



国防科技大学学报

Journal of National University of Defense Technology

ISSN 1001-2486,CN 43-1067/T

《国防科技大学学报》网络首发论文

题目：航空叶片三维测点精确处理技术：方法突破与工程应用
作者：徐伟, 李文龙, 李文攀, 马彬, 丁汉
收稿日期：2025-10-22
网络首发日期：2026-03-23
引用格式：徐伟, 李文龙, 李文攀, 马彬, 丁汉. 航空叶片三维测点精确处理技术：方法突破与工程应用[J/OL]. 国防科技大学学报.
<https://link.cnki.net/urlid/43.1067.T.20260320.1811.002>



网络首发：在编辑部工作流程中，稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定，且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式（包括网络呈现版式）排版后的稿件，可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定；学术研究成果具有创新性、科学性和先进性，符合编辑部对刊文的录用要求，不存在学术不端行为及其他侵权行为；稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准，正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性，录用定稿一经发布，不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容，只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

出版确认：纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊（光盘版）》电子杂志社有限公司签约，在《中国学术期刊（网络版）》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版，以单篇或整期出版形式，在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊（网络版）》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物（ISSN 2096-4188，CN 11-6037/Z），所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

doi: 10.11887/j.issn.1001-2486.25120038

航空叶片三维测点精确处理技术：方法突破与工程应用

徐伟, 李文龙*, 李文攀, 马彬, 丁汉

(华中科技大学 智能制造装备与技术全国重点实验室, 湖北 武汉 430074)

摘要: 针对航空发动机多联叶片及气膜孔叶片形面复杂、特征繁多, 导致传统三维检测中存在的测点分组困难、匹配对齐精度低及人工交互处理效率低等瓶颈问题, 系统阐述了一种高效的三维测点精确处理技术及装备应用体系, 具体包括: 提出了基于改进密度聚类与自适应 K-means++ 算法的多联叶片测点自动分割方法, 解决了复杂特征截面的快速提取难题; 构建了微小超差方差最小化匹配优化模型, 实现了叶片复杂型面的高精度自适应定位。以上述方法为核心, 研制了数据处理与关键特征参数评价软件 iPoint3D、三维测量系列化硬件装备 HScan/RobotHScan 等软硬件装备, 并结合航空铸造叶片、高/低压涡轮叶片等典型工程案例进行了验证。结果表明所提方法实现了航空叶片三维测点的精确处理, 解决了航空复杂叶片批量化检测中的测点处理难题, 为航空发动机核心零部件的智能制造提供了关键技术支撑与工程化解决方案。

关键词: 航空叶片; 三维测点; 方差最小化匹配优化; iPoint3D 软件; 关键参数处理

中图分类号: TP29 **文献标志码:** A

Precise processing technology of 3D measured points for aviation blades: method breakthrough and applications

XU Wei, LI Wenlong*, LI Wenpan, MA Bin, DING Han

(State Key Laboratory of Intelligent Manufacturing Equipment and Technology, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China)

Abstract: Concerning the challenges posed by the complex geometries and numerous features of complex aero-engine multi-assembly and aim-film holes blades—such as the difficulty in grouping measurement points, low alignment accuracy, and inefficiency of manual intervention in traditional 3D inspection processes, an efficient high-precision data processing methodology of 3D points and equipment application system was presented. An automatic segmentation method for measurement points of multi-assembly blades based on improved density-based clustering and adaptive K-means++ algorithm was proposed to rapidly identify complex cross-sectional features. A VMM (variance minimization matching) optimization model of minor out-of-tolerance was constructed to achieve high-precision adaptive alignment of complex blade surfaces. Using the above method as the core, software and hardware tools such as the data processing and key feature parameter evaluation software iPoint3D, as well as the series of 3D measurement hardware equipment HScan/RobotHScan, have been developed. These have been validated through typical engineering cases involving aerospace casting blades and high/low pressure turbine blades. The results indicate that the proposed method achieves precise processing of three-dimensional measurement points for aerospace blades. This effectively resolves challenges in the batch inspection of complex blades, providing critical technical support and engineering solutions for the intelligent manufacturing of core aero-engine components.

收稿日期: 2025-10-22

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (52575573, 52188102)

第一作者: 徐伟 (1990—), 男, 江苏南通人, 副研究员, 博士, 硕士生导师, E-mail: w_xu@mail.hust.edu.cn

***通信作者:** 李文龙 (1980—), 男, 山东青岛人, 教授, 博士, 博士生导师, E-mail: wlli@mail.hust.edu.cn

引用格式: 徐伟, 李文龙, 李文攀, 等. 航空叶片三维测点精确处理技术: 方法突破、研制进展与工程应用[J]. 国防科技大学学报,

Citation: XU W, LI W L, LI W P, et al. Precise processing technology of 3D measured points for aviation blades: method breakthrough and applications [J]. Journal of National University of Defense Technology,

Keywords: aviation blades; 3D point cloud processing; VMM(variance minimization matching) optimization; iPoint3D software; key parameter evaluation

航空叶片是航空发动机的核心部件^[1-2], 种类各异(铸造叶片、气膜孔叶片、多联叶片等)、数量多(>3000 件)、形貌差异大(自由曲面), 常工作于高温(战机加力状态时达 2000°C)、高压(高压可达 50bar)、高转速(可达数万转/分钟)状态下, 其性能直接决定了发动机的推力、效率、可靠性和飞行寿命^[3], 保障该类叶片的轮廓制造成形精度至关重要。据美国 NASA 统计, 国内外航空发动机事故中, 80%都跟发动机叶片轮廓失效有关^[4-5]。例如, 2018 年美国西南航空波音 737 客机发动机爆炸^[6]、2017 年美国洛克希德公司 KC-130T 军机坠毁^[7]。因此, 叶片轮廓高精度检测对提升发动机寿命、确保飞行安全至关重要, 尤其是近年来亟需发展的气膜孔/多联叶片精密检测是保障新一代战机性能的核心。

依据测量传感器与叶片表面是否接触, 可将现行的航空叶片轮廓检测方法归为两类: 接触式测量^[8-9]与非接触式测量^[10-12]。叶片接触式测量的技术原理, 是基于测头作为执行机构与叶片表面发生物理接触的机制, 以此实现航空叶片三维坐标数据的采集, 技术沿用时间长、检测认可度高, 主要包括沿用于苏联相关标准的标准样板法^[13]、适用于生产现场的大批量叶片检验的电感测量法^[14]与精度极高、逐点测量的三坐标测量法^[15-16]。其中, 三坐标测量法能够基于专用建模软件对采集的叶型点云进行逆向重构, 进而精确计算轮廓误差, 其测量精度通常可控制在 3~5 μm , 但效率低, 价格贵(单套大于 260 万元), 适用于航空叶片抽样检测。虽然检测方式越来越先进, 但大多需要人工操作与数据分析, 人为一致性差、效率低, 且不同检测人员会根据个人风险经验做出不同的判断, 无法保障测点数据高效处理与一致分析。

叶片非接触式光学测量主要根据传感器类型分为线结构光测量^[17-18]与面结构光测量^[19-20]方案。线结构光测量以基恩士和康耐视的传感器为主, 如图 1 所示, 日本基恩士 LJ-V7000、LJ-G 系列与美国康耐视 DS1000, 可以与软件以及移动平台结合, 完成零件表面形貌信息获取。国内的朱凌建^[20]等研制出融合激光测头和三坐标测量机的自由曲面检测系统, 实现发动机叶片的非接触式测量。面阵传感器中, AICON 蓝光扫描仪分辨率可达到 18 μm , 德国 ZEISS 的 GOM ATOS SCANBOX 5108 系统对航空叶片测量精度最高

可达 8 μm 。虽然该设备价格较高(单套大于 500 万), 却是面结构光扫描仪中全球精度最高、稳定性最好的设备, 在国内航发多个主机厂均有应用。随着我国五代机快速入列、六代机不断加速研制, 国外先进测量设备已开始对中国各类航发主机厂与科研院所等实施禁售、禁运。



图 1 非接触式测量装置

Fig.1 Non-contact measuring device

当前, 航空叶片测量设备精度越来越高^[21-22], 但叶片类型极多(如当前大力发展的多联叶片、气膜孔叶片等), 测点差异大, 数据易存在密集溢出点, 且受光照、环境高斯噪声等影响, 测点数据存在大量杂乱噪点, 使得关键参数无法计算, 在实际生产应用中仍存在诸多难题^[23]。如高性能发动机涡轮导向叶片从单联向多联构型的演进^[24], 在数据采集过程中引入了大量非表征叶身型线的冗余测点, 如流道中心线与因测量轨迹干涉产生的溢出点。这些非轮廓测点的存在, 显著提升了后续数据处理的复杂度与挑战性^[25-26]。截面轮廓度评价面临的一个主要难题在于, 叶身气膜孔导致测点数据不连续, 其形成的凹陷区域对匹配结果构成严重干扰, 从而引入较大误差, 使得现有的人工评估方式难以保障定量计算的准确性与有效性。使用现有商用检测软件无法克服非轮廓测点干扰^[27], 需人工交互删除后方可计算参数, 且该方式单次仅可处理 1 个叶片, 处理效率低。

