

引文格式:朱大虎,张洪友,周枝雷,等.基于双边加权方差最小化的再制造叶片鲁棒点云配准[J].航空制造技术,2026,69(16):26010001.

ZHU Dahu, ZHANG Hongyou, ZHOU Zhilei, et al. Robust point cloud registration for remanufactured blades based on bilateral weighted variance minimization[J]. Aeronautical Manufacturing Technology, 2026, 69(16): 26010001.

基于双边加权方差最小化的再制造叶片鲁棒点云配准

朱大虎^{1,2},张洪友^{1,2},周枝雷^{1,2},王 静^{1,2},丁 涛^{1,2}

(1. 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;

2. 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] 模型点云与测量点云的配准是实现再制造叶片精确定位与加工余量计算的重要手段。针对现有精配准算法因鲁棒性不足,难以应对增材余量造成的几何偏差,从而引发配准倾斜的问题,提出一种基于双边加权方差最小化(Bilateral weighted variance minimization, BWVM)原理的鲁棒点云配准新算法。首先,基于点对全方差类别差异及点对相对法向距离,分别建立差异特征截断权重与异常距离抑制权重。然后,将二者相乘作为目标函数的权重系数,形成兼顾点对局部特征一致性与距离约束的双边加权模式。其中,差异特征截断权重将修复区异常点从目标函数的优化过程中剔除,再通过异常距离抑制权重对剩余点中由测量噪声等因素形成的弱特征异常点等进行二次抑制,从而进一步提升算法的鲁棒性。最后,消融试验验证了所提算法的异常点识别能力。实测点云配准结果表明,BWVM算法的平均配准误差为0.154 mm,相较于方差最小化(VMM)、加权正负余量方差最小化(WPMVAM)和快速且鲁棒的ICP算法(FRICP)等先进算法分别降低28.7%、29.4%和10.5%,能够有效实现再制造叶片点云的精确配准。

关键词: 点云配准; 双边加权方差最小化(BWAM); 再制造叶片; 配准倾斜; 机器人视觉测量

中图分类号: V263; TP24

文献标志码: A

DOI: 10.16080/j.issn1671-833x.26010001



朱大虎

教授,博士生导师,研究方向为视觉测量与机器人加工技术。

三维视觉引导的机器人测量-加工一体化闭环制造模式已成为智能制造领域的重要发展方向,为航空航天领域复杂构件的精密、高效与柔性制造提供了有效解决方案^[1-2]。其中,点云配准作为实现机器人精确定位^[3]、余量感知^[4]和高效作业^[5]的关键环节,其配准精度决定了工件的加工质量。该技术的测量原理在于将工件的测量点云与CAD设计模型进行位姿对齐,在定位的同时对比几何差异以计算加工余量。然而,对于航空发动机激光再制造叶片的局部磨抛作业,

叶片损伤部位经激光熔覆后通常存在着亚毫米级甚至毫米级的增材余量,这会导致配准倾斜,进而影响定位及余量计算精度。此外,测量噪声、点云密度不均、结构偏差等共性因素也会进一步削弱配准的稳健性。

目前,国内外学者在点云配准算法领域取得了大量研究成果,算法一般包含对应关系搜索与变换估计两个核心步骤。根据算法是否需要迭代计算,可将其划分为非迭代类与迭代类。

非迭代类配准算法通过特征描述符建立初始对应关系,再对空间变

收稿日期: 2026-01-04; 退修日期: 2026-01-18; 录用日期: 2026-02-02

基金项目: 国家自然科学基金面上项目(52375509)

通信作者: 丁涛,博士研究生,研究方向为测量-加工一体化。

换进行估计。以快速点特征直方图 (FPFH) 为代表的特征描述符^[6-9]凭借编码关键点的局部微分几何属性,生成具备旋转不变性的特征向量,可以减少叶片修复区异常点形成的错误匹配点对数量。然而,针对叶片表面光滑、特征不显著区域,特征描述符区分能力不足,导致误匹配增多。因此,国内外学者相继提出多种鲁棒估计算法^[10-12],例如,截断最小二乘估计与半定松弛算法 (TEASER)^[12]通过截断最小二乘模型对残差大于预设阈值的点进行截断处理,有效降低了误匹配点对的干扰。但非迭代类方法缺乏误差修正机制,一次计算的方法对修复区增材余量仍十分敏感,难以满足高精度测量的要求。

迭代类点云配准算法通过交替进行最近点搜索与位姿优化,迭代计算配准矩阵。迭代最近点 (ICP) 算法^[13]最早用于解决自由曲面配准难题,其简单有效的算法结构使 ICP 及其变体^[14-16]得以广泛运用。然而,上述算法面对存在结构偏差点云时,会出现明显的匹配倾斜。因此,许多研究采用鲁棒目标函数取代传统最小二乘目标^[17-20]。例如,快速且鲁棒的 ICP 算法 (FRICP)^[18]引入 Welsch 函数作为更高效的鲁棒误差度量,并引入 Anderson 加速技术,在保持鲁棒性的同时,显著提升了计算效率。除 ICP 及其变体外, Xie 等^[21]在国际上最早提出方差

最小化 (VMM) 的匹配原理,解决了由点云分布不均等测量缺陷引起的迭代匹配失真难题。在此基础上, Lü 等^[22]提出了加权正负余量方差最小化 (WPMVAM) 算法,引入正负距离权重抑制异常分布点,提升了 VMM 对余量不均点的抗干扰性能。然而,该算法的权重模型仍存在明显局限性:一方面,单一距离加权机制难以实现对修复区域内大量异常点的全面抑制,尤其是对修复区域边缘存在的微小偏移点效果有限;另一方面,权重构建机制对点云初始位姿偏差敏感,易陷入局部最优解。

因此,为解决再制造叶片配准难题,本文提出了双边加权方差最小化 (Bilateral weighted variance minimization, BWVM) 算法,建立了一种结合点云特征与相对位置关系的双边加权模式,旨在实现配准过程中对强特征的增材点云与弱特征的噪声点云进行双重抑制,从而提高再制造叶片的配准精度。

