将待测叶片点云与标准参考模型进行空间配准并比较几何差异,以识别存在缺陷或变形区域^[17]。如Zhang等^[18]在损伤叶片与标准CAD模型之间建立截面级配准,通过比较对应截面的几何偏差以定位缺损区域,并据此推导待修复的体积模型。该方法流程清晰、操作简便且结果直观易量化,但其有效性高度依赖于参考模型的质量,当叶片因长期服役产生一定程度的整体累积变形、标准CAD模型精度不足或缺失时,将导致偏差判定的可靠性降低^[19]。(2)基于模式识别的方法。随着计算机视觉技术的快速发展,直接从点云数据中自动识别缺陷的方法得到了广泛关注^[20],主要包括特征提取和分类识别两个阶段。在特征提取阶段,由于损伤和修复区域通常伴随法向量方向的剧烈变化或曲率的局部异常,因此研究人员常基于点云的微分几何属性提取反映缺陷的局部特征信息^[21];在分类识别阶段,部分学者采用机器学习或深度学习技术对提取的特征进行分类。如Mei等^[22]基于PointNet++架构开发深度学习模型,实现对目标三维点云的精准分类与多类几何缺陷快速检测。上述模式识别方法优势在于能够自动提取复杂的多种类缺陷,然而因其需要大量提前标记的训练样本,

再制造叶片机器人修复现场难以获得大量代表性的缺陷数据。

鉴于此,本文面向再制造叶片原始设计模型失效及测量点云密度不均、局部缺失与熔覆形貌突变等真实工程场景,提出一种基于几何相似性的修复区域高精度检测方法,从而有效提升多视角点云拼接与修复区域识别的稳定性与精准性。通过构建几何相似性驱动的对应对点对可靠性度量与自适应加权机制,实现点云分层偏差的误差补偿与高精度拼接;进而在完整拼接点云上融合法向偏离、曲率尺度差异与法向一致性等特征,建立统一标尺下的综合特征偏离度评价,并据此开展自适应区域生长,实现修复区域精准定位与边界提取;最终以检测结果支撑高精度基准曲面重构,进一步引导机器人局部磨抛的自适应轨迹规划与工艺参数调节,实现再制造叶片机器人“测量-识别-加工”一体化自适应修复。

1 再制造叶片修复区域检测原理与方法

本文所提出方法的整体思路如图1所示。首先,设计基于几何相似性原理的配准算法补偿机器人运动学误差累积引起的点云分层偏差,实现再制造叶片高精度测量拼接;然后,基于完整再制造叶片拼接点云,采用融入特征偏离度的自适应生长策略,从而实现目标修复区域的精准识别;进而基于上述结果引导机器人对局部进行磨抛,最终实现机器人“测量-识别-加工”一体化自适应修复。

1.1 基于几何相似性原理的再制造叶片配准拼接

由于多视角获取的再制造叶片点云呈显著的密度不均与特征不一致,常规ICP算法在拼接中易陷入局部最优,尽管优化算法GDAA、VMM与WPMAVM分别通过不可靠点对剔除、方差最小原理以及加权

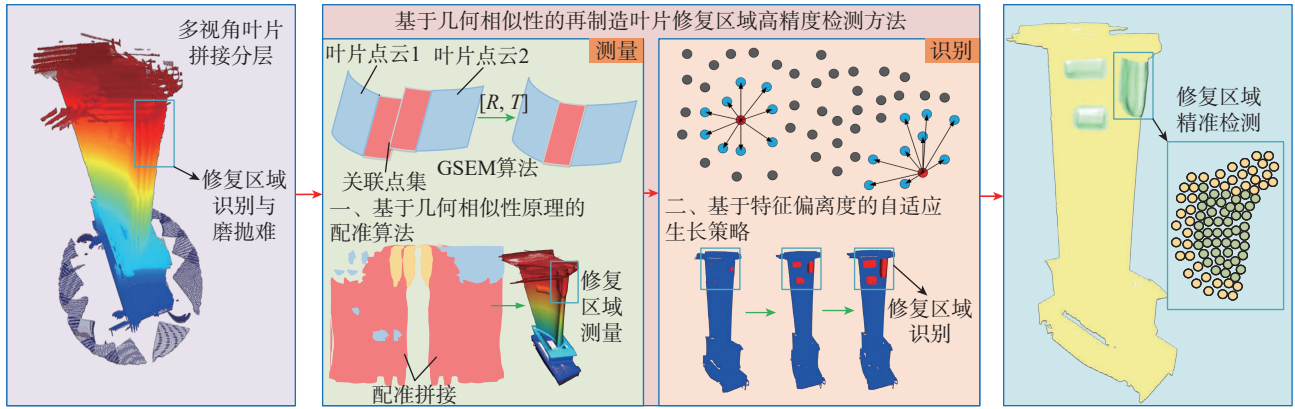


图1 基于几何相似性的再制造叶片修复区域高精度检测方法示意图

Fig.1 Schematic diagram of the geometric similarity-guided laser remanufactured blade repair area detection method

机制增强鲁棒性。但在法向紊乱与离群点共存时,可靠点对筛选与权重分配仍不稳定,易引发收敛波动与匹配倾斜。鉴于上述问题,本文提出一种基于几何相似性原理的 GSEM 配准算法从而获取全局最优结果。其几何相似性主要用来度量多视角点云间的对应点对在局部曲率、法向分布和点密度等形状特征及整体空间关系上的一致性程度,从而判断对应点对是否属于同一连续表面或同一局部结构。在此基础上使迭代过程由高相似性的可靠对应点对主导,进而有效且稳定地抑制伪对应引发的匹配倾斜与局部最优,算法的权重机制如图 2 所示。

具体而言, GSEM 通过显式计算每个对应点对的几何相似性特征,从而大幅降低几何显著相异的点对于迭代配准中的权重,并赋予几何高度相似且符合再制造区域特征的对应点对更高权重,进而使迭代过程由高置信度公共区域主导收敛。同时在误差建模中引入方差最小原理,以对应点对间距离的方差最小替代传统距离最小为目标,从而削弱异常点对对整体配准的影响。通过几何相似性的引入,所提算法在再制造叶片存在熔覆形貌突变、法向不一致等干扰的条件下,仍能有效抑制错误匹配与局部最优,显著提升多视角再制造叶片点云全局配准的精度与鲁棒性。