同时, 在高精度测量设备实际应用于航发企业时, 因需输出可适用于现场评估的计算结果, 常见的待计算参数包括单叶片特征参数(含前后缘中心/半径、弦线、弦倾角等)^[28-29]、多截面叶片特征参数(含弯曲度、扭曲度、积叠轴垂直度等)^[30-31], 除该类特征参数计算以外, 还需进一步输出复杂曲面轮廓误差评价^[32], 包括最大距离、极差距离、平均距离等轮廓误差计算。当前, Hexagon Blade Smart 软件与 GOM Blade Inspect Pro 软件通常与其自有的扫描硬件设备捆绑使用, 两者虽可实现对部分截面形状的分析与相应参数的计算, 但其生态系统相对封闭, 难以兼容其他品牌的硬件设备。由于多联叶片、气膜孔叶片等国产化零件在几何构型与功能需求方面具有特殊

性，其参数的分析与计算往往需综合零件设计部门的设计要求与质量检测部门的专业判断，以确定相关零件关键参数科学合理的计算方法^[3]，现有商业软件尚未支持此类特定计算流程的定制化开发。因此，主机厂目前多依赖 Geomagic 等软件通过频繁的人机交互与人工干预实现部分参数的计算，数据接口单一，缺乏针对专用检测参数的工艺评估与量化叶片特征分析能力。此外，现有方法一次仅能处理单件叶片，耗时较长，且结果需再次借动手动报表或 Excel 进行人工记录处理，严重制约了航空制造现场检测效率。

当前，面向新一代战机性能快速提升的迫切需求，航空叶片三维形貌测点精确处理方法仍是我国航空发动机叶片发展的瓶颈难题。为此，本文以新一代特殊航空多联叶片、气膜孔叶片为例，针对叶片测点分组与溢出点识别、特殊孔测点识别与有序排序、微小超差距离方差最小化（Variance Minimization Matching, VMM）匹配等开展核心研究。第 1 部分介绍了航空多联叶片等测点处理的国际性挑战难题，第 2 部分研究多联叶片测点处理核心方法突破，第 3 部分介绍关键特征评价软件与系列化精密测量装备研发进展，第 4 部分介绍上述核心方法与自主化软硬件的工程应用，第 5 部分总结。

1 航空叶片测点处理挑战难题

针对航空多联叶片、气膜孔叶片等，其三维测点处理挑战难题包含三点：对应关系不明导致的测点分组处理难、凹陷特征导致的测点识别排序难和微小误差导致的自适应匹配优化难。

1) 对应关系不明导致的测点分组处理难：多联叶片测点含流道线测点，截面测点与理论叶型无明确对应关系，CMM 测量过程中测杆与进气边/排气边干涉引入轮廓溢出测点处理难题。

2) 凹陷特征导致的测点识别排序难：气膜孔/尾缘孔引入的轮廓噪点，同时由于测量规划问题导致部分截面测点为若干段测点按照一定顺序排序拼合而成，但测点排序方法仍属空白。

3) 微小误差导致的自适应匹配优化难：叶片型面部分区域相似性大，易产生匹配超差，针对微小超差的问题，当前尚无有效方法保证叶片匹配后更多的测点在轮廓公差带范围内。

1.1 复杂测点分组与溢出点预处理

1.1.1 多联叶片截面测点分组分割

采用图 2 多联结构导向器叶片，主要任务包

括流道线测点删除、多联叶片截面测点分组、截面测点与理论叶型对应关系。

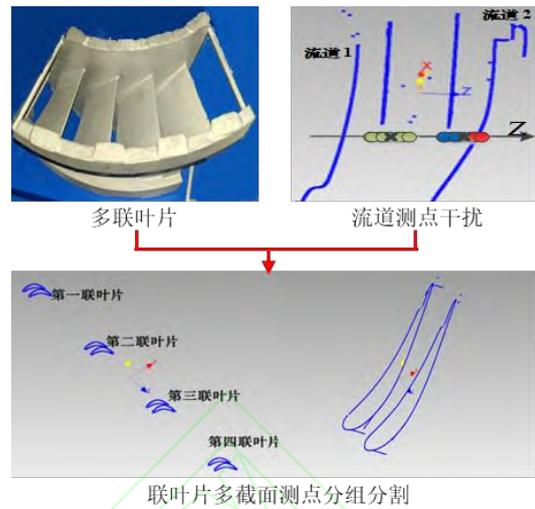


图 2 多联叶片及测点

Fig.2 Multi-assembly blade and measuring points

因流道线测点的引入，多联叶片存在流道测点干扰截面分割的现象。在 XOZ 面将测点投影到 Z 轴后，截面 2 测点与流道 2 测点因距离较难以区分，使得两者之间产生误判，影响最终的叶片评估。为有效规避干扰，可依据多联叶片固有结构特征对其进行分组。在完整测点数据文件中，通常包含若干组叶型截面，每组对应于一个独立叶片单元，并囊括了该单元上沿叶高方向分布的多个测量截面。

1.1.2 叶型轮廓溢出测点处理

受限于测量系统的固有误差，经分割获得的各截面点云数据中通常混杂着多种噪声。为重构出光滑、准确的型面轮廓，必须执行去噪操作。鉴于噪声的成因与特性各异，需采用针对性的滤波算法予以剔除。传统去噪方法通常预设噪声点为离散分布，这对于消除随机测量误差较为有效。多联导向叶片测量中的溢出点，源于测头轨迹干涉，呈现出非随机空间分布特性。这一系统性干扰对传统基于离散性假设的去噪构成了挑战，导致其应对不足，致使截面上轮廓外部存在图 3 所示溢出测点和孤立噪声。这类溢出点特点如下：

1) 与传感器偶然引入的随机噪点不同，溢出点属于一种系统性的测量误差。其特征是点间距小、相互关联，因此基于统计邻域信息的滤波方法往往无法将其分离删除^[34-35]。

2) 该类测点与叶片实际型面轮廓在空间上具备连通特性。常规基于密度的聚类算法 (density-based spatial clustering of applications with

noise, DBSCAN)^[36]依据空间密度进行聚类,而溢出点因其与实际型面轮廓点相互连通并具有相近的分布密度,会被算法判定为同一簇,从而导致无法有效区分。应用凸包-凹包算法所导致的叶型轮廓失真,主要归因于连通溢出点对凹包计算的干扰。证据如图3所示,凸包结果错误地将红色溢出点纳入型面,同时将部分绿色真实型面点判定为噪声,造成了边界定义的严重偏差,致使被误删除。

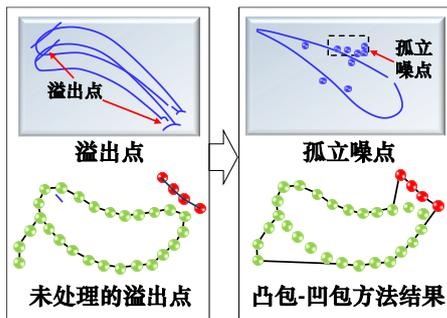


图3 溢出点处理存在难题

Fig.3 Overflow points handling problem

1.2 测点识别与分段排序

1.2.1 气膜孔/尾缘孔测点识别处理

对图4带气膜冷却孔的型面进行测量时,所选截面常包含数量不定的气膜孔,其在点云中表现特征为局部凹陷。这些凹陷区域会严重干扰叶片轮廓度的评定,因为无法判别超出公差带的测点究竟是工件自身的加工缺陷还是气膜孔本身的结构所致。针对截面气膜孔测点的鲁棒性自动识别仍为瓶颈,这主要归因于其独特的数据特征:

1)在设计模型中,气膜孔中心虽已预定义理想坐标,但实际三坐标测量仅能获取叶身上的有限离散点。受探针半径补偿偏差、气膜孔加工位置公差以及测量系统精度等因素的综合影响,理论气膜孔位置在实际测点数据中未必能形成有效、充足的采样。

2)叶片轮廓上存在的尾缘槽等几何特征会导致曲率剧烈变化,这会对基于曲率极值检测气膜孔的方法产生干扰。此外,此时的轮廓测点序列并非全局有序(如顺时针排列),而是呈现出“局部有序、全局乱序”的特点,在这些无序过渡区域,测点的曲率也会发生显著跃变。

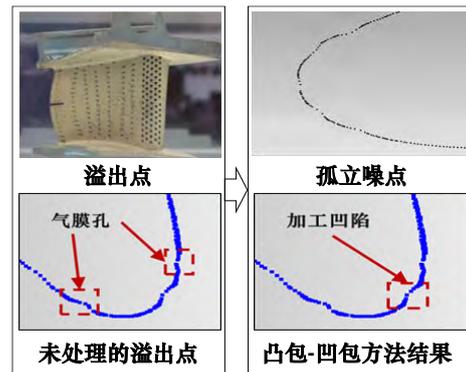


图4 气膜孔叶片及测点问题

Fig.4 Air-film holes blade and its measuring points

1.2.2 叶型测点的分段排序

对于已经删除溢出点和气膜孔/尾缘孔等噪点的叶型截面,由于部分叶片在测量过程中,因测量干涉问题,导致实际叶片测点采用分段测量方式,如图5所示,左侧的叶片测点分为叶盆/叶背/前缘/后缘四段测点。为了后续航空叶片特征参数计算,叶型多段测点亟须事先开展点云排序工作,将航空叶片的叶型测点按照轮廓顺时针/逆时针的顺序进行重新排序。