1 算法原理

如图 1 所示, BWVM 算法的具体流程:在预处理阶段采用 KD-tree 建立最近邻点对集合 $C_{\text{initial}} = \{c_i\}_{i=1}^n$, 其中 $c_i = (p_i, q_j)$, 同时采用主成分分析法 (PCA) 估算设计模型点云法向量 $N = \{n_i\}_{i=1}^m$ 。接着,构建差异特征截断权重 w_f 与异常距离抑制权重

w_d , 分别抑制不同类型异常测点。前者由点对在全方差分类模型中的差异确定,后者根据点对相对法向距离确定。最后,将两权重相乘并施加到目标函数中,能够在迭代过程中有效抑制增材修复带来的强、弱特征异常点云,通过高斯牛顿法迭代求解以快速得到最优变换矢量。

1.1 鲁棒权重函数构建

点对集合 $C_{\text{initial}} = \{c_i\}_{i=1}^n$ 中存在着因增材余量、测量噪声及结构偏差造成的异常配对,这些异常点对会主导目标函数的优化求解,使得配准陷入局部最优解,甚至匹配失真。本节分别从点对局部几何特征一致性与异常距离约束出发,设计了差异特征截断权重和异常距离抑制权重,以实现异常点的高效识别和抑制。

1.1.1 差异特征截断权重

首先,引入点云全方差 O_x 指标^[23]以刻画目标点邻域的几何特征,计算公式为

$$O_x = \sqrt[3]{\lambda_1 \lambda_2 \lambda_3} \quad (1)$$

式中, λ_1 、 λ_2 和 λ_3 为点云中各点的协方差矩阵特征值。

结合图 2 (a) 所示的实际再制造叶片及其 CAD 设计模型,绘制再制造叶片测量点云及模型点云的全方差分布,如图 2 (b) 所示。可以看出, O_x 的值与叶片点云的局部几何结构存在映射关系:光滑曲面区域的 O_x 较低,修复区及曲率较大的前

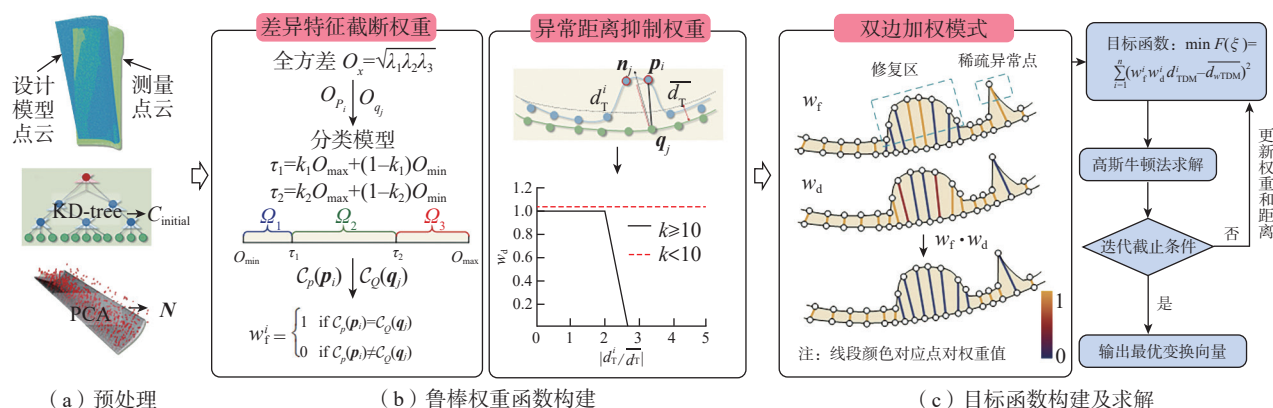


图 1 BWVM 算法流程图

Fig.1 BWVM algorithm flowchart

缘区域的 O_x 处于中等水平,而在后缘尖锐边缘区域的 O_x 显著增大。因此,本文根据全方差特征差异,将点云划分为以下 3 个区域:

(1) 低全方差区域: $\Omega_1 = \{x_i | O_{x_i} < \tau_1\}$;

(2) 中全方差区域: $\Omega_2 = \{x_i | \tau_1 \leq O_{x_i} < \tau_2\}$;

(3) 高全方差区域: $\Omega_3 = \{x_i | \tau_2 \leq O_{x_i}\}$ 。

式中, x_i 表示点云中第 i 个点; O_{x_i} 表示 x_i 所对应的全方差值; τ_1 、 τ_2 为分类阈值,根据全方差相对值确定,即

$$\begin{aligned} \tau_1 &= k_1 O_{\max} + (1 - k_1) O_{\min} \\ \tau_2 &= k_2 O_{\max} + (1 - k_2) O_{\min} \end{aligned} \quad (2)$$

式中, $O_{\max}$ 与 $O_{\min}$ 分别为点云全方差的最大值与最小值; k_1, k_2 为调节因子且 $k_1, k_2 \in (0, 1)$ 。经多组试验验证,当 $k_1 = 0.15$, $k_2 = 0.60$ 时,区域划分与匹配效果最优,由于 τ_1 、 τ_2 是由 $O_{\max}$ 与 $O_{\min}$ 控制的相对值,故该取值能有效应对各种形状叶片。

基于上述方案对测量点云及模型点云进行划分,结果如图 2 (c) 所示。当测点与设计模型上最近邻点的全方差类别存在差异时,存在两种情况,如图 3 所示。一种情况是修复区经激光熔覆后形貌突变导致的异常点;另一种情况是初始位姿偏差导致的伪近邻匹配。因此,根据各点全方差分类差异构建截断式权重 w_f^i ,可以在计算中剔除上述两种异常对应关系,具体定义为

$$w_f^i = \begin{cases} 1 & \text{if } C(p_i) = C(q_j) \\ 0 & \text{if } C(p_i) \neq C(q_j) \end{cases} \quad (3)$$