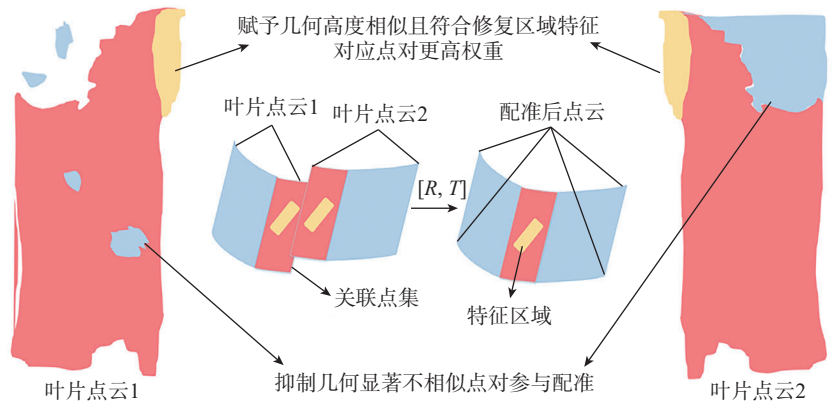


图2 几何相似性使能的配准算法权重作用示意图

Fig.2 Schematic diagram of weighting mechanism in geometric similarity-enabled matching algorithm

目标函数定义如下

$$f(R, T) = \operatorname{argmin} \sum_{(s, t) \in \text{Scan}} \frac{\sum_{(i, j) \in C(s, t)} w_{ij} (r_{ij} - u)^2}{\sum_{(i, j) \in C(s, t)} w_{ij}} \quad (1)$$

式中, (s, t) 为源点云与目标点云在空间上存在公共区域的扫描点对且 Scan 为此类点对的集合; $C(s, t)$ 为双向搜索后互为最近点对的对应点集合; w_{ij} 、 r_{ij} 和 u 分别为对应点对 (i, j) 的权重、法向距离绝对值与法向距离绝对值的均值。该目标函数以加权方差最小作为误差准则: 通过最小化 r_{ij} 的离散程度(方差)而非仅最小化其均值, 使迭代更关注误差收敛的一致性, 从而削弱异常点对对整体配准的影响。为了更准确地刻画两曲面间的局部表面偏差并弱化点

点对对应误差对迭代的牵引^[7], 本文采用点到面的法向距离的绝对值 r_{ij} 来表示对应点对之间的残差, 其计算方式为

$$r_{ij} = \left| (\mathbf{n}_j^{(t)})^T (\mathbf{p}_i^{(s)} \mathbf{R}_{s-t} + \mathbf{T}_{s-t} - \mathbf{p}_j^{(t)}) \right| \quad (2)$$

式中, $\mathbf{p}_i^{(s)}$ 与 $\mathbf{p}_j^{(t)}$ 为源点云与目标点云点; $\mathbf{n}_j^{(t)}$ 为目标点的单位法向量; \mathbf{R}_{s-t} 与 \mathbf{T}_{s-t} 为转换中的旋转与平移矩阵。同时为避免单一特征权重于再制造叶片密度不均、法向紊乱与局部缺失状态下失效, GSEM 将对对应点对 (i, j) 的可靠性权重设计为多目标一致性综合归一化权重 w_{ij} , 并将其分解为四类互补权重: 相似性权重 $w_{\text{sim}, ij}$ 、密度补偿权重 $w_{p, ij}$ 、方向一致性权重 $w_{\text{dir}, ij}$ 、以及鲁棒权重 $w_{\text{rob}, ij}$, 其计算方式为

$$w_{ij} = \frac{w_{\text{sim},ij} \times w_{p,ij} \times w_{\text{dir},ij} \times w_{\text{rob},ij}}{\sum_{(i,j) \in C(s,t)} w_{\text{sim},ij} \times w_{p,ij} \times w_{\text{dir},ij} \times w_{\text{rob},ij}} \quad (3)$$

上述权重中, $w_{\text{sim},ij}$ 作为首项权重用于先验判别候选点对于局部几何形态与邻域空间关系上的一致性, 从而抑制显著不相似的候选点对参与配准过程, 为迭代配准提供可靠的几何相似基础。为此, 本文首先构造对应点对的几何相似性指标 GD_{ij} , 在此基础上设计几何相似性权重 $w_{\text{sim},ij}$, 其计算方式为

$$w_{\text{sim},ij} = \frac{1}{1 + \exp\left(-\frac{m_{\text{GD}} - \text{GD}_{ij}}{s_{\text{GD}}}\right)} \quad (4)$$

式中, m_{GD} 和 s_{GD} 为 GD 的中位数与标准差, 用于自适应确定权重尺度, 使权重面对极端值仍保持稳健。为避免仅用单一几何量导致误判, GD_{ij} 由曲率一致与空间一致性两部分共同表征, 即

$$\text{GD}_{ij} = \text{NCHD}_{ij} + \text{NEHD}_{ij} \quad (5)$$

式中, NCHD_{ij} 和 NEHD_{ij} 分别为归一化后的曲率 Hausdorff 距离 CHD_{ij} 和欧式 Hausdorff 距离 EHD_{ij} ^[13], 具体而言, 曲率 Hausdorff 距离用于刻画两点邻域的几何相似性。

$$\text{CHD}_{ij} = \frac{1}{N_{Ni}} \sum_{x \in N(p_i^{(s)})} \min_{y \in N(p_j^{(t)})} |K(x) - K(y)| + \frac{1}{N_{Nj}} \sum_{y \in N(p_j^{(t)})} \min_{x \in N(p_i^{(s)})} |K(y) - K(x)| \quad (6)$$