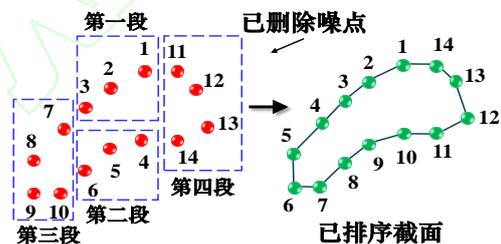


图5 叶型测点分段排序问题

Fig.5 Segmentation and sorting of blade measuring points

1.3 微小误差自适应匹配优化

叶片测点经常会出现分布不均、重叠、不封闭、噪声等缺陷,如为提高效率而扫描工件关键区域,从而造成测点不完整,交叉重复扫描则易造成测点分布不均。如图所示,若测点分布不均匀或不完整,匹配结果将使测点密集区域向设计模型倾斜,即陷入局部最优。

最小二乘匹配^[36]可为该问题提供快速的变换矩阵求解,然而,由于算法未考虑特征参数的公差范围,对于匹配后处于公差带边缘的测点,存在显著的误判风险——即因局部微小超差而否决整体合格的零件。但这类被算法否决的零件,通过手工反复比对与位姿优化,常能在确保其他

参数达标的前提下，被有效复判为合格品。图 6 揭示了一个关键问题：最小二乘匹配的目标函数与工程上的合格性判据可能存在冲突。当匹配结果达到距离平方和最小时，个别边缘测点的超差却会否决整个截面。适当放松二乘最优性（即允许距离和稍大），通过手动微调位姿，反而能使该截面满足所有公差要求。该矛盾表明，将最小二乘解直接等同于最优工艺评定是存在缺陷的。

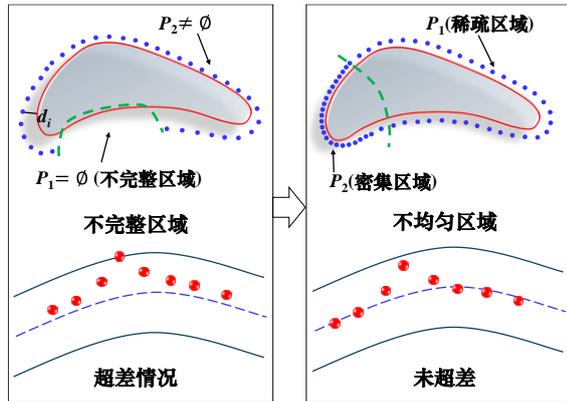


图 6 叶片测点缺陷问题

Fig.6 Defects in blade measuring points

针对上述挑战难题，本文提出多联叶片、气膜孔叶片等三维测点处理方法，包括多联叶片测点分组分割方法、溢出测点识别处理方法、气膜孔/尾缘孔测点识别处理方法、分段测点排序方法、叶型轮廓稳定匹配/微小超差调整匹配方法。

2 叶片测点处理核心方法突破

2.1 多联叶片测点聚类分割与溢出点处理

2.1.1 考虑离散程度的多联叶片测点聚类分割

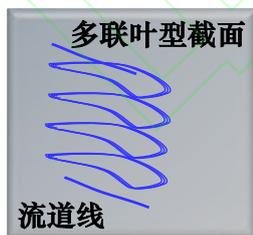


图 7 多联叶片测点截面分割

Fig.7 Segmentation of multi-assembly blade points

多联叶片测点分组分割方法针对多联叶片测点，如图 7 所示，通过区分流道线测点，最终建立各个测点截面与理论叶型的对应关系。整体方法分为四步：①采用密度与连通性（DBSCAN）的聚类方法，将测点划分为不同聚类簇；②将聚类簇向主方向投影，根据法向离散程度区分型面聚类与流道线聚类；③对分层后测点采用

Kmeans++中心聚类方法进行分组；④建立分组后截面测点与理论叶型的对应关系。

1) DBSCAN 划分测点聚类

本研究采用 DBSCAN 对测点进行初步划分。该算法依据数据点的空间分布密度进行聚类，能够自主发现任意形状的簇，尤其擅长处理非凸几何结构。其中，核心参数距离阈值与最小包含点数的设定直接决定了聚类的准确性。本研究基于典型叶片样件开展了多组参数寻优实验，确立了参数自适应选取准则：距离阈值设定为测点点云平均间距的 2.0~10.0 倍，以适应曲率变化引起的局部密度差异；最小点数设定为根据扫描仪噪声水平微调（一般取 4~10），以有效剔除高斯噪声及离散溢出点。其核心原理在于，将一个聚类定义为由密度相连的点的最大集合，凡不满足密度要求的点即被标记为噪点剔除。

2) 区分型面聚类与流道线聚类

DBSCAN 算法对测点进行分割后，所得的聚类结果通常存在若干问题：数据点序列呈现无序性；聚类中混杂着溢出点及气膜孔等非轮廓特征；此外，部分聚类可能无法形成封闭曲线，甚至其几何中心会落在理论轮廓之外^[37-41]，导致特征参数识别方法无法使用。为区分型面与流道聚类，本文采用主成分分析（PCA）确定其主导方向，构建了基于法向离散度的分类指标。将聚类点集沿第一主成分轴划分区间，计算各区间在第二主成分方向上方差以度量其离散性。利用型面聚类因几何复杂性而离散度大、流道聚类因形态平直而离散度小的显著差异，实现了二者的准确识别。

计算聚类结果 $C_i = \{p_1, p_2, \dots, p_n\}$ 中心点：

$$\bar{p} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n p_i = (\bar{x}, \bar{y}, \bar{z})^T \quad (1)$$

首先对聚类内的所有测点执行中心化预处理：从每个点的坐标中减去聚类中心的坐标均值：

$$p'_i = p_i - \bar{p} = (x_i - \bar{x}, y_i - \bar{y}, z_i - \bar{z})^T \quad (2)$$

所有中心化测点构成坐标集合定义为该聚类样本矩阵 $M = [p'_1 \ p' \ \dots \ p']$, $M \in R^{3 \times n}$ 。

计算样本矩阵协方差矩阵 S ：

$$S = \frac{1}{n-1} M M^T = \frac{1}{n-1} \begin{pmatrix} \sum_{i=1}^n x_i'^2 & \sum_{i=1}^n x_i' y_i' & \sum_{i=1}^n x_i' z_i' \\ \sum_{i=1}^n y_i' x_i' & \sum_{i=1}^n y_i'^2 & \sum_{i=1}^n y_i' z_i' \\ \sum_{i=1}^n z_i' x_i' & \sum_{i=1}^n z_i' y_i' & \sum_{i=1}^n z_i'^2 \end{pmatrix} \quad (3)$$

式中：计算对应特征向量 $(\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, \mathbf{u}_3)$ ，满足 $S\mathbf{u}_i = \lambda_i \mathbf{u}_i$ ，其中 $i = \{1, 2, 3\}$ 。

聚类后所有测点向 \mathbf{u}_1 投影，得投影后坐标为：

$$a_i = \mathbf{p}_i^T \cdot \mathbf{u}_1 = (x, y, z)(u_{x1}, u_{y1}, u_{z1})^T, i = 1, 2, \dots, n$$

为实现上述计算，首先将聚类中的无序点集依据其在第一主成分上的投影坐标进行排序。设投影轴上的坐标值域为 (a_{\min}, a_{\max}) ，将其等分为 K 个连续区间，对于第 k 个区间内的所有测点，计算其在特征向量 \mathbf{u}_2 方向上投影值的方差：

$$\sigma_i = \frac{1}{w} \sum_{j=1}^w (b_j - \bar{b})^2, j = 1, 2, \dots, w \quad (4)$$

式中： \mathbf{u}_2 所对应特征值满足 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \lambda_3$ ， w 表示在序号 t 区间内共有 w 个测点，测点在 \mathbf{u}_2 的坐标值为 $b_j = \mathbf{p}_j^T \cdot \mathbf{u}_2 = (x, y, z)(u_{x2}, u_{y2}, u_{z2})^T$ ， \bar{b} 为该区间内所有测点投影坐标值的平均。将上述 K 段区间的方差值求和，得到该测点聚类在主成分方向的法向离散程度：

$$\sigma = \sum_{i=1}^K \sigma_i, i = 1, 2, \dots, K \quad (5)$$

如图 8 所示，在特征向量 \mathbf{u}_1 和特征向量 \mathbf{u}_2 所构成的平面上，计算出所有聚类对应的法向离散程度后，将其按降序排列 $\sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \dots \geq \sigma_N$ ，选取离散度最大的前 n 个聚类判定为型面聚类，从而在聚类结果中成功分离并排除了流道线测点的干扰，得聚类分层结果 $C' = \{C'_1, C'_2, \dots, C'_n\}$ 。