式中, $C(p_i)$ 与 $C(q_j)$ 分别表示测点 p_i 及其在设计模型中的最近邻点 q_j 的全方差区域类别。

1.1.2 异常距离抑制权重

测量噪声及部分结构偏差难以显著改变测点的局部几何特征。同时,由于叶片前缘曲率较大,其与对应区域增材余量点间无明显的全方差差异,难以触发 w_f^i 的截断机制,从而影响迭代后期的收敛性能。因此,提出了一种异常距离抑制权重 w_d^i 作为补充约束,表达式为

$$w_d^i = \begin{cases} 1 & (|d_T^i - \bar{d}_T| \leq \bar{d}_T | \cap k \geq \beta) \cup (k < \beta) \\ -2 \ln \left(\left| \frac{d_T^i - \bar{d}_T}{\bar{d}_T} \right| \right) + 1 & |d_T^i - \bar{d}_T|_{w_d=0} \geq |d_T^i - \bar{d}_T| | \cap k \geq \beta \\ 0 & |d_T^i / \bar{d}_T| > |d_T^i / \bar{d}_T|_{w_d=0} \cap k \geq \beta \end{cases} \quad (4)$$

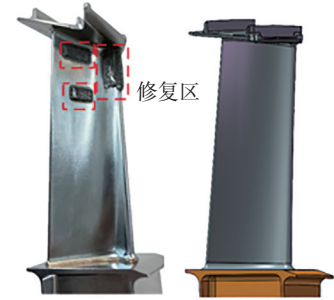
式中, d_T^i 为测点 p_i 与设计模型最近邻点 q_j 的法向距离; $\bar{d}_T = \sum_{i=1}^n d_T^i / n$ 表示测点的平均法向距离; k 为点云配准迭代次数; $|d_T^i - \bar{d}_T|$ 表示测点残差与平均法向距离的差值,该值越大,测点为异常点的概率越高; $|d_T^i - \bar{d}_T|_{w_d=0}$ 表示函数零点时的相对残差。值得注意的是, β 是用于区分配准阶段的正整数阈值,在配准初期 ($k < \beta$),点云位姿存在较大偏差,部分正常测点的残差也会显著偏离平均值,此时将 w_d^i 恒定为 1,旨在保留有效测点信息,以提升配准速度及稳定性。在配准后期 ($k \geq \beta$),权重将随偏离程度 $|d_T^i - \bar{d}_T|$ 的增加而递减至 0,有效抑制异常点对配准的干扰。经试验验证,再制造叶片点云中取 $\beta = 10$,权重 w_d^i 具备最优的异常点抑制能力。

1.2 目标函数构建与求解

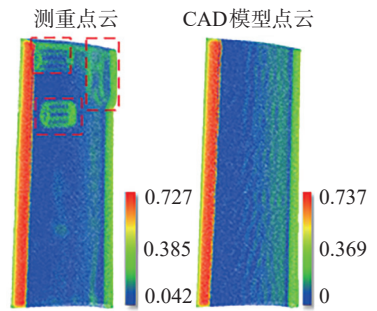
为实现对修复区材料冗余异常点、弱特征结构偏差点及测量噪声点的全面抑制,本研究将差异特征截断权重 w_f^i 与异常距离抑制权重 w_d^i 相乘,形成了一种递进抑制的双边加权模式,并将其融入距离方差最小化框架中,目标函数为

$$\min F(\xi) = \sum_{i=1}^n (w_f^i w_d^i d_{TDM}^i - \overline{d_{wTDM}})^2 \quad (5)$$

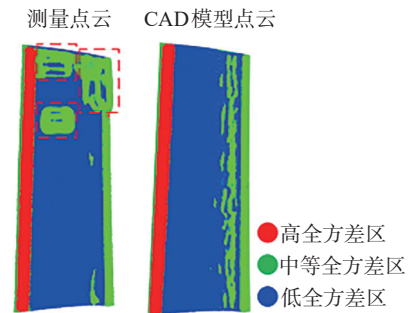
其中, $\xi = [t^T \ \omega^T]^T$ 为位姿变换矢量,该矢量由平移向量 $t \in \mathbb{R}^3$ 与旋转向量 $\omega \in \mathbb{R}^3$ 组成; $d_{TDM}^i = (p_i + \omega \times p_i + t - q_j)^T n_j$ 表示测点 p_i 经单步变换后与设计模型最近邻点 q_j 的法向距离; $\overline{d_{wTDM}} = \sum_{i=1}^n w_f^i w_d^i d_{TDM}^i / \sum_{i=1}^n w_f^i w_d^i$ 为测点单步变换后到最近点处的平均法向距离。在目标函数中,首先,通过权重 w_f^i 将几何特征差异较大的点



(a) 叶片实物及CAD模型



(b) 叶身全方差分布图



(c) 基于全方差的叶身分类图

图 2 差异特征分类原理

Fig.2 Classification principle of differential features

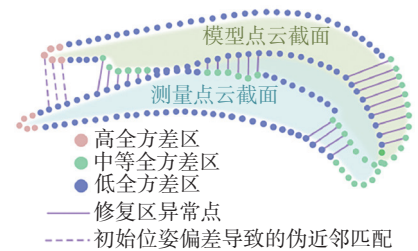


图 3 异常对应关系识别示意图

Fig.3 Schematic diagram of anomalous correspondence identification

对赋予权重 0, 以剔除特征异常点, 再通过异常距离抑制权重对剩余点对进行处理, 相对法向距离较大的点对将被施加较小权重, 以降低其对函数优化过程中的贡献, 弥补 w_f 面对测量噪声与弱特征异常点时的局限性。其次, 双边加权对目标函数异常点的稀疏作用, 会造成点云密度分布不均, 以加权方差距离最小化^[21]为优化目标可以解决配准向点云密集区域倾斜的问题。相比先分割再配准策略的分割精度易受测量噪声、扫描视角及参数设置影响, 并且在处理形态与位置多变的修复区域时泛化性能不足, 一旦发生欠分割, 算法将因错误地保留异常点云特征而削弱有效几何约束, 进而影响配准稳定性。所提算法配准过程中动态调整权重以抑制修复区域异常点, 构建了一种端到端的配准框架, 无需对修复区域进行显式分割。结合特征一致性和距离约束的权重模型, 对于修复区域分布范围较大、形态不规则或边界模糊的场景具有更好的适应性。

接下来, 对式(5)中所建立的目标函数进行推导和简化, 以进一步求解变换矢量 ξ 。首先, 将法向距离 d_{TDM}^i 进一步写作为

$$d_{TDM}^i = (p_i + \omega \times p_i + t - q_j)^T n_j = (p_i - q_j)^T n_j + \begin{bmatrix} n_j \\ p_i \times n_j \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} t \\ \omega \end{bmatrix} = d_T^i + S_i \xi \quad (6)$$