同时欧式 Hausdorff 距离 EHD_{ij} 则用于补充描述两邻域在空间分布上的相似性。

$$\text{EHD}_{ij} = \frac{1}{N_{Ni}} \sum_{x \in N(p_i^{(s)})} \min_{y \in N(p_j^{(t)})} \|x - y\| + \frac{1}{N_{Nj}} \sum_{y \in N(p_j^{(t)})} \min_{x \in N(p_i^{(s)})} \|y - x\| \quad (7)$$

式中, $N(p_i^{(s)})$ 和 $N(p_j^{(t)})$ 分别为以 $p_i^{(s)}$ 和 $p_j^{(t)}$ 为中心的邻域点集; N_{Ni} 和 N_{Nj} 则是两者的邻域点数, $K(x)$ 和 $K(y)$ 为点 x 和 y 的高斯曲率。由

上述定义可知, CHD_{ij} 与 EHD_{ij} 数值越大表示点对间相似性越低, 从而导致相似性权重 $w_{\text{sim},ij}$ 越小。然而仅依赖几何相似性对几何显著相异的点对降权, 仍难以完全避免迭代配准陷入局部最优或产生匹配倾斜。因此, 在完成形状一致性筛选后, 本文进一步引入密度补偿权重 $w_{p,ij}$ 以提高高密度的修复区域点对于配准中的权重, 为同时反映源点云与目标点云两侧的点云密度水平, 本文将点对密度定义为两点局部密度的几何均值 Density_{ij} , 其计算方式为

$$\text{Density}_{ij} = \sqrt{\text{Density}_i^{(s)} \text{Density}_j^{(t)}} \quad (8)$$

式中, $\text{Density}_i^{(s)}$ 和 $\text{Density}_j^{(t)}$ 分别为源点云点和目标点云点的局部密度, 基于该定义, 当两侧密度均较高时, Density_{ij} 则同步增大; 反之, 当任一侧密度降低时, 其权重将被相应抑制。进一步地, 为降低极端密度值对权重尺度的影响, 本文对 Density_{ij} 取对数并采用稳健尺度进行归一化, 其中 m_{Density} 是 $\ln \text{Density}_{ij}$ 的中位数, s_{Density} 为由四分位距确定的稳健尺度, 其计算方式为式(9)。

$$s_{\text{Density}} = \frac{\text{IQR}(\ln \text{Density})}{1.349} \quad (9)$$

基于上述定义, 本文以 m_{Density} 为中心并以 s_{Density} 为尺度, 构造密度补偿权重 $w_{p,ij}$, 从而使高密度的修复区域对应点在配准过程中占据更大权重, 其计算公式为式(10)。

$$w_{p,ij} = \frac{1}{1 + \exp\left(-\frac{\ln \text{Density}_{ij} - m_{\text{Density}}}{s_{\text{Density}}}\right)} \quad (10)$$

在提高高密度修复区域对应点对权重后, 仍需约束对应点对的物理方向一致性, 以抑制法向紊乱区域的不可靠对应进入迭代配准过程, 因此本文进一步引入方向一致性权重 $w_{\text{dir},ij}$, 其计算方式如下

$$w_{\text{dir},ij} = e^{-\left(\frac{1 - |n_i^s \cdot n_j^t| \cos \theta}{1 - \cos(m_\theta)}\right)} \quad (11)$$

式中, $w_{\text{dir},ij}$ 为对应点对 (i, j) 的方向一致性权重; n_i^s 和 n_j^t 分别为源点云和目标点云的法向量; θ 为两者夹角; m_θ 为所有对应点对 (i, j) 法向量间夹角 θ_{ij} 的中位数。然而, 即使经过相似性、密度与方向三重约束, 仍可能残留少量误配与离群点。因此, 为对潜在残差异常进行抑制, 本文引入 Huber 型鲁棒权重 $w_{\text{rob},ij}$ 。

$$w_{\text{rob},ij} = \begin{cases} 1, & |u_{ij}| \leq c \\ c / |u_{ij}|, & |u_{ij}| > c \end{cases} \quad (c = 1.345) \quad (12)$$

式中, u_{ij} 为对应点对 (i, j) 标准化法向距离, 由中心化法向距离 $r_{ij} - u$ 与法向距离稳健尺度 s_r 共同确定。

$$u_{ij} = \frac{r_{ij} - u}{s_r} = \frac{r_{ij} - u}{1.4826 \text{MAD}(u_{(s,t)})} \quad (13)$$

综上, GSEM 算法首先基于几何相似性对几何显著相异的对应点对进行大幅降权, 并进一步结合对应点对的局部密度与法向一致性信息, 对高密度修复区域的可靠对应点对进行拾权。在此基础上, 引入鲁棒权重并以加权方差最小作为收敛准则, 最终保证在熔覆形貌突变、法向不一致及离群点干扰等复杂条件下, GSEM 仍能有效抑制局部最优与匹配倾斜, 提升多视角点云全局配准的精度与鲁棒性。

1.2 基于自适应生长的叶片修复区域识别策略

拼接配准后的测量数据被用来进行修复区域识别与定位, 其精度对于后续机器人磨抛与型面恢复至关重要。然而长期服役与再制造热处理引发的扭曲变形会使叶片偏离其原始设计基准, 致使原始模型失效。鉴于此, 本文在基准模型失效状态下提出一种基于特征偏离度自适应生长的修复区域识别策略。

具体而言, 特征偏离度用于度量测点对连续基准表面几何规律的偏离程度, 即通过再制造叶片测点的

多元特征综合判断该点更可能属于基准表面还是再制造修复区域。为避免不规则再制造区对全局拟合的牵引失真,本文首先在小邻域内采用移动最小二乘法(Moving Least Squares, MLS)进行局部二次曲面拟合,随后优先剔除显著异常值并持续在相似点集上迭代执行局部二次MLS直至收敛。最后,在收敛的相似点集上采用双三次B样条重建全局基准曲面。在所构建的基准曲面下,首先计算各测点相对基准的法向距离 d_n ,作为余量的初始度量与点对基准曲面的偏离幅度;然后,在大/小尺度窗口上估计曲率并构造尺度差分特征 $S_k(p)$ 从而刻画局部曲率的尺度变化幅度(式(14));最后,计算法向夹角偏差 $\theta_{dev}(p)$ 从而度量法向一致性程度(式(15))。由此计算所得到的 d_n 、 $S_k(p)$ 与 $\theta_{dev}(p)$ 共同形成三元特征,从而被用于对测点与连续基准表面所进行的一致性判别,并驱动后续自适应生长过程。

$$S_k(p) = |\kappa_s - \kappa_l|, \kappa(\cdot) \approx \frac{2\lambda_{3,(c)}}{\lambda_{1,(c)} + \lambda_{2,(c)} + \lambda_{3,(c)}} \cdot \frac{1}{r^2(\cdot)} \quad (14)$$

$$\theta_{dev}(p) = \arccos(\mathbf{n}(p) \cdot \frac{1}{k} \sum_{q \in \text{Neighbor}(p)} \mathbf{n}(q)) \quad (15)$$