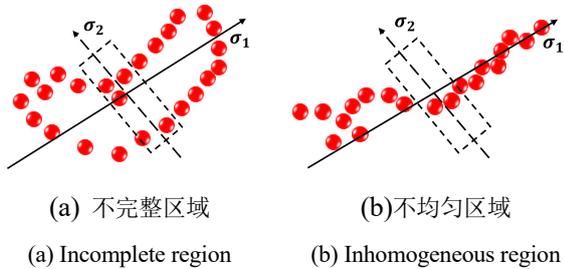


图 8 根据法向离散程度区分聚类

Fig.8 Differential clustering based on normal dispersion

3) Kmeans++中心聚类分组

在进行聚类分组前，需确定簇中心数量 K 。本文结合航空叶片制造特性，提出基于理论模型的自适应判定方法。若设计模型中独立截面数量为 N ，则 $K = N$ ，从而保证了初始簇数量与物理实体的一致性。确定 K 值后，K-means++算法选取初始簇中心及迭代步骤如下：

①首先，从数据集 X 中随机选取一个点作为初始质心，记作 \mathbf{c}_1 ；随后，计算数据集中每一个点到当前已选质心的最短距离，记作 $d(\mathbf{x}_j, \mathbf{c}_1)$ 。从 X 中随机选取下一个质心 \mathbf{c}_2 ，对应概率分布函数 F 为：

$$F = \frac{d^2(\mathbf{x}_m, \mathbf{c}_1)}{\sum_{j=1}^n d^2(\mathbf{x}_j, \mathbf{c}_1)} \quad (6)$$

②第 j 个质心 \mathbf{c}_j 选取原则：计算每个样本值到质心距离，将每个样本值 \mathbf{x}_m 分配给距离最近的质心，对于 $m = 1, 2, \dots, n$ 及 $p = 1, 2, \dots, j-1$ ，从 X 中随机选取质心 j ，对应概率为：

$$F_j = \frac{d^2(\mathbf{x}_m, \mathbf{c}_p)}{\sum_{\{h: \mathbf{x}_h \in C_p\}} d^2(\mathbf{x}_h, \mathbf{c}_p)} \quad (7)$$

式中： C_p 是最接近质心 \mathbf{c}_p 的所有样本值集合。重复步骤 (7)，直到完成第 k 个质心 \mathbf{c}_k 的选择。

4) 建立测点与理论叶型的对应关系

针对多联叶片截面测点多层级的数据结构（多组叶身、每组含多个截面），在完成聚类分层 $C' = \{C'_1, C'_2, \dots, C'_n\}$ 后，需进一步确定各型面点集的归属关系。鉴于此时流道线干扰已被排除，本文提出基于型面点集中心点投影的聚类策略：将各中心点沿法向投影后，利用 K-means 算法依据其空间邻近性进行分组，从而实现每个组别与设计模型中的叶片单元精确对应。如图 9 所示，该图将分层后的 12 个截面点集，依据其中心点距离成功聚合为 4 个组别。

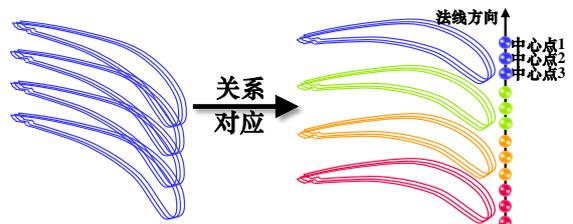


图9 多联叶片分组

Fig.9 Grouping of multi-assembly blade

2.1.2 溢出测点识别处理

溢出测点识别处理方法采用随机样本一致性 (random sample consensus, RANSAC) 采样和三点快速匹配的方式, 通过迭代采样匹配, 将匹配后在理论叶型公差带范围以外的测点视为溢出测点^[42-44], 并根据叶型测点的局部连续性识别公差带范围内的溢出测点。

1) RANSAC 与快速匹配

针对匹配数据中存在大量异常测点的问题, 本文引入了 RANSAC 框架, 并结合快速配准策略。在此框架下, 将测点划分为两类: 满足公差约束的内点与超差的异常值外点。该方法通过迭代采样, 致力于寻找一个能最大化内点一致性的最优变换模型。RANSAC 算法的执行需要预设一系列参数: 当前截面测点集 $D = \{p_1, p_2, \dots, p_m\}$ 、理论模型 $Model$ 、最小内点数目 N 、最大迭代次数 K 、内点公差阈值 T 以及终止阈值 M , 它通过随机采样的方式寻找最优模型, 核心流程为:

①从测点集 $D = \{p_1, p_2, \dots, p_m\}$ 中随机抽

取子集 $D = \{p'_1, p'_2, \dots, p'_m\}$ 并计算变换模型。

②利用此模型验证全体测点, 统计符合公差 T 的内点数量。

③若内点数超过阈值 M 且为当前最优, 则更新模型。

④重复迭代直至满足终止条件 (达到 K 次或找到足够好的模型)。

由于测点轮廓与叶型理论轮廓差别不大, 本文通过将理论叶型与随机抽取的测点子集进行快速匹配, 并统计匹配后落入公差带的内点数量, 可以高效地获得测点轮廓与理论叶型的初步匹配结果, 进而识别出潜在的溢出点。本研究将 RANSAC 的随机采样过程与匹配算法中寻找对应关系的步骤相融合, 使得每次迭代仅需对少量采样点进行计算, 从而显著提升了算法整体效率。

给定截面点云 $P = \{p_1, p_2, p_3, \dots, p_n\}$ 与设计模型点云 $Q = \{q_1, q_2, q_3, \dots, q_r\}$, 选取截面测

点的随机子集 $P = \{p'_1, p'_2, p'_3, \dots, p'_n\}$ 计算模型参数, 目标是找到一个刚体变换, 使得经此变换后的设计模型点云与随机采样子集间的对应点对距离之和最小。因此, 对于任一随机子集中的测点与其在设计模型上对应的理论点, 存在一个由旋转和平移构成的位姿变换关系:

$$\begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \theta & -\sin \theta \\ \sin \theta & \cos \theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x' \\ y' \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} x_M \\ y_M \end{bmatrix} \quad (8)$$

式中: (x', y') 代表理论叶型上的点, (x, y) 代表实测点云中的点。为求解变换模型中的参数, 至少需要三对不共线的匹配点。将这些点对构造形成矩阵形式, 即可建立如下所示的线性方程组:

$$P = \begin{bmatrix} \cos \theta & -\sin \theta \\ \sin \theta & \cos \theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x'_1 & y'_1 \\ x'_2 & y'_2 \\ \vdots & \vdots \\ x'_n & y'_n \end{bmatrix}^T + \begin{bmatrix} x_M & y_M \\ x_M & y_M \\ \vdots & \vdots \\ x_M & y_M \end{bmatrix}^T = RQ + T \quad (9)$$

为求解旋转矩阵 R , 利用点对的差分消除平移项, 并采用广义逆求解该方程, 得到变换矩阵:

$$R = (\Delta P)(\Delta Q)^{-1} \quad (10)$$

式中: $\Delta P = (p_1 - p_2, p_2 - p_3, \dots, p_{n-1} - p_n)^T$,

$\Delta Q = (q_1 - q_2, q_2 - q_3, \dots, q_{n-1} - q_n)^T$, $(\Delta Q)^+$

为 ΔQ 的加号逆。

在每一次迭代中获得模型参数估计后, 对完整的理论叶型点云施加该刚体变换, 随后, 通过计算原始实测点到变换后理论点云的最近邻距离, 并统计该距离小于给定公差阈值的点的个数, 以此作为本次迭代的代价函数值:

$$N_k = \sum_{i=1}^n f_i \quad (11)$$

式中: $f_i = \begin{cases} 1, & \|p_i - (R \cdot q_i + t)\| \leq \mu \\ 0, & \|p_i - (R \cdot q_i + t)\| > \mu \end{cases}$ 。每一轮的

迭代过程全部结束后, 算法将输出内点数量最多的那次迭代所对应的模型参数。此时, 所有在最终模型下被判定为超出公差带的测点, 即被标记

为需要删除的溢出点。

2) 局部连续性修正

由于 RANSAC 与快速匹配的方式仅能够识别理论叶型公差带范围外的溢出测点, 本文根据测点轮廓的局部连续性识别公差带范围内的溢出测点, 修正溢出测点识别结果。测点集合

$D = \{p_1, p_2, \dots, p_m\}$ 分为了 k 段测量段, 分别为

$D = \{L_1, L_2, \dots, L_k\}$, 其中每一段可表示为

$L_i = \{p_{i0}, p_{i1}, \dots, p_{im}\}$ 。轮廓测点的局部连续性的溢出点识别方法的具体执行步骤如下:

①输入截面测点集 $D = \{p_1, p_2, \dots, p_m\}$, 该截面的所有段落的集合 $Q = \emptyset$, 遍历截面测点集 $D = \{p_1, p_2, \dots, p_m\}$ 中每个测点 p_i , 计算前后两点距离 $d_i = \|p_i - p_{i+1}\|^2, i = 1, 2, \dots, m-1$ 。