式中, $S_i = [n_j^T (p_i \times n_j)^T]^T$ 是一个 1×6 的向量。由此, 可将加权法向距离均值 $\overline{d_{wTDM}}$ 写作为

$$\overline{d_{wTDM}} = \frac{\sum_{i=1}^n w_f^i w_d^i d_{TDM}^i}{\sum_{i=1}^n w_f^i w_d^i} = \frac{\sum_{i=1}^n w_f^i w_d^i d_T^i}{\sum_{i=1}^n w_f^i w_d^i} + \frac{\sum_{i=1}^n w_f^i w_d^i S_i \xi}{\sum_{i=1}^n w_f^i w_d^i} = \overline{d_{wT}} + \overline{S} \xi \quad (7)$$

式中, $\overline{d_{wT}} = \sum_{i=1}^n w_f^i w_d^i d_T^i / \sum_{i=1}^n w_f^i w_d^i$, $\overline{S} = \sum_{i=1}^n w_f^i w_d^i S_i / \sum_{i=1}^n w_f^i w_d^i$ 。

将式(6)和(7)代入目标函数中, 进一步简化得

$$F(\xi) = \sum_{i=1}^n \|w_f^i w_d^i d_{TDM}^i - \overline{d_{wTDM}}\|^2 = \sum_{i=1}^n (w_f^i w_d^i d_{TDM}^i)^2 - 2(\overline{d_{wTDM}})^2 \sum_{i=1}^n w_f^i w_d^i + \sum_{i=1}^n (\overline{d_{wTDM}})^2 = \sum_{i=1}^n (w_f^i w_d^i d_{TDM}^i)^2 - (2 \sum_{i=1}^n w_f^i w_d^i - n) \overline{d_{wTDM}}^2 = \sum_{i=1}^n (w_f^i w_d^i)^2 d_T^i + S_i \xi^2 - (2 \sum_{i=1}^n w_f^i w_d^i - n) (\overline{d_{wT}} + \overline{S} \xi)^2 \quad (8)$$

在点云配准过程中, 每次迭代后都会更新源点云的位姿。因此, 初始转换向量可以设定为 $\xi = 0_{6 \times 1}$, 基于非线性优化理论, 采用高斯-牛顿法对转换矢量 ξ 求解, 即

$$\xi = (\nabla^2 F(\xi))^{-1} \nabla F(\xi) = - \left(\sum_{i=1}^n (w_f^i w_d^i)^2 S_i^T S_i - \left(2 \sum_{i=1}^n (w_f^i w_d^i - n) \overline{S}^T \overline{S} \right)^{-1} \times \left(\sum_{i=1}^n (w_f^i w_d^i)^2 d_T^i S_i - \left(2 \sum_{i=1}^n (w_f^i w_d^i - n) \overline{d_{wT}} \overline{S} \right)^T \right) \right) \quad (9)$$

式中, $\nabla^2 F(\xi)$ 为 $F(\xi)$ 的海森矩阵; $\nabla F(\xi)$ 为 $F(\xi)$ 的梯度矩阵。进一步计算 ξ 的指数映射可得到位姿转换矩阵, 重复式(6)~(9)即可迭代求解最优转换矩阵。

2 试验及结果分析

本研究通过 3 组试验评估所提配准方法的性能。首先, 基于叶片生成点云设计消融试验, 验证双边加权模式在再制造叶片配准中的有效性与必要性; 其次, 通过叶片生成点云模拟密度分布不均、不同缺陷分布, 以及不同预留厚度的增材余量进行配准性能测试, 以评估所提方法的鲁棒性; 最后, 结合实际采集的再制造叶片点云数据, 在真实工业场景中验证本算法相较于现有算法的性能优势与工程适用性。

2.1 试验设置

(1) 数据获取。为获取再制造叶片的点云数据, 建立了图 4 所示的三维扫描系统。以 304 不锈钢再制造叶片为试验对象。鉴于叶尖、叶缘和叶盆等关键部位在服役过程中长期承受高温腐蚀、气流冲击及高周动载荷作用, 易产生应力集中与磨蚀损伤, 并导致局部失效。因此, 本研究针对上述易损伤部位对叶片实施了激光熔覆修复。在扫描过程中, 将叶片通过专用工件夹具固定于 ABB IRB6700-200/2.6 工业机器人末端(绝对/重复/轨迹定位精度: 0.35 mm/0.05 mm/0.05 mm), 采用 PowerScan-Pro-2.3M 蓝光扫描仪(精度 ± 0.02 mm)以“眼在手外”的方式进行测量。机器人按计算机预先规划的扫描路径运动, 完成多视角点云的采集与自动拼接。最终获取的

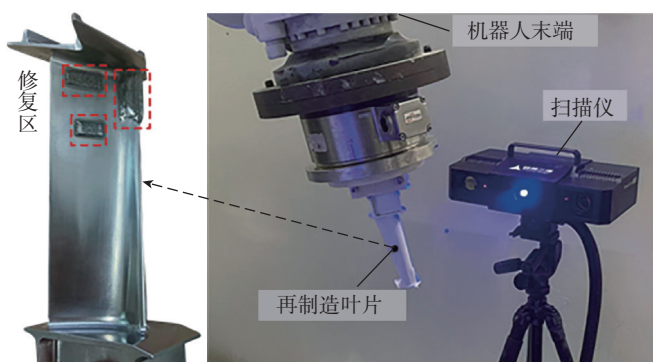


图 4 再制造叶片测量点云数据采集

Fig.4 Point cloud data acquisition of remanufactured blades

点云数量约为 38.8 万点,其三维包围盒尺寸约为 $109.1 \text{ mm} \times 29.6 \text{ mm} \times 46.6 \text{ mm}$ 。

(2) 评价指标。为评估不同加权模式对异常点云的识别能力,提出以异常点召回率作为评价指标,定义为

$$P_{\text{recall}} = \frac{n(A_a \cap A_f)}{n(A_a)} \quad (10)$$

式中, A_a 为实际异常点的集合; A_f 为加权机制识别为异常点(即权重值不为 1)的点集; $n(\cdot)$ 为集合元素个数。召回率 P_{recall} 越高,表明算法对异常点的识别能力越强。