式中, r 为邻域半径; $\mathbf{n}(p)$ 为点 p 的单位法向; $S_k(p)$ 为所设置曲率差分指标; λ_1 、 λ_2 与 λ_3 分别为对应邻域点内点云协方差矩阵的3个特征值; κ_s 与 κ_l 分别为在小/大邻域上近似估计的高斯曲率; $\theta_{dev}(p)$ 为所计算法向夹角偏差; $\mathbf{n}(q)$ 为邻域点的单位法向。

按照上述计算方法获得 d_n 、 $S_k(p)$ 与 $\theta_{dev}(p)$ 三类特征因子后,本文首先在统一标尺下完成特征融合,对三列特征分别进行如式(16)所示的Z-score标准化,并依据式(17)基于变异系数构建自适应权重,最终得到如式(18)所示的单一的特征偏离

度评分 $G(p)$ 。

$$f_1(p) = \frac{f(p) - u_f}{\sigma_f}, f \in \{d_n, S_k, \theta_{dev}\} \quad (16)$$

$$CV_f = \frac{\sigma_f}{|u_f| + \varepsilon}, w_f = \frac{CV_f}{\sum_{f \in \{d, S_k, \theta\}} CV_f} \quad (17)$$

$$G(p) = w_d d_{ln} + w_k S_{1k} + w_\theta \theta_{ldev} \quad (18)$$

式中, $f_1(p)$ 为特征 f 的Z-score标准化值; u_f 为该特征在全体点上的均值; σ_f 为该特征的标准差; CV_f 为特征 f 的变异系数; w_f 为特征 f 的自适应权重; $G(p)$ 为点 p 的综合偏离度评分; d_{ln} 、 S_{1k} 、 θ_{ldev} 分别为3类特征的标准值; w_d 、 w_k 、 w_θ 分别为相应特征的自适应权重。

为保证识别结果由高置信小核心稳健扩展为完整且纯粹的再制造区域,首先对三特征归一化加权得到 $G(p)$,经种子比例敏感性分析后,按 $G(p)$ 降序取前1%为种子集合Seed,从而避免生长过程起初便跨入基体区域。随后按Seed构造双阈值生长准则^[17]:(1)定义强度阈值为Seed综合评分均值的0.8倍;(2)设定法向一致性阈值=0.9(单位法向夹角不超过25°)。仅当两者同时满足时吸收候选点。进一步地,对每个连通簇维护先进先出队列作为“边界前沿”:由Seed初始化队列,逐点出队并检索空间近邻,按双阈值并入与入队;队列耗尽即完成首轮生长。多处高分区域并行扩展可形成多个簇。为进一步明确边界,针对簇的边缘带进行小尺度的自适应二次细化:于统计边缘带所有点到其第一近邻的距离的分位数中取 Q_{25} 与 Q_{50} 分别作为细/粗尺度的基尺,并据此设定 $r_{s,new} = 2Q_{25}$; $r_{l,new} = 4Q_{50}$ 。据此重新估计曲率差分与法向偏差,并沿边界再扩一层以平滑与补缝。最后,采用基于密度的聚类算法(Density-based spatial clustering of applications with noise, DBSCAN)对已生长点进行密

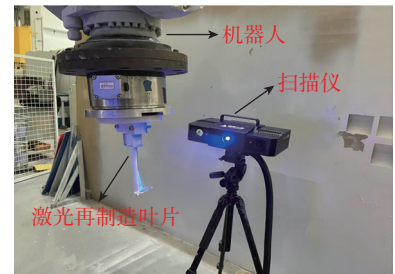
度聚类重组。由此获得几何自洽、物理合理的修复区域,为后续余量计算与加工路径规划提供了可靠依据与基础。

2 基于几何相似性的再制造叶片修复试验与分析

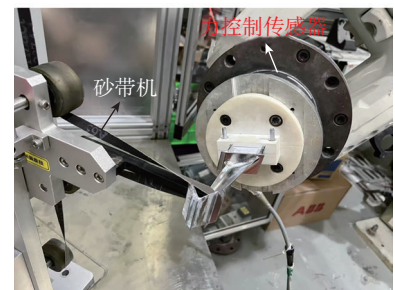
2.1 试验平台搭建

激光再制造叶片机器人“测量-识别-加工”一体化系统如图3所示,系统主体由三维测量(图3(a))与磨抛加工(图3(b))两个子系统组成。前者用于获取再制造叶片的三维点云并完成修复区域识别,后者用于在力约束束下实施砂带磨抛与效果验证,从而形成“测量-识别-加工”的闭环流程。

在图3(a)所示三维测量系统进行试验时,采用工业机器人ABB IRB6700-200/2.6(绝对定位精度0.35 mm、重复定位精度0.05 mm)作为执行主体,末端夹具夹持再制造叶片并将其以合适姿态置于可实现±0.02 mm测量精度的三维扫描仪PowerScan-Pro2.3M视场内。随后对