②在测点序列遍历过程中, 通过计算相邻点间的欧氏距离并与预设阈值进行比较, 实现测点段的初步划分。算法将点间距与阈值进行比较, 若小于阈值, 即 $d_i \leq d$, 则执行将当前测点 p_i 加至当前段的操作; 若大于阈值 $d_i \geq d$, 则转至对当前个数的判断步骤。

③若点数超过阈值, 则判定该段结束, 将 L_{cur} 归档至集合 Q 中, 随后下一测点开始, 初始化新段 L_{i+1} , 并继续此过程直至处理完截面测点集内所有数据点 $D = \{p_1, p_2, \dots, p_m\}$ 。

④从 Q 中遍历每组相邻测点段 L_i 和 L_{i+1} , 其中 $i = 1, 2, \dots, n$ 。在内存中搜索每段的起始点与终止点, 将相邻段表示为 $L_i = \overline{A_i B_i}$ 和 $L_{i+1} = \overline{A_{i+1} B_{i+1}}$ 。计算测点段的首尾点距离分别为

$d(A_i, B_i), d(A_{i+1}, B_i), d(A_i, B_{i+1}), d(A_{i+1}, B_{i+1})$ 。

⑤为精确定位并剔除分段连接处的溢出点, 算法对相邻的两个测点段进行双向邻近性分析, 分别在两个点集中搜寻与另一集合距离最近的点 p_A, p_B 。 L_i 和 L_{i+1} 按照 p_A, p_B 划分, 以此为依据将各段分割为有效区间与待删除的溢出区间,

得到 L'_i 和 L'_{i+1} , 最终, 将所有有效区间合并 L'_i 和

L'_{i+1} , 得到删除溢出点后的测点集

$D' = \{p'_1, p'_2, \dots, p'_{m'}\}$ 。最终获得清理后的完整

测点集合 $D' = \{p'_1, p'_2, \dots, p'_{m'}\}$ 。

2.2 特殊孔测点识别与有序排序

2.2.1 气膜孔/尾缘孔测点识别处理

气膜孔/尾缘孔测点识别方法根据曲率标记气膜孔/尾缘孔测点, 并通过匹配后的气膜孔理论坐标区分气膜孔坐标与实际凹陷测点。

1) 样条曲线拟合并计算曲率

基于 B 样条曲线^[45]拟合原始测点, 可构建光滑的轮廓模型, 继而据此计算各点曲率, 最终精确定位曲率突变区域。

$$p(u) = \sum_{j=0}^n d_j N_{j,3}(u) \quad (12)$$

$$u \in [u_i, u_{i+1}] \subset [u_3, u_{n+1}], i = 3, 4, \dots, n+1$$

式中: $d_i (i = 0, 1, 2, \dots, n)$ 为控制顶点,

$U = [u_0, u_1, \dots, u_{n+4}]$ 为节点矢量, 根据皮格爾提出的平均技术, 得到节点矢量的方程:

$$\begin{cases} u_0 = u_1 = u_2 = u_3 = 0 \\ u_{3+j} = \frac{1}{3} \sum_{i=j}^{j+2} \tilde{u}_i, j = 1, 2, \dots, n-3 \\ u_{n+1} = u_{n+2} = u_{n+3} = u_{n+4} = 0 \end{cases} \quad (13)$$

将节点值进一步代入, 得到如下方程:

$$\begin{bmatrix} b_0 & c_0 & & a_0 \\ a_1 & b_1 & c_1 & \\ \vdots & \vdots & \vdots & \\ & a_{n-2} & b_{n-2} & c_{n-2} \\ c_{n-1} & & a_{n-1} & b_{n-1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} d_0 \\ d_1 \\ \vdots \\ d_{n-2} \\ d_{n-1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} e_0 \\ e_1 \\ \vdots \\ e_{n-2} \\ e_{n-1} \end{bmatrix} \quad (14)$$

采用高斯消元法求解上述方程, 得到:

$$\mathbf{p}(u) = \mathbf{R}_0 + (u-u_i)\mathbf{R}_1 + \frac{1}{2!}(u-u_i)^2\mathbf{R}_2 + \frac{1}{3!}(u-u_i)^3\mathbf{R}_3 \quad (15)$$

通过拟合的样条曲线的参数化方程，计算原始叶型测点的相对曲率，对于平面曲线

$\mathbf{p}=\mathbf{p}(u)=[x(u), y(u)]$ ，一阶和二阶导矢为：

$$\begin{cases} \dot{\mathbf{p}}(u) = [\dot{x}(u), \dot{y}(u)] \\ \ddot{\mathbf{p}}(u) = [\ddot{x}(u), \ddot{y}(u)] \end{cases} \quad (16)$$

因此，相对曲率按照如下公式计算：

$$\kappa(u) = \frac{\dot{x}\ddot{y} - \ddot{x}\dot{y}}{(\dot{x}^2 + \dot{y}^2)^{2/3}} \quad (17)$$

2) 理论气膜孔模板匹配

为实现气膜孔的自动识别，采用了基于模板匹配的策略。首先通过配准求解出将设计模型最优对齐至实测点云的空间变换矩阵。在完成位姿配准后，依据设计模型中气膜孔理论中心位置和孔径尺寸，在已检测到的曲率突变点集中筛选空间范围，将落入此理论边界内的测点判定为孔特征。源于测量过程获取的是型面上的离散且分布不均的样本点，这导致特定截面可能无法完整采集到部分气膜孔的特征数据，即存在空间覆盖不全的问题。在此，明确本方法的工程适用边界：其检测极限受限于测量设备的点云分辨率。为避免因采样不足导致的“特征混叠”，依据奈奎斯特采样定理及工程经验，被测气膜孔理论直径 D 与点云平均间距 δ 需满足 $D > 3\delta$ 约束关系，即气膜孔径需至少覆盖 3 个测点间距方能保证曲率特征的有效提取。鉴于此，如图 10，若仅依据测点是否落入理论孔径范围内进行启发式判定，易产生无识别，因此必须引入更为严格的逻辑判据。

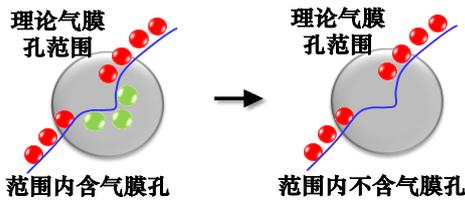


图 10 气膜孔测点模板匹配

Fig.10 Template matching of air-film hole measured point

2.2.2 截面分段排序优化

初始获得的截面点云通常是无序的。在进行后续的点云匹配等操作前，必须对数据格式进行预处理，其核心是将散乱点集转化为沿轮廓线有序排列的序列。这一排序过程本质上是将离散点模型重构为连续的线模型。

1) Delaunay 三角网格的凹包过程

基于 Delaunay 三角剖分构造凹包的算法步骤如下：

① 将二维截面点集 S 进行 Delaunay 三角化，生成三角网格 M 。

② 遍历网格中的所有边 E ，依据其邻接三角形的数量对边进行分类。邻接三角形数为 1 的边被标记为边界有效边，数为 0 的边（退化边）标记为无效。同时记录每条边的几何长度 L 。

③ 将所有超长边界 L 置入初始化队列，从队列中取出边界边，每次迭代中，处理队列首边界边，并通过邻接三角形 T 获取候选边 e_{i1}, e_{i2} ，将两个边邻接三角形集合中删除 T 。更新这些边的邻接关系后，将新生成的合格边界边重新入队。通过这种动态的边界扩展与更新，最终收敛于能够精确表征点云外轮廓的凹包 F ，其构建过程示意图可见图 11。

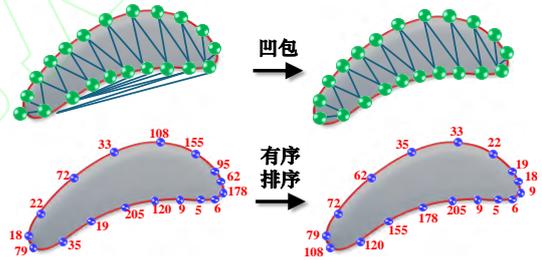


图 11 基于 Delaunay 三角网格的凹包与有序排序

Fig. 11 Delaunay triangular-based concave hull and ordered sorting

2) 测点有序排序

经凹包提取得到的边界边集合 F 在拓扑关系上仍是无序的。为将其转化为连续的有序轮廓线，需对边进行排序连接。执行步骤描述如下：

① 记作 R 为一个列表，从 F 集合中提取最后一条边 e_{last} 加入 R ， $F = F - e_{last}$ ， $R = R + e_{last}$ ，在排序过程中，设定序列 R 的当前首尾节点 ($FirstPt, LastPt$)。

② 对 F 中点 f_i ：若 f_i 的首节点等于 $LastPt$ ，将 f_i 插入 R 的最后端， $F = F - f_i$ 。若 f_i 的尾

结点等于 $LastPt$ ，将 f_i 调换方向，插入 R 的最后端， $F = F - f_i$ 。若 f_i 的尾结点等于 $FirstPt$ ，将 f_i 插入 R 的最前端， $F = F - f_i$ 。若 f_i 的首结点等于 $FirstPt$ ，则需先反转该边方向再加入 R 末端， $F = F - f_i$ 。重复上述搜索与连接步骤，直至集合 F 为空。