此外,本文引入了 3 项误差评估指标,计算公式为

$$\begin{cases} D = \frac{\sum_{i=1}^n \sqrt{(p_i - q_j)^2}}{n} \\ D_r = \frac{\sum_{i=1}^{n_1} \sqrt{(p'_i - q_j)^2}}{n_1} \\ \text{RMSE} = \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^n (p_i - q_j)^2}}{n} \end{cases} \quad (11)$$

式中, D 为所有测点到模型最近点的距离均值,反映整体匹配误差; D_r 为去除修复区测点后剩余点云 p'_i 到模型最近点的平均距离; n_1 为剩余点云数量,反映配准结果用于余量估计的准确性; RMSE 为测量点云到模型最近点的均方根误差。

2.2 消融试验

为验证双边加权模式的有效性,将该模式分别与两种简化加权方案进行异常点识别性能比较:一是仅使用差异特征截断权重,即令式(5)中的 w_d 恒定为 1;二是仅使用异常距离抑制权重,即令式(5)中的 w_r 恒定为 1。基于上述 3 种不同加权方案的算法,分别对图 5(a)所示的再制造叶片点云开展配准测试,统一设定迭代次数为 30 次,各算法的异常点最终识别

结果如图 5(b)~(d)所示。其中,蓝色代表正常测点,绿色代表可识别异常点,红色代表未识别异常点。

试验结果表明,仅采用差异特征截断权重时,叶片修复区异常点召回率仅为 62.9%。这是因为叶片前缘区域曲率变化较大,导致该区域与设计模型对应区域的全方差差异较小,特征权重对该区域识别能力较弱;若仅采用异常距离抑制权重,召回率虽提升至 83.4%,但在距离偏差较小的修复区域边缘依然存在权重失效的问题。相比之下,双边加权模式将异常点召回率提升至 97.9%,较单一特征权重与单一距离权重分别提升 35.0% 和 14.5%,有效弥补了单一权重的局限性,能够同时应对曲率变化剧烈区域与微小偏差区域的异常点识别挑战,为后续精确配准奠定基础。

2.3 性能测试

2.3.1 生成点云鲁棒性测试

首先,采用图 6 所示的 3 个叶片点云进行配准测试,以验证算法对密度不均叶片点云的鲁棒性。其中图 6(a)的密度分布均匀;在此基础上,分别对叶片下半部分区域和左半部分区域进行随机降采样,采样率设置为 50%(图 6(b))和 30%(图 6(c)),其余区域保持原始点密度。设置最大迭代次数为 30 次。表 1 列出了 BWVM 算法在不同采样率下的平均配准误差,所提算法以加权距离方差最小化为优化目标,在不同采样率下,其误差指标 D 和 RMSE 的数量级维持在 10^{-5} mm 及以下,能够有效抑制因点云密度差异较大而出现匹配倾斜问题。

其次,采用图 7 所示的 3 组局部叶片生成点云进行鲁棒性综合评估,3 组点云具有不同异常点占比与缺陷位置分布,分别命名为样本 a、b、c。

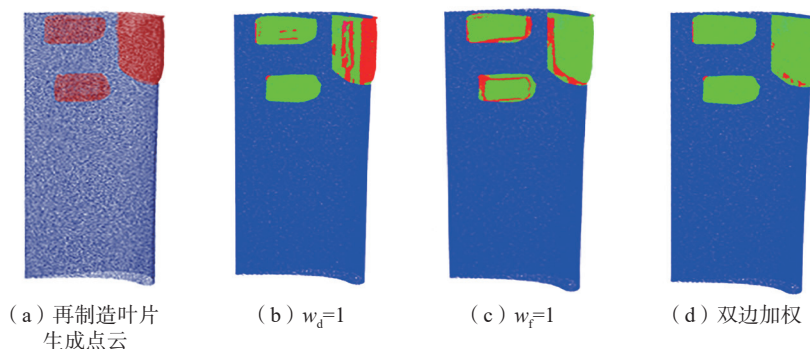


图 5 消融试验结果

Fig.5 Results of the ablation experiment

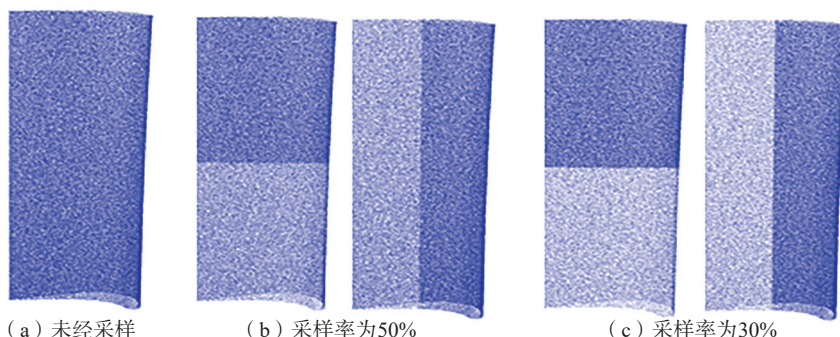


图 6 不均匀点云分布示意图

Fig.6 Schematic of uneven point cloud distribution

将 BWVM 算法与 ICP^[13]、VMM^[21]、WPMVAM^[22] 和 FRICP^[18] 4 种主流算法开展对比试验,最大迭代次数统一设为 30 次,配准误差如表 2 所示,误差色谱图如图 8 所示。

试验结果表明,ICP 算法以点对距离平方和为目标函数,高残差异常点主导了梯度的下降方向,迫使算法牺牲正常区域的拟合精度来降低全局损失,导致配准倾斜。VMM 算法为保证整体方差最小,也产生了偏移。WPMVAM 算法处理样本 b 与 c 这类兼具复杂缺陷分布与高异常占比的叶片时,由于配准初期用以区分异常测点的加权距离平均值偏离理想值,使得权重机制失效,配准沿着错误的方向收敛。在局部点云向完整叶片模型配准时,FRICP 算法会将大面积的增材余量视为有效表面,为了最小化整体距离导致配准失真。相比之下,BWVM 算法在样本 b 和 c 中的 RMSE 误差指标未体现出明显的精度优势,这是由于修复区域的异常点产生了较大的距离误差,导致整体误差分布离散化,从而使 RMSE 值相对升高。然而,BWVM 算法在配准误差 D 和 D_r 在 3 组样本中均取得最小值,尤其是 D_r 的平均值为 0.024 mm,较其他 4 种算法降低一个数量级,非修复区误差分布均匀,表明 BWVM 算法的整体配准精度达到最优,对随机缺陷分布的再制造叶片具备良好的鲁棒性。这一优势源于差异特征权重不会因异常点占比增加而失效,且双边加权模式从局部特征一致性和距离约束两方面对测点施加双重抑制,降低了对缺陷位置的敏感性。