(a) 再制造叶片三维测量识别



(b) 再制造叶片机器人磨抛

图3 再制造叶片“测量-识别-加工”试验平台

Fig.3 Remanufactured blade measurement-identification-machining test platform

叶片表面进行连续扫描以获取高密度点云,采集到的数据经预处理后开展修复区域识别、余量评估与后续轨迹规划,为加工子系统提供可靠的输入数据。

在图3(a)所示磨抛加工子系统进行加工时,为实现恒力稳定磨抛,在机器人末端集成力传感器ATI Omega160(型号SI-1500-240,分辨率0.5%),结合外径20 mm的磨抛砂轮与3M 784F P120砂带构成磨抛工位。机器人根据测量识别与规划结果控制叶片与砂带/砂轮的相对位姿与进给,实现对修复区域的定量去除与表面整形。试验对象为激光再制造不锈钢叶片,尺寸为55 mm × 31 mm × 174 mm;为保证再制造质量,叶片尖端、主体及边缘区域平均增设1.45 mm激光熔覆层,为后续研磨与效果验证提供充分材料基础。

2.2 配准与拼接试验

为系统地评估本文所提出基于几何相似性原理的配准算法的有效性与精确性,本文基于A、B、C 3组再制造叶片测量点云开展对比试验。所选3组数据均由“眼在手下”测量模式下获取(扫描仪外固定、机器人夹持叶片旋转变姿采集),因此普遍存在遮挡引起的局部缺失与密度不均等共性问题。与此同时,3组数据在再制造叶片的修复特征位置、可见区域组合以及视角间公共区域重叠关系方面具有显著差异:A、B、C 3组试验数据分别包括“叶尖、叶片压力面以及前缘三处熔覆特征同时可见”、“前缘熔覆特征与叶片吸力面可见”以及“叶片后缘、叶尖与叶片压力面两处熔覆特征可见”3种典型视角数据与其相邻视角数据。上述设置能够覆盖再制造修复叶片多视角拼接中典型且困难的可见性组合与重叠工况,从而更充分检验所提算法在熔覆形貌突变、法向不稳定及离群点干扰等复杂条件下的鲁棒性与配准精度。在统一的初始

条件与参数设置下(最高迭代次数设置为2000,迭代收敛阈值设置为 1×10^{-6})^[13-15],将所提方法与多种先进算法进行比较试验,以在上述不同情形下系统考察基于几何相似性原理配准算法的配准精度与鲁棒性,

从而验证与分析其在复杂再制造场景中的适用性。试验结果的定量误差统计与配准可视化对比如表1和图4所示(其中图4色标上限设定为0.30 mm,从而增强小量级误差差异的可视化分辨能力,并进而提高算法

表1 多种算法下3组试验数据的配准误差

Table 1 Matching errors of three sets of experimental data under multiple algorithms

组别	方法	平均法向误差/mm	标准差/mm	均方根误差/mm
A1	ICP ^[9]	0.0842	0.0242	0.0876
A2	VMM ^[14]	0.0523	0.0474	0.0706
A3	GDAA ^[13]	0.0351	0.0273	0.0445
A4	WPMAMV ^[15]	0.0285	0.0290	0.0407
A5	GSEM	0.0184	0.0195	0.0268
B1	ICP ^[9]	0.0646	0.0696	0.0950
B2	VMM ^[14]	0.0377	0.0350	0.0514
B3	GDAA ^[13]	0.0326	0.0302	0.0444
B4	WPMAMV ^[15]	0.0283	0.0304	0.0416
B5	GSEM	0.0186	0.0216	0.0285
C1	ICP ^[9]	0.0639	0.1152	0.1317
C2	VMM ^[14]	0.0453	0.0719	0.0850
C3	GDAA ^[13]	0.0300	0.0355	0.0465
C4	WPMAMV ^[15]	0.0282	0.0320	0.0427
C5	GSEM	0.0161	0.0144	0.0216

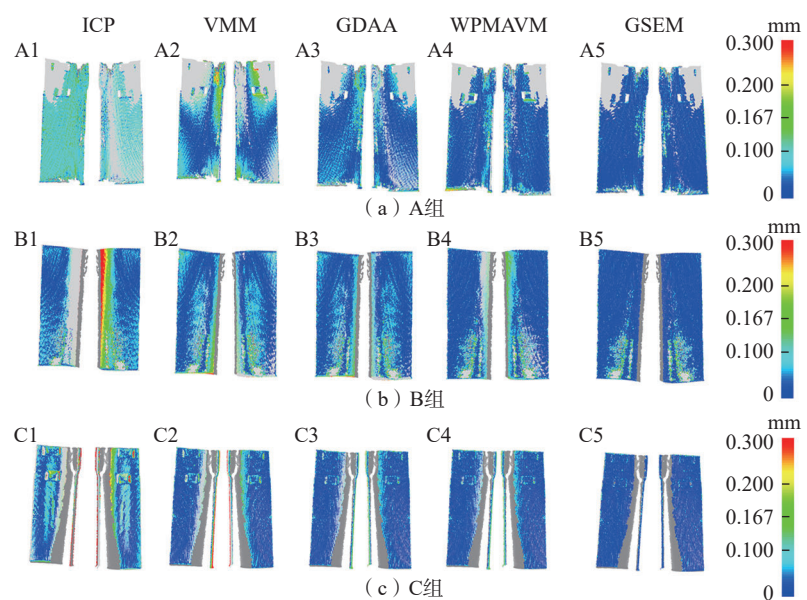


图4 多种算法下3组试验数据的配准示意图

Fig.4 Matching diagram of three sets of experimental data under multiple algorithms

对比的直观性与判读准确性)。

为便于定量比较不同配准算法的精度,本文采用表1中的平均法向误差、标准差与均方根误差作为评价指标。其中,平均法向误差用于衡量法向贴合程度:在互为最近邻对应点对上,以目标点单位法向量为参考,计算点到面残差,并对残差绝对值取均值,以表征整体法向偏离水平。如图4和表1所示,传统ICP算法由于误差计算缺乏约束,易陷入局部最优,在3组试验中平均法向误差最大可达0.0842 mm,而VMM算法能够将方差最小原理添加进迭代与收敛约束中,从而在一定程度上减小异常点对配准结果的影响,尽可能确保配准的稳定性与鲁棒性,可将平均法向误差降低到0.0377 mm。但是由于多视角获取的再制造叶片点云呈显著的密度不均与特征不一致,权重的设置在配准过程中也至关重要:先进的GDAA算法将显著不一致的点剔除出配准过程,在配准开始前便抑制了异常点影响,能够将平均误差控制到0.0300 mm。同时先进的WPMVM算法则赋予正负余量点更低权重,并于迭代收敛过程中融入方差最小思想,从而保证配准能最大程度选择整体最优解,将平均误差降低至0.0282 mm。同样地,特征点的选取对于配准精度的提升也十分