此时，序列 R 已从无序的边集合 F 转换成一个首尾相连、顺序排列的有序列表，该列表即构成了截面二维点云的最终有序轮廓序列。

2.3 微小超差 VMM 匹配优化

当叶型轮廓度公差对应于处于公差带边缘时定义为微小超差。本文提出的稳定匹配方法将 VMM 作为目标函数，解决叶型测点分布不均匀的问题。微小超差匹配方法在 VMM 匹配基础上，解决部分截面匹配后轮廓度微小超差的问题。

2.3.1 VMM 稳定匹配

VMM 匹配方法旨在解决因测点余量（即测点到理论模型的距离）分布不均而导致的配准易陷入局部最优的问题。不同于最小化各种距离函数^[46-48]，其核心优化目标是 minimized 以各点余量为权重的距离方差，而非传统的距离平方和，这一方法使其具备了二阶收敛速度、数学上的正定性，以及对密度不均的良好稳定性。

VMM 方法每一次迭代时找到测量点云 $P = \{p_1, p_2, \dots, p_n\}$ 在设计模型点云中的最近点 $Q = \{q_1, q_2, \dots, q_n\}$ ，根据方差最小化原则，计算空间运动旋量 V ($\|\omega\|=1$) 和旋转角度 θ ，并将测量点云变换到新位姿，变换后坐标为：

$$p'_i = e^{[V]\theta} p_i = e^{[\zeta]} p_i \quad (18)$$

传统迭代最近点 (iterative closest points, ICP) 算法对测点分布的密度具有敏感依赖性。在非均匀点云中，以最小二乘为目标的优化会迫使匹配结果向点云更密集一侧偏移，这常常是导致其收敛到局部最优解的主要原因。为克服此缺陷，VMM 匹配提出了一个新的目标函数：使匹配后所有测点余量的方差最小化，即：

$$\min F_V = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (d_i - \bar{d})^2 \quad (19)$$

式中： \bar{d} 为平均距离，在测点距离服从同一正态分布的假设下，可以依据概率统计原理 $DX = EX^2 - (EX)^2$ ，将前述方差最小化的目标函数转化为一个更易于数学处理的等价形式：

$$\min F_V = \sum_{i=1}^n d_i^2 - \frac{1}{n} \left(\sum_{i=1}^n d_i \right)^2 = F_S - F_A \quad (20)$$

VMM 方法中定义了一个复合距离度量函数，该函数由测点到其对应设计模型点的欧氏距离（点-点距离）与测点到模型切平面的垂直距离（点-切面距离）的线性加权和构成，计算：

$$\begin{aligned} d_V &= \lambda d_{FI} + (1-\lambda) d_T \\ &= \lambda L(n_{FI}, \zeta) + (1-\lambda) L(n_T, \zeta) \\ &= L(n_V, \zeta) \end{aligned} \quad (21)$$

式中： $\lambda \in [0, 1]$ ， $n_V = \lambda n_{FI} + (1-\lambda) n_T$ 表示距离度量中法向分量的方向。当 $\lambda = 0$ 时，VMM 方法退化为仅包含点-点距离项时，其优势在于能够获得较快的二阶收敛速度，但代价是损失对点云法向对齐的必要约束；当 $\lambda = 1$ 时，VMM 距离包括切向与法向约束，但是此时收敛速度会降低。

如图 12 所示，VMM 距离可以表示为：

$$d_V = L(n_V, \zeta) = (p_i - q_i)^T n_V + \begin{bmatrix} n_V \\ p_i \times n_V \end{bmatrix}^T \zeta = d_i + C_i \zeta \quad (22)$$

式中： $d_i = (p_i - q_i)^T n_V$ ， $C_i = \begin{bmatrix} n_V \\ p_i \times n_V \end{bmatrix}^T$ 。将式

(22) 代入到目标函数，可得目标函数为：

$$\min F_V(\zeta) = \sum_{i=1}^n (d_i + C_i \zeta)^2 - \frac{1}{n} \left(\sum_{i=1}^n (d_i + C_i \zeta) \right)^2 \quad (23)$$

欲求最小值，将 $F_V(\zeta)$ 对 ζ 求导，得到微分矢量：

$$\xi = \left(\sum_{i=1}^n C_i^T C_i - n \bar{C}^T \bar{C} \right)^{-1} \sum_{i=1}^n (d_i - \bar{d}) (C_i - \bar{C})^T \quad (24)$$

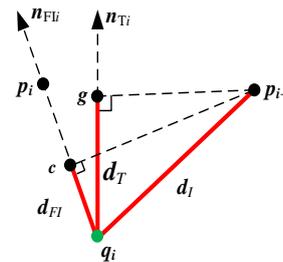


图 12 VMM 方法距离示意

Fig.12 Distance definition in VMM method

VMM 算法的核心迭代流程包含了三个关键步骤：首要任务是建立实测点集与设计模型之间的对应关系。继而，构建一种融合了点-点欧氏距离与点一切平面距离的复合度量；最终，基于此复合度量求解最优刚体变换，并据此更新全部测点的空间位姿。特别地，为应对测点分布不均的问题，其目标函数被设计为测点余量的方差和，这使得求解出的变换参数能使余量分布更为均匀，避免局部过拟合。

2.3.2 微小超差自适应匹配

为解决叶片轮廓度评定中存在的微小超差件的匹配优化问题，本研究依据叶型检测的“最小区域原则”，针对以最大轮廓度误差为合格判据的检测流程，提出了一种自适应匹配优化算法。该算法旨在对经初始匹配后处于公差带边缘的零件进行位姿微调。目标函数满足变换后测点到理论叶型的最大距离最小：

$$\min_{\mathbf{R}, \mathbf{t}} \max_{1 \leq i \leq n} \{d(\mathbf{R}, \mathbf{t})\} \quad (25)$$

式中：测量点云 $\mathbf{P} = \{\mathbf{p}_1, \mathbf{p}_2, \dots, \mathbf{p}_n\}$ 中每一个测点到理论叶型中的最近点 $\mathbf{Q} = \{\mathbf{q}_1, \mathbf{q}_2, \dots, \mathbf{q}_n\}$ 的距离函数，采用测点到对应点欧氏距离^[49-50]，即：

$$d_i = \|\mathbf{R}\mathbf{p}_i + \mathbf{t} - \mathbf{q}_i\|^2 \quad (26)$$

目标函数为所有测点的距离组成的向量 $\mathbf{d} = \{d_1, d_2, \dots, d_n\}$ ， $\mathbf{d} \in \mathbf{R}^n$ 的切比雪夫距离，即无穷范数 ℓ^∞ 最小化的优化问题：

$$\min_{\mathbf{R}, \mathbf{t}} \max_{1 \leq i \leq n} \{\|\mathbf{R}\mathbf{p}_i + \mathbf{t} - \mathbf{q}_i\|^2\} \quad (27)$$

s.t. $\det \mathbf{R} = 1, \mathbf{R}\mathbf{R}^T = \mathbf{I}$

上式直接以最大轮廓度误差（即无穷范数）构建的目标函数是非光滑、不可微的，这给数值求解带来了困难。为此，需对目标函数进行光滑化近似。本文采用最大熵函数法，将原函数中不可导的极大值算子转化为一个可微的光滑函数：

$$\min_{\mathbf{R}, \mathbf{t}} F_\mu(\mathbf{d}) = \mu \ln \left[\sum_{i=1}^n \left(e^{\frac{d_i}{\mu}} + e^{-\frac{d_i}{\mu}} \right) \right] \quad (28)$$

$$\text{s.t. } \mathbf{R}^T \mathbf{R} = \mathbf{I}, \det \mathbf{R} = 1$$

$$d_i = (\mathbf{R}\mathbf{p}_i + \mathbf{t} - \mathbf{q}_i)^T (\mathbf{R}\mathbf{p}_i + \mathbf{t} - \mathbf{q}_i), i = 1, 2, \dots, n,$$

μ 用于控制平滑度，当 $\mu \rightarrow 0$ 时逼近真实绝对值最大值。为便于后续的梯度计算等数学操作，本文采用空间运动旋量 $\mathbf{V} (\|\boldsymbol{\omega}\|=1)$ 和旋转角度 θ 来描述刚体变换，即旋转矩阵 \mathbf{R} 和平移矩阵 \mathbf{t} ，用 $\boldsymbol{\zeta} = \mathbf{V}\theta$ 表示变换过程的微分矢量，基于此参数化，测点在变换后坐标可通过指数映射关系求得：

$$\mathbf{p}'_i = e^{[\mathbf{V}]^\theta} \mathbf{p}_i = e^{[\boldsymbol{\zeta}]} \mathbf{p}_i \quad (29)$$