最后,为评估 BWVM 算法对于不同厚度增材余量的抗干扰能力,采用图 9 左 1 (理论偏差)的两组叶片生成点云,其余量分布区域相同,平均余量分别为 0.43 mm (亚毫米级)和 1.03 mm (毫米级),分别命名为叶片 A 和叶片 B。采用 BWVM 算法分别对两者

表 1 不同采样率下叶片点云的配准误差对比

Table 1 Comparison of registration errors for blade point clouds under different sampling rates

采样率 /%	$D/\times 10^{-5}$ mm	RMSE/ $\times 10^{-5}$ mm
100	1.08	1.41
50	0.96	1.22
30	0.99	1.26

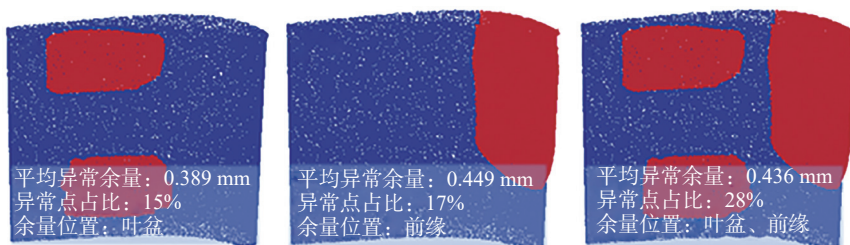


图 7 3 组试验样本点云

Fig.7 Point clouds of the three experimental samples

表 2 不同算法下 3 组生成点云的配准误差

Table 2 Registration error of three sets of generated point clouds under different algorithms

样本	算法	D/mm	D_r/mm	RMSE/mm
a	ICP	0.156	0.120	0.255
	VMM	0.128	0.097	0.184
	WPMVAM	0.080	0.026	0.181
	FRICP	0.178	0.139	0.241
	BWVM	0.059	0.877×10^{-3}	0.181
b	ICP	0.230	0.168	0.307
	VMM	0.215	0.162	0.281
	WPMVAM	0.332	0.296	0.369
	FRICP	0.244	0.122	0.428
	BWVM	0.139	0.041	0.307
c	ICP	0.267	0.177	0.344
	VMM	0.253	0.171	0.321
	WPMVAM	0.342	0.319	0.381
	FRICP	0.283	0.116	0.459
	BWVM	0.191	0.030	0.347

进行配准,最大迭代次数统一设定为 30 次,并与 ICP、VMM、WPMVAM、FRICP 算法对比,所得配准结果如图 9 所示。可以观察到,ICP、VMM 和 WPMVAM 在面对毫米级余量时,误差指标 D_r 显著增加,并且出现明显的配准倾斜。其中,WPMVAM 算

法的加权距离平均值随着余量厚度增加而增加,会使更多的异常点参与配准,加剧配准倾斜。FRICP 算法能够获得较为理想的配准结果,原因在于此时异常点占比不高,且采用的 Welsch's 函数可依据绝对距离偏差对测点施加的抑制作用。而 BWVM

算法的差异特征权重从增材余量与 CAD 对应区域特征差异出发,弥补了距离权重对部分异常点失效的缺陷,误差 D_r 和 D 相对于 FRICP 进一步降低,对不同厚度增材余量具备最优的配准效果,表现出良好的抗干扰能力。

2.3.2 实测点云有效性测试

在第 2.3.1 中,叶片点云仅受到修复区增材余量的干扰。然而,在实际采集过程中,再制造叶片点云通常包含结构偏差且伴随大量噪声点。为验证所提算法在复杂工业场景下的有效性,沿用第 2.3.1 节试验设置,采用图 4 中的三维扫描系统获取的再制造叶片实测点云进行配准试验。表 3 展示了 5 种算法的配准误差和运行时间,并将配准误差映射为误差

色谱图(图 10)。需要说明的是,由于同批次叶片的 CAD 模型点云具有固定的法向量与全方差特征,该预处理步骤仅需离线执行一次,故不计入运行时间,仅将测量点云全方差计算纳入运行时间。

试验结果表明,由于 ICP 和 VMM 算法缺乏异常点抑制机制,出现明显的匹配倾斜。WPMVAM 算法仅依靠单一的距离权重,缺乏点对局部特征一致性约束,在大量异常点影响下鲁棒性显著降低。FRICP 算法的鲁棒误差度量对异常点的稀疏作用会引起点云密度不均,作为 ICP 类算法,为了保证高密度区域精度而产生配准倾斜。相比之下, BWVM 算法通过特征权重 w_f 抑制叶片修复区大量异常点,并结合距离权重 w_d 增

强了算法对结构偏差与测量噪声的鲁棒性;同时,以加权距离方差最小化为优化目标,缓解了密度不均引起的倾斜问题,其误差指标 D 、 D_r 和 RMSE 分别为 0.154 mm、0.110 mm 和 0.251 mm,其中平均配准误差相比 ICP、VMM、WPMVAM 和 FRICP 分别降低 52.8%、28.7%、29.4% 和 10.5%,均优于对比算法,实现了更精确的定位和余量估计。值得注意的是,实测点云受结构偏差、测量噪声等因素的影响,非修复区测点仍存在距离偏差,且该偏差被纳入 D_r 的计算。因此,即便 BWVM 能够有效抑制修复区的干扰,其误差也不会出现第 2.3.1 节中生成点云那样跨数量级下降。

在运行时间方面, BWVM 算法的平均值为 37.3 s。尽管引入全方差特征会增加一定的计算量,使其运行时间高于 ICP、VMM 和 WPMVAM 算法,但该额外计算开销并未造成运行时长出现数量级的阶跃增长,整体计算效率并未损失工程可用性。同时,该特征显著提升了再制造叶片的配准精度,因此在精度优先的制造场景中,该算法在误差指标和运行时间之间实现了合理的性能权衡。