关键,本文所提出GSEM算法能够在大幅降低几何显著相异的点对权重的基础上,将修复区域对应点作为特征点赋予更高权重,并同样结合方差最小原理保证全局最优,最终可将平均误差控制至0.0161 mm,相较于先进算法GDAA与WPMVM在精度上分别提升46.3%与42.9%,能够有效补偿误差累积引起的点云分层偏差,从而验证GSEM算法的有效性与先进性。

2.3 识别与磨抛试验

完成多视角点云的高精度配准拼接后,本文在统一坐标系下获得再制造叶片的完整测量点云,随后基于识别得到的修复区域点云与边界信息进行基准曲面重构,建立用于轨迹生成与余量计算的连续基准表面;并在此基础上结合余量分布开展机器人局部磨抛加工路径规划,使修复区域识别结果能够传递至机器人磨抛加工的执行层面,从而支撑再制造叶片的修复后加工与轮廓形状恢复。其中,再制造叶片修复区域识别与机器人局部轨迹规划效果如图5所示。

如图5所示,所提出基于几何相似性自适应生长的修复区域识别策略能够实现再制造叶片修复区域的精准识别。相较于依赖标称模型差分或单阈值分割的传统方法在原始

设计模型失效状态下易出现误检、边界漂移与收敛迟滞等缺陷,本文基于特征偏离度自适应生长的修复区域识别策略显著提升了准确性与可靠性。首先,在原始模型失效条件下以局部二次MLS在小邻域内聚类相似点集,并以双三次B样条重建全局基准曲面,显著降低早期偏置与方差。然后,在识别过程中结合Z-score标准化与变异系数自适应加权构建综合相似性评分 $G(p)$,通过双阈值策略前期加速锁定高置信核心,后期稳定边界从而规避振荡与过生长。进一步地,针对生长簇的边缘带进行小尺度的自适应二次细化,从而提升边界保真度并消除细小间隙。最终,通过DBSCAN算法对已生长点进行密度聚类重组,由此获得几何自治、物理合理的修复区域,为后续加工路径规划提供了可靠的依据与基础。

同时,受叶片表面增量余量分布不均以及砂带磨抛接触区域呈椭圆形等因素影响,有必要在路径点邻域内评估局部余量,以据此完成工艺参数设定与进给调节。如表2所示,各路径的平均加工余量均约为1.46 mm,相较于机器人砂带磨抛单次约0.1 mm的材料去除水平,路径间余量差异较小,整体分布较为均匀。基于先前方法的力控制策略^[4-5,7-8],

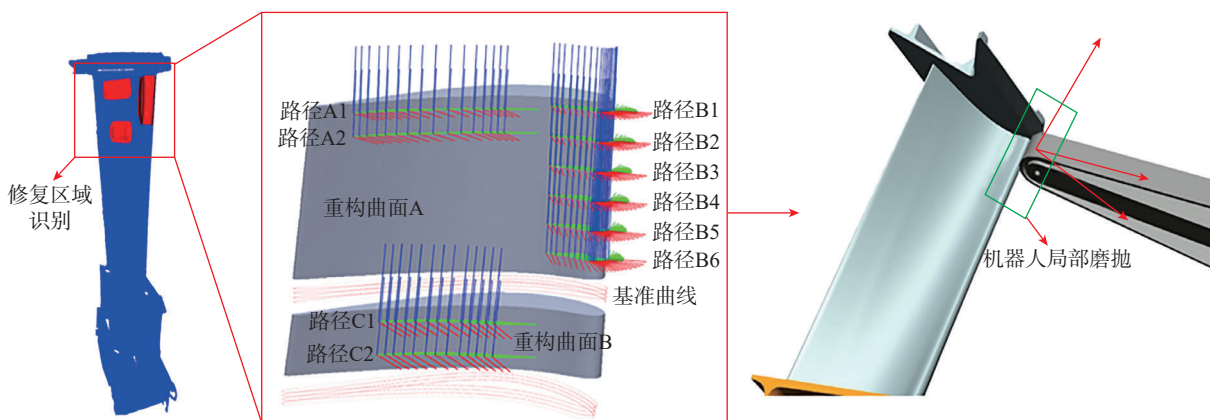


图5 再制造叶片修复区域识别与加工轨迹规划示意图

Fig.5 Schematic diagram of remanufactured blade repair region identification and machining trajectory planning

表 2 机器人磨抛路径的加工余量
Table 2 Machining allowance in robotic grinding paths

路径编号	1	2	3	4	5	6	平均值/mm	标准差/mm
A1	1.37	1.45	1.50	1.51	1.48	1.47	1.46	0.046
A2	1.40	1.45	1.49	1.50	1.47	1.46	1.46	0.032
B1	1.35	1.46	1.52	1.52	1.48	1.47	1.47	0.057
B2	1.38	1.45	1.51	1.51	1.47	1.46	1.46	0.044
B3	1.41	1.46	1.51	1.50	1.48	1.46	1.47	0.033
B4	1.33	1.45	1.51	1.50	1.48	1.46	1.46	0.060
B5	1.39	1.45	1.50	1.50	1.47	1.45	1.46	0.037
B6	1.36	1.44	1.51	1.51	1.48	1.46	1.46	0.051
C1	1.34	1.44	1.51	1.50	1.48	1.47	1.46	0.057
C2	1.42	1.46	1.51	1.49	1.46	1.45	1.46	0.029