借助微分链式规则，该目标函数对微分矢量 $\boldsymbol{\zeta}$ 的偏导数可表示为如下形式：

$$\frac{\delta f}{\delta \boldsymbol{\zeta}} = \frac{\delta f}{\delta \mathbf{d}} \cdot \frac{\delta \mathbf{d}}{\delta \boldsymbol{\zeta}} \quad (30)$$

经光滑化处理后的目标函数，其本质是各测点与理论模型对应点距离的 ℓ^∞ 范数 $\|\mathbf{x}\|_\infty = \max_{i=1,2,\dots,n} \{x_i\}$ ，该函数关于距离向量具有良好的凸性质，且每个距离项本身也是 ℓ^2 范数形式，因此，整体目标函数关于待求的微分矢量 $\boldsymbol{\zeta}$ 是凸的，这保证了可以采用 Levenberg-Marquardt 可靠地收敛到全局极值点，执行步骤为：

1) 输入为光滑处理后的目标函数 $F(\boldsymbol{\zeta})$ 及其初始点 $\boldsymbol{\zeta}_0, \mu_0 > 0, k = 1$ ，程序据此初始点计算目标函数的当前梯度 $\mathbf{g}_k(\boldsymbol{\zeta}_k)$ 及雅可比矩阵 $\mathbf{J}_k(\boldsymbol{\zeta}_k)$ 。分解 $\mathbf{J}_k(\boldsymbol{\zeta}_k)^T \mathbf{J}_k(\boldsymbol{\zeta}_k) + \mu_k \mathbf{I}$ ，若 $\mathbf{B}_k(\boldsymbol{\zeta}_k)$ 为非正定矩阵，则设置 $\mu_k = 2\mu_k$ ，直到 $\mathbf{B}_k(\boldsymbol{\zeta}_k)$ 为正定矩阵。

2) 根据 $\mathbf{s}_k = (\mathbf{J}_k(\boldsymbol{\zeta}_k)^T \mathbf{J}_k(\boldsymbol{\zeta}_k) + \mu_k \mathbf{I})^{-1} \mathbf{g}_k(\boldsymbol{\zeta}_k)$ 计算 \mathbf{s}_k ，计算 $r_k = \frac{\Delta F(\boldsymbol{\zeta}_k)}{\Delta m_k(\boldsymbol{\zeta}_k)}$ 。若 $r_k < 0.25$ ，则

$$\mu_{k+1} = 2\mu_k, \text{ 若 } r_k \geq 0.75, \text{ 则 } \mu_{k+1} = 0.5\mu_k,$$

否则 $\mu_{k+1} = \mu_k$ 。

3) 令 $\zeta_{k+1} = \zeta_k - s_k$ ，更新当前值进入新迭代，获得满足目标函数最小的微分矢量 ζ 。

需要指出的是，此种基于轮廓度约束的匹配优化主要适用于以最大轮廓度公差为最终判决依据的场景。在实际工业检测中，此类处于超差边缘的零件占比通常不高。因此，为保证匹配效率，轮廓度约束的匹配优化方法应作为 VMM 匹配的后续自适应修正。

2.4 算法分析与实验验证

为全面评估本文提出的方差最小化 (VMM) 方法的性能优势，本节将其与经典的迭代最近点算法 (ICP) 及切平面距离最小化 (tangent distance minimization, TDM) 方法进行定量对比，并针对当前主流的深度学习点云处理方法进行适用性讨论。

2.4.1 对比实验与分析

选取 3.1 节中的航空叶片模型作为基准对象，构建不同程度的数据缺失场景，以模拟实际测量中因遮挡或高光导致的测点不完整情况。重点考察 ICP、TDM 与 VMM 三种方法在测点分布不均时的匹配精度与稳定性。

实验设置如下：将设计模型离散为点云后，生成了 12 组凹面区域内的开放区域测量点作为原始测点，并逐步剔除叶片凸面数据以改变测点分布的均匀性。定义匹配误差指标为匹配后测点到模型的均方根距离，以此表征加工余量的均匀性。设置参数与实验结果分别如表 1 所示。

表 1 不同开放区域下各方法的对比试验

Tab.1 Method comparison under varying open area

开放区域/%	方法	RMSE/mm	点云数量
4.43	TDM	0.019	144111
	ICP	0.017	
	VMM	0.010	
13.86	TDM	0.052	122513
	ICP	0.045	
	VMM	0.011	
21.99	TDM	0.069	103559

ICP 0.061

VMM 0.012

三种匹配方法均执行 300 次迭代，结果显示 VMM 对开放点分布最不敏感。例如，当表面点开放区域为 13.86% 时，VMM 的均方根误差 (root mean square error, RMSE)，明显小于 ICP 和 TDM (0.011mm 与 0.045mm 和 0.052mm)。ICP 和 TDM 方法的 RMSE 相似，因为它们使用平方距离目标函数。为了进一步分析算法对高斯噪声的敏感性，在生成的原始点云上添加大小为 $N(0.02, 0.03^2)$ 的高斯噪声，对比实验结果如表 2 所示，可知相对其他两种算法，VMM 对噪声的敏感性更低。

表 2 不同方法对高斯噪声的敏感性测试

Tab.2 Robustness tests against Gaussian noise with different methods

单位: mm

类别	真实值	TDM	ICP	VMM
Δx	0.8000	0.8338	0.8317	0.8049
Δy	0.8000	0.7702	0.7746	0.7854
Δz	0.8000	1.0954	0.7877	0.7796

2.4.2 与深度学习算法的对比讨论

针对近年来兴起的基于深度学习的点云配准与分割方法，虽然其在语义理解和特征提取方面表现优异，但在航空发动机叶片精密制造领域，主要基于以下考量：

1) 可解释性与确定性：航空航天领域对制造工艺的认证有着严苛要求。深度学习模型通常呈现“黑箱”特性，其匹配结果的可解释性较差，且存在概率性偏差。而 VMM 方法基于明确的微分几何与最小二乘原理，其计算过程具有严格的数学确定性，每一次计算结果均可溯源，符合航空制造的工艺规范。

2) 精度与数据依赖：深度学习方法的精度高度依赖于海量标注数据的训练，且对于微米级的高精度配准，往往仍需后端接入迭代算法进行精细化。相比之下，VMM 方法无需预训练，直接基于几何拓扑求解，天然具备高精度特性。

综上所述，VMM 方法在保证亚毫米级精度的前提下，兼顾了算法的鲁棒性、可解释性与计算效率，适用于当前的航空叶片精密加工场景。

3 关键特征数据测量评价软硬件研制

3.1 关键特征数据评价软件研发

3.1.1 iPoint3D 关键特征参数处理软件

在上述关键技术与方法的研究基础上，面向航空、航天、核电、船舶等领域重大战略需求，本文在 Visual Studio 开发平台上，使用 C++编程语言、OpenGL 图像库和 Eigen 矩阵库，实现了测点数据处理算法，在微软基础类库（Microsoft Foundation Classes, MFC）架构上开发了图 13 所示航空叶片测点数据处理与关键特征评价系统 iPoint3D。软件支持点云处理、三维匹配、色谱显示等功能，同时开发出集成产品开发（integrated product development, IPD）数据接口，支持常用的测量设备数据读入，如海克斯康/蔡司/三丰/温泽等三坐标测量机、HScan/ATOS 等扫描仪、RobotHScan 等机器人自动化扫描装备，实现了多种测点数据的读取、多联叶片测点数据的分层分组、多联叶片测点数据的溢出点删除、测点型面的气膜孔噪点删除、基于轮廓度约束的微小超差 VMM 匹配优化、轮廓度评价、数据报表输出等完整的数据处理流程。在实现数据分析评价流程的各个功能的基础上，软件通过记录有处理指令的批处理文件，实现自动化分析评价流程，在输入测点数据与批处理文件后，直接计算评价结果。在实现数据自动化处理基础上，软件具备批量处理模块，支持同时同批次多文件自动分析评价。最后，在测点数据自动批量处理的基础上，实现大规模测点匹配与评价结果的存储，从根本上解决国际权威软件 Geomagic 接口不开放、缺乏专用功能、烦琐人工交互等难题。

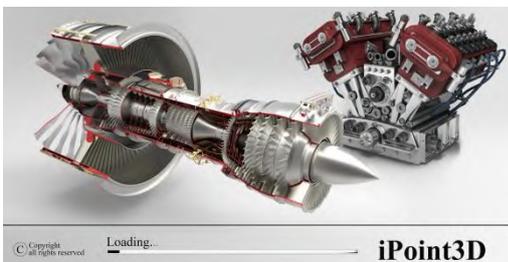


图 13 自主研发的 iPoint3D 软件

Fig.13 Self-developed iPoint3D software

3.1.2 软件功能模块

软件功能模块数据处理流程是软件针对具体叶片对象测点的分析评价需求所执行的操作步骤与相关功能。如图 14 所示，主要包括四个主要步骤：测点输入模块、测点预处理模块、测点匹配评价模块和报表输出模块。预处理模块包括截面分层、溢出点识别去除、测点截面分组排序、去除气膜孔区域测点等多个功能，匹配评价模块针对不同的匹配原则，有适应性距离函数（adaptive distance function, ADF）匹配、微小超差 VMM 匹配优化和基于轮廓度约束匹配优化等不同方法。相比 Geomagic 等商业软件的最大优势是可根据不同应用对象和应用企业的相关要求（如设计部门/检验检测部门要求等），具体软件功能有定制化差异，可支持功能模块不断更新，为客户定制开发专用检测工艺库。具体功能模块可结合各应用对象见第 4 章介绍。