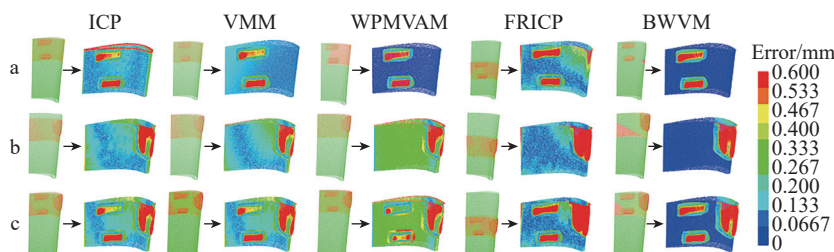


图 8 不同算法下 3 组生成点云的配准结果

Fig.8 Registration results of three sets of generated point clouds under different algorithms

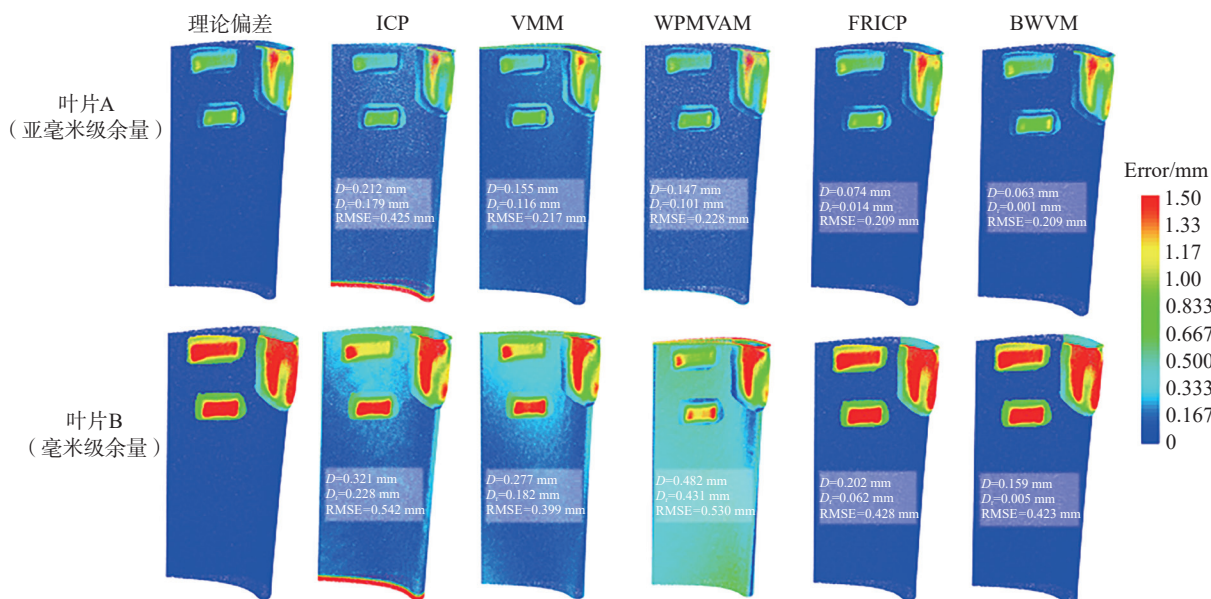


图 9 不同厚度增材余量下各算法的配准结果对比

Fig.9 Comparison of registration results of different algorithms under varying allowance thicknesses

表3 再制造叶片测量点云的配准误差及运行时间对比

Table 3 Comparison of registration errors and computational time for measured point clouds of remanufactured blades

算法	D_x/mm	D_y/mm	RMSE/mm	运行时间 /s
ICP ^[13]	0.326	0.188	0.727	28.6
VMM ^[21]	0.216	0.194	0.262	26.1
WPMVAM ^[22]	0.218	0.185	0.436	27.9
FRICP ^[18]	0.172	0.121	0.286	38.3
BWVM	0.154	0.110	0.251	37.3

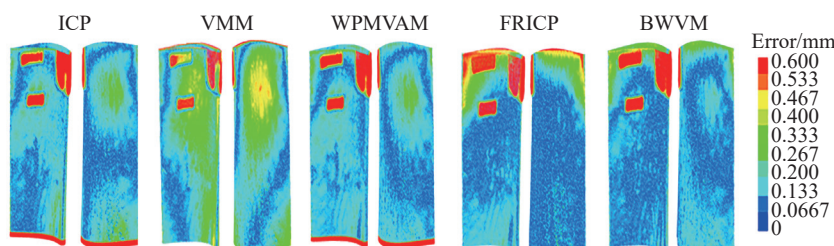


图10 再制造叶片测量点云配准误差色谱图

Fig.10 Color map of registration error for measured point clouds of remanufactured blades

3 结论

本文针对再制造叶片机器人视觉测量中因修复区增材余量导致的点云配准倾斜难题,提出一种鲁棒配准算法(BWVM),并通过对比试验验证其有效性。主要结论如下。

(1) 消融试验表明,双边加权机制可显著抑制修复区异常点,异常点召回率达97.9%,相比单一特征权重与单一距离权重分别提升35.0%和14.5%。

(2) 针对存在随机缺陷的再制造叶片点云,双边加权模式并不会随着异常点占比增加、缺陷位置改变及余量厚度增加而失效,相较于现有算法,BWVM算法展现出更强的鲁棒性与更高的配准精度。

(3) 再制造叶片测量点云配准试验结果表明,BWVM算法的平均配准误差为0.154 mm,相比ICP、VMM、WPMVAM、FRICP算法分别降低52.8%、28.7%、29.4%和10.5%。BWVM算法有效缓解了现有方法在再制造叶片配准中易出现的匹配倾斜问题,为后续叶片的高质量加工提

供了关键保障。

参考文献

- [1] 朱大虎,王升哲,徐子嫣,等.复杂构件缺陷机器人修复加工技术研究进展[J]. 机械工程学报, 2025, 61(11): 1–22.
- [2] ZHU D H, FENG X Z, XU X H, et al. Robotic grinding of complex components: A step towards efficient and intelligent machining—challenges, solutions, and applications[J]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2020, 65: 101908.
- [3] 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.
- [4] 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.
- [5] 蔡振华,刘海宪,陈廷样,等.航发涡轮叶片热障涂层磨削厚度的视觉测量技术研究[J]. 航空制造技术, 2025, 68(5): 50–58.
- [6] CAI Zhenhua, LIU Haixian, CHEN

Tingyang, et al. Research on visual measurement techniques for grinding thickness of thermal barrier coatings on aero-engine turbine blades[J]. Aeronautical Manufacturing Technology, 2025, 68(5): 50–58.