本文对叶尖与压力面采用恒定法向力 10 N、进给速度 10 mm/s 的参数进行磨抛；对前缘区域采用恒定法向力 5 N 并配合 40 mm/s 进给速度进行磨抛。对于局部余量高于平均值的路径点，进一步适度降低进给速度以稳定材料去除率并保证表面质量。在上述参数设置与自适应调节策略下，机器人局部磨抛加工路径曲线与磨抛后叶片测量点云间的误差如图 6 所示。

如图 6 所示，基于所提出的修复区域高精度测量与识别结果进行局部磨抛路径规划后，路径截面曲线与测量点之间的平均误差和最大误差均控制在 0.1 mm 以内。同时如图 7 所示，机器人局部磨抛后的再制造叶片修复区域实现了均匀去除，并与周边表面平滑衔接、无缝过渡。上述结果表明，修复区域识别的高精度已有效传递至后续余量计算与加工路径规划，使再制造叶片轮廓恢复的精度要求得到满足，从而有力验证了所提出修复区域测量识别方法的有效性与精确性。

3 结论

针对再制造叶片原始设计模型失效导致的修复区域精准测量与识别难题，提出一种基于几何相似性的

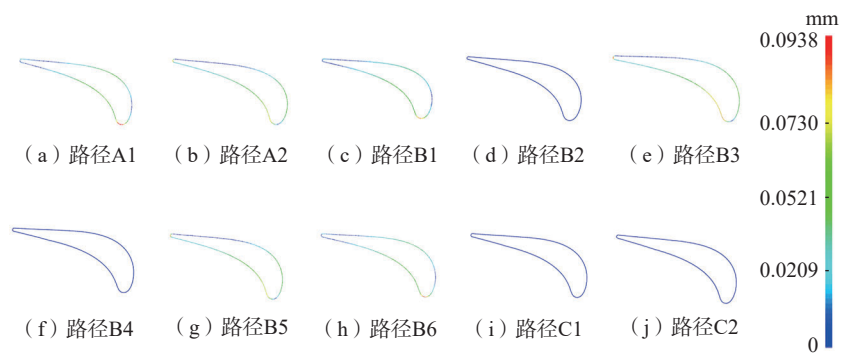


图 6 激光再制造叶片加工路径曲线误差图

Fig.6 Error map of laser remanufactured blade machining path curves

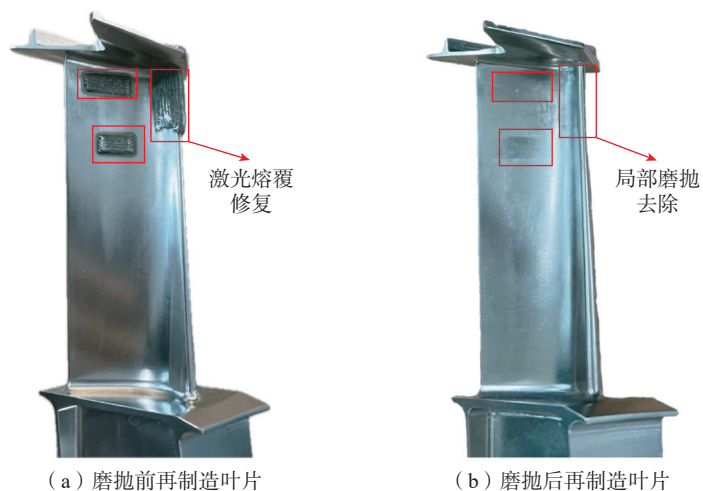


图 7 激光再制造叶片机器人局部磨抛前后对比图

Fig.7 Comparison of the laser remanufactured blade before and after robotic localized grinding

修复区域高精度检测方法，通过研究得到以下结论。

(1) 本文所提出 GSEM 算法在

处理显著的密度不均与特征不一致数据时，能最大程度上获取整体最优解从而有效补偿机器人运动学误差

累积引起的点云分层偏差,可将平均法向误差降低至 0.0161 mm。相较于先进算法 GDAA 与 WPMVM,精度分别提升了 46.3% 与 42.9%。

(2) 在原始设计模型失效状态下,所提出基于几何相似性自适应生长的修复区域识别策略能够精准识别修复区域并明确边界,无需数据标注与训练,为后续机器人磨抛与型面恢复奠定坚实基础。

(3) 本文基于识别结果引导机器人对修复区域进行磨抛,实现了机器人“测量-识别-加工”一体化自适应修复。该全流程一体化系统将加速叶片修复与再制造技术向智能化、高效化方向发展。