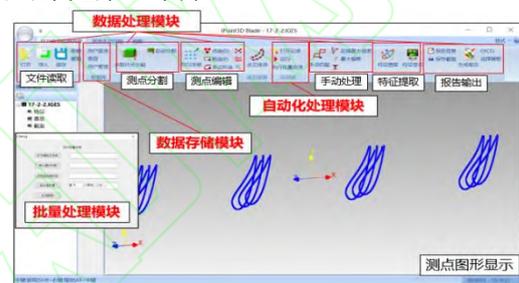


图 14 iPoint3D 软件功能模块

Fig.14 iPoint3D software functions

1) 单个叶片测点数据自动处理

在上述功能模块基础上，iPoint3D 软件提供单件叶片测点自动处理模块，对每一个输入的样本测点文件，通过读取的图 15 脚本文件各行指令，调用上述处理流程中不同预处理/匹配处理方法，实现对单件测点数据自动化处理。

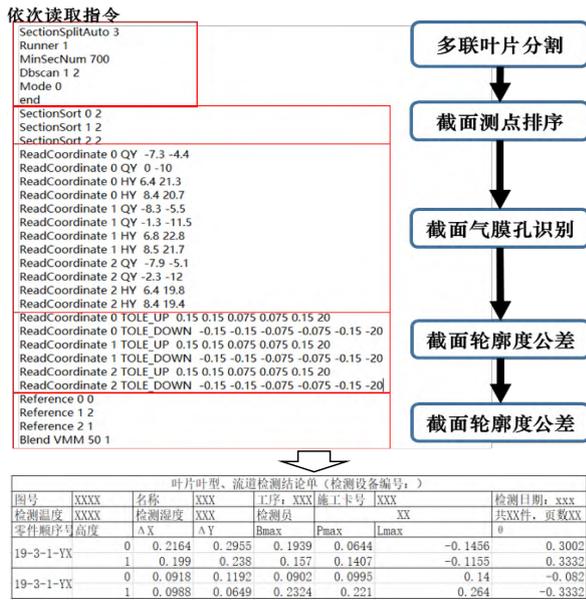


图 15 测点自动处理与报表输出

Fig.15 Automatic points processing and data outputting

操作人员只需提供待测样本文件路径、该型号叶片理论叶型文件路径和对应型号批处理脚本文件，即可实现测点自动化处理。自动化处理模块通过开启自动化处理线程，将内存中输入的待测样本数据和对应型号的理论叶型数据复制到线程的内存空间，并在自动化线程中按照行的顺序读取批处理文件中的指令，每行指令包括了“命令操作”与“对应参数”，根据参数不同，调用不同处理函数，软件将自动对每个零件测点数据与对应的理论叶型数据进行截面分组、点云光顺、点云匹配优化等操作。最后由操作员设置目标报表，报表自动将检测结果添加在报表尾部，减少了软件计算过程中等待操作员输入和计算结果进行人机交互的显示时间，大大提高了检测效率。

2) 批量化叶片测点自动处理

由于同一型号的叶片往往有大批量的样件测点数据需要处理，样件测点数据具有相似的输入点云规模、气膜孔设计位置、去除噪点与溢出点等密度阈值参数等，若只是人工依次导入样件测点数据，同时手动输入各个预处理步骤的阈值参数，进行分析评价，将极大增加误操作概率与浪费时间。为了尽可能减少人工操作步骤，提升操作效率，保证操作的一致性，iPoint3D 软件开发图 16 批量自动化处理功能，保证同一批次航空机加叶片在处理过程中，操作员只需要操作常数的具有确定数目的步骤，即可实现叶片测点数据的批量处理。自动化处理模块采用单独线程的方式实现数据处理功能，因此批量处理模块可通过多

线程方式实现多个样件同时处理功能。

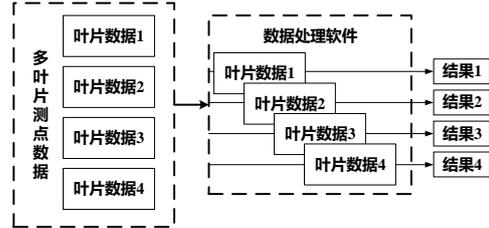


图 16 多线程批量化处理

Fig.16 Multithreaded batch processing

3.2 系列化精密测量装备研发进展

在上述关键技术与方法的研究基础上，面向航空、航天、核电、船舶等领域重大战略需求，所在团队经过 15 年的技术攻关、研制出自主知识产权的 HScan 系列化三维视觉扫描仪。

3.2.1 HScan 系列化扫描仪

HScan 系列扫描仪主要由 CMOS 相机、光学成像镜头、高速数字条纹投射器与外围结构组成，其具体工作流程是：测量时由投射器向待测物体表面投射一组带有相位编码信息的数字光栅条纹，相机经投影仪触发，同步采集由物体表面三维结构调制的变形条纹图像，计算单元对图像进行预处理和解码后，根据预先标定的测量仪参数，即可计算被测物体表面的三维形貌。根据测量范围和应用对象不同，已研制出图 17 所示 HScan 系列化扫描仪，包括曲面轮廓高效型 HScan-E (测量精度 $\pm 20\mu\text{m}@500\text{mm}\times 400\text{mm}$)、曲面轮廓精密型 HScan-500 (测量精度 $\pm 10\mu\text{m}@200\text{mm}\times 150\text{mm}$)、微小特征超精密型 HScan-S (测量精度 $\pm 10\mu\text{m}@200\text{mm}\times 150\text{mm}$)，主要应用于航空叶片、航空蒙皮/壁板、核电叶片、船舶螺旋桨叶/部段等精密测量，可针对不同测量需求定制化开发测量所需功能分析模块。相关设备已通过华中科技大学、智能制造装备与技术全国重点实验室、国家数字化制造与创新研究中心等进行产业化落地，服务于国家重点型号等工程应用推广。



(a) 曲面轮廓高效型(HScan-E)

(a) High-efficient curved surface type (HScan-E)



(b) 曲面轮廓精密型 (HScan-500)

(b) High-precise curved surface type (HScan-500)



(c) 微小特征超精密型 (HScan-S)

(c) Ultra-high-precise micro-feature type (HScan-S)

图 17 HScan 系列化扫描仪

Fig.17 HScan series scanners

3.2.2 RobotHScan 系列化自动扫描装备

在三维扫描仪开发基础上，团队进一步研制了图 18 所示的复杂零件机器人自动化测量装备。以机器人为测量执行体，集成三维扫描仪、转台/导轨等装置，实现复杂零件的自动化三维扫描测量与高效高精度检测，具备自动测量、自动拼接、自动分析、定制化开发等功能。根据待测对象尺寸/特征不同，主要分为定站位小范围自动扫描测量款 RobotHScan 1500B、大范围机器人移动扫描测量款 RobotHScan 1800L 等，可根据对象检测要求实现基于标志点的自动化测点数据精确拼接与无标志点自动化测点精确拼接，其中 RobotHScan 1500B 拼接测量精度优于 $\pm 15\mu\text{m}$ ，RobotHScan 1800L 拼接测量精度 $\pm 0.15\sim 0.2\text{mm}@15\text{m}\times 15\text{m}$ 。



(a) RobotHScan 1500B 测量系统

(a) RobotHScan 1500B scan system



(b) RobotHScan 1800L 测量系统

(b) RobotHScan 1800L scan system

图 18 RobotHScan 系列化自动扫描装备

Fig.18 RobotHScan series automatic scan equipment

4 关键参数评价技术工程化应用

4.1 航空铸造叶片检测

在叶片检测环节采用传统检测。主要依赖三坐标测量机获取叶片截面数据后，通过 MasterCAM、AutoCAD、UG 等通用软件进行人工数据转换与参数计算，单件检测耗时达 15 分钟。该方式存在显著缺陷：人工调整测点与理论曲线的空间匹配精度难以保证，影响弯曲度/扭曲度等关键参数的计算准确性；通用 CAM/CAD 软件缺乏航空特殊叶片专用检测模块，无法自动计算积叠轴等核心参数；多软件交替操作导致数据处理效率低且一致性差。

针对上述问题，应用第 2 部分所提叶片测点分组与溢出点识别、特殊孔测点识别与有序排序、微小超差 VMM 匹配优化等核心方法，开发了基于 iPoint3D 平台的叶片检测专用工艺库。图 19 所示系统实现了三坐标测量数据的自动化处理：直接解析测量机输出的 txt 文件；自动完成截面分割、测点分组与测点匹配优化；计算前/后缘及叶盆/叶背的轮廓误差（支持色谱可视化）；生成公差带曲线；计算横向/纵向偏移及转角参数（含相对值）；自动求解积叠轴、中弧线、最大厚度等特征参数。检测结果以标准化 IPD 格式存储，支持 Word/Excel/PDF