[5] WANG G, LI W L, JIANG C, et al. Trajectory planning and optimization for robotic machining based on measured point cloud[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2022, 38(3): 1621–1637.

[6] RUSU R B, BLODOW N, MARTON Z C, et al. Aligning point cloud views using persistent feature histograms[C]//2008 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Piscataway, NJ: IEEE, 2008: 3384–3391.

[7] 郝雯,魏海南.多视角下多特征融合的三维局部特征描述符[J]. 光学精密工程, 2025, 33(16): 2602–2615.

HAO Wen, WEI Hainan. 3D local feature descriptor based on multi-view geometric distribution signatures[J]. Optics and Precision Engineering, 2025, 33(16): 2602–2615.

[8] 唐敏杰,赵欢,丁汉.二进制点云局部特征描述子研究[J]. 机械工程学报, 2021, 57(2): 219–229.

TANG Minjie, ZHAO Huan, DING Han. Research on binarized local feature descriptors of point clouds[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2021, 57(2): 219–229.

[9] FISCHLER M A, BOLLES R C. Random sample consensus: A paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography[M]//Readings in Computer Vision. Amsterdam: Elsevier, 1987: 726–740.

[10] PARRA BUSTOS Á, CHIN T J. Guaranteed outlier removal for point cloud registration with correspondences[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2018, 40(12): 2868–2882.

[11] YANG J Q, ZHANG X Y, WANG P, et al. MAC: Maximal cliques for 3D registration[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2024, 46(12): 10645–10662.

[12] YANG H, SHI J N, CARLONE L. TEASER: Fast and certifiable point cloud registration[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2021, 37(2): 314–333.

[13] WANG W P, POTTMANN H, LIU Y. Fitting B-spline curves to point clouds by curvature-based squared distance

minimization[J]. ACM Transactions on Graphics, 2006, 25(2): 214–238.

[14] PAVLOV A L, OVCHINNIKOV G W, DERBYSHEV D Y, et al. AA-ICP: Iterative closest point with Anderson acceleration[C]//2018 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). Piscataway, NJ: IEEE, 2018: 3407–3412.

[15] 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.

[16] 王子玮, 张小俭, 严思杰, 等. 一种稀疏混合 ICP 匹配方案[J]. 中国科学: 技术科学, 2021, 51(7): 837–849.

WANG Ziwei, ZHANG Xiaojian, YAN Sijie, et al. Sparse mixed ICP registration method[J]. SCIENTIA SINICA Technologica, 2021, 51(7): 837–849.

[17] FENG X Z, DING T, WU H,

et al. Sparse-VMICP: A weak feature point cloud registration algorithm for robotic vision measurement of large complex components[J]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2026, 98: 103175.

[18] ZHANG J Y, YAO Y X, DENG B L. Fast and robust iterative closest point[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2022, 44(7): 3450–3466.

[19] 吴浩, 冯晓志, 华林, 等. 基于去伪加权方差最小化算法的大型复杂零部件局部配准全局方法研究[J]. 中国科学: 技术科学, 2024, 54(3): 422–442.

WU Hao, FENG Xiaozhi, HUA Lin, et al. Local-to-global registration method of large complex components based on a de-pseudo-weighted variance minimization algorithm[J]. SCIENTIA SINICA Technologica, 2024, 54(3): 422–442.

[20] WU H, LIU H D, DING T, et al. PAVM: Progressive and adaptive

variance minimization algorithm for robust registration[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2026, 48(3): 2282–2295.

[21] 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.

[22] LÜ R, LIU H D, WANG Z J, et al. WPMAM: Weighted plus-and-minus allowance variance minimization algorithm for solving matching distortion[J]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2022, 76: 102320.

[23] DOS SANTOS R C, GALO M, HABIB A F. K-means clustering based on omnivariance attribute for building detection from airborne lidar data[J]. ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2022, V–2–2022: 111–118.

Robust Point Cloud Registration for Remanufactured Blades Based on Bilateral Weighted Variance Minimization

ZHU Dahu^{1,2}, ZHANG Hongyou^{1,2}, ZHOU Zhilei^{1,2}, WANG Jing^{1,2}, DING Tao^{1,2}

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

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

[ABSTRACT] Registration of model point clouds to measurement point clouds is crucial for the precise positioning and machining allowance calculation of remanufactured blades. Existing fine registration algorithms often suffer from insufficient robustness when facing geometric deviations caused by additive allowances, which may lead to registration tilt. To address this issue, a novel robust point cloud registration algorithm based on the principle of bilateral weighted variance minimization (BWVM) was proposed. First, a difference feature truncation weight and an abnormal distance suppression weight were established based on the point-pair total variance category difference and the point-pair relative normal distance, respectively. Then, the two were multiplied to obtain the weight coefficient of the objective function, forming a bilateral weighting scheme that considers both local feature consistency and distance constraints of point pairs. The difference feature truncation weight excluded abnormal points in the repair area from the optimization process of the objective function, while the abnormal distance suppression weight further applied secondary suppression to weak-feature outliers caused by factors such as measurement noise in the remaining points, thereby enhancing the robustness of the algorithm. Finally, ablation experiments verified the outlier identification capability of the proposed algorithm. The measured point cloud registration results showed that the average registration error of the BWVM algorithm was 0.154 mm, which was reduced by 28.7%, 29.4%, and 10.5% compared with advanced algorithms such as VMM, WPMVAM, and FRICP, respectively. The algorithm can effectively achieve precise registration of point clouds for remanufactured blades.

Keywords: Point cloud registration; Bilateral weighted variance minimization (BWVM); Remanufactured blades; Registration tilt; Robot visual measurement (责编 阳光)