参考文献

- [1] 李子帆,蔡振华,刘琦,等. TC17 钛合金激光熔覆熔池实时监测算法研究[J]. 航空制造技术, 2024, 67(4): 110-117.
- LI Zifan, CAI Zhenhua, LIU Qi, et al. Research on real-time monitoring algorithm of TC17 titanium alloy laser cladding melting pool[J]. Aeronautical Manufacturing Technology, 2024, 67(4): 110-117.
- [2] 陈振林,陈志同,朱正清,等. 基于逆向工程的航空发动机叶片再制造修复方法研究[J]. 航空制造技术, 2020, 63(23/24): 80-86, 93.
- CHEN Zhenlin, CHEN Zhitong, ZHU Zhengqing, et al. Research on remanufacturing and repairing method of aero-engine blade based on reverse engineering[J]. Aeronautical Manufacturing Technology, 2020, 63(23/24): 80-86, 93.
- [3] 李鹏伟,戴士杰,张文华,等. 航发叶片机器人磨削颤振检测方法[J]. 航空制造技术, 2024, 67(6): 109-115.
- LI Pengwei, DAI Shijie, ZHANG Wenhua, et al. Method of chatter detection for robotic grinding of aero-engine blades[J]. Aeronautical Manufacturing Technology, 2024, 67(6): 109-115.
- [4] 朱大虎,徐小虎,蒋诚,等. 复杂叶片机器人磨抛加工工艺技术研究进展[J]. 航空学报, 2021, 42(10): 1-23.
- ZHU Dahu, XU Xiaohu, JIANG Cheng, et al. Research progress in robotic grinding technology for complex blades[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2021, 42(10): 1-23.
- [5] TIAN D Z, ZHUANG K J, ZHU D H. A technology framework for robotic profiling of blade edges based on model reconstruction and trajectory replanning[J]. Journal of Manufacturing Processes, 2023, 94: 214-227.
- [6] WU H, TIAN D Z, ZHANG Y, et al. An errors-unidentified hand-eye calibration method via robot relocalization and iterative combinatorial refinement[J]. Measurement, 2024, 226: 114170.
- [7] TIAN D Z, WU H, ZHANG Y, et al. An optimal reference iteration-based surface reconstruction framework for robotic grinding of additively repaired blade with local deformation[J]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2024, 88: 102737.
- [8] LV Y J, PENG Z, QU C, et al. An adaptive trajectory planning algorithm for robotic belt grinding of blade leading and trailing edges based on material removal profile model[J]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2020, 66: 101987.
- [9] 许志勇,张云,王亚平. 基于测量点云的涡轮叶片配准定位算法应用研究[J]. 航空制造技术, 2023, 66(4): 84-89.
- XU Zhiyong, ZHANG Yun, WANG Yaping. Application of turbine blade registration algorithm based on measurement point cloud[J]. Aeronautical Manufacturing Technology, 2023, 66(4): 84-89.
- [10] SERVOS J, WASLANDER S L. Multi-Channel Generalized-ICP: A robust framework for multi-channel scan registration[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2017, 87: 247-257.
- [11] ANDERSON J D, RAETTIG R M, LARSON J, et al. Delaunay walk for fast nearest neighbor: Accelerating correspondence matching for ICP[J]. Machine Vision and Applications, 2022, 33(2): 31.
- [12] YANG J L, LI H D, CAMPBELL D, et al. Go-ICP: A globally optimal solution to 3D ICP point-set registration[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2016, 38(11): 2241-2254.
- [13] GHORBANI H, KHAMENEIFAR F. Scan-to-CAD alignment of damaged airfoil blade point clouds through geometric dissimilarity assessment[J]. Procedia CIRP, 2022, 112: 585-589.
- [14] XIE H, LI W L, YIN Z P, et al. Variance-minimization iterative matching method for free-form surfaces: Part I: Theory and method[J]. IEEE Transactions on Automation Science and Engineering, 2019, 16(3): 1181-1191.
- [15] LV R, LIU H D, WANG Z J, et al. WPMVM: Weighted plus-and-minus allowance variance minimization algorithm for solving matching distortion[J]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2022, 76: 102320.
- [16] XU H Y, WANG B H, ZHU Y Q, et al. Quantitative identification of crack damage in composite offshore wind turbine blades considering environmental aging[J]. Measurement, 2025, 251: 117248.
- [17] GHORBANI H, KHAMENEIFAR F. Construction of damage-free digital twin of damaged aero-engine blades for repair volume generation in remanufacturing[J]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2022, 77: 102335.
- [18] ZHANG X C, LI W, LIU F. Damage detection and reconstruction algorithm in repairing compressor blade by direct metal deposition[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2018, 95(5): 2393-2404.
- [19] 卓义民,陈远航,杨春利. 航空发动机叶片焊接修复技术的研究现状及展望[J]. 航空制造技术, 2021, 64(8): 22-28.
- ZHUO Yimin, CHEN Yuanhang, YANG Chunli. Research status and prospect of welding repair technology for aero-engine blades[J]. Aeronautical Manufacturing Technology, 2021, 64(8): 22-28.
- [20] ZHAO J L, YANG Z H, CHEN Q P, et al. Real-time detection of powder bed defects in laser powder bed fusion using deep learning on 3D point clouds[J]. Virtual and Physical Prototyping, 2025, 20(1): e2449171.
- [21] LEE E T, FAN Z Y, SENCER B. A new approach to detect surface defects from 3D point cloud data with surface normal Gabor filter (SNGF)[J]. Journal of Manufacturing Processes, 2023, 92: 196-205.
- [22] MEI R S, CONWAY C H, BIMROSE M V, et al. Deep learning of 3D point clouds for detecting geometric defects in gears[J]. Manufacturing Letters, 2024, 41: 1324-1333.

Repair Region Precise Detection in Remanufactured Blade Based on Geometric Similarity

TIAN Dazhuang^{1,2}, XING Wenhao^{2,3}, LIU Hongdi^{2,3}, ZHUANG Kejia¹, ZHU Dahu^{2,3}

(1. Hubei Key Laboratory of Digital Manufacturing, Wuhan University of Technology, Wuhan 430070, China;

2. State Key Laboratory of Light Superalloys, Wuhan University of Technology, Wuhan 430070, China;

3. Hubei Key Laboratory of Advanced Technology for Automotive Components, Wuhan University of Technology, Wuhan 430070, China)

[ABSTRACT] Blade remanufacturing repair is a process maintenance approach prioritizing reliability, effectively extending blade service life and representing cutting-edge technology in aeroengine manufacturing. Addressing the challenge of precise measurement and identification of repair regions caused by failure of the original design model in remanufactured blade, this paper proposes a high-precision detection method for repair regions based on geometric similarity. First, a Geometric similarity-enabled matching (GSEM) algorithm compensates for point cloud stratification errors caused by accumulated robotic kinematic errors, enabling high-precision blade measurement and stitching. Next, under the failed original design model, an adaptive growth strategy incorporating feature deviation achieves precise identification of the repair area on the remanufactured blade. Finally, the robot is guided to perform precise localized grinding, achieving integrated adaptive repair of remanufactured blade through a “measure-identify-machine” workflow. Experimental validation using laser-remanufactured blade demonstrates that the GSEM algorithm exhibits strong robustness and high accuracy under disturbances such as abrupt changes in cladding morphology and inconsistent normal vectors, with an average error of only 0.016 mm. This represents accuracy improvements of 46.3% and 42.9% over existing advanced methods GDAA and WPMVM. Post-robotic grinding, blade surface profile errors fell below 0.01 mm, validating the proposed method's ability to significantly enhance the adaptive repair precision of remanufactured blade.

Keywords: Repair region detection; Remanufactured blade; Geometric similarity; Localized grinding and polishing;

Robotic adaptive repair

(责编 晓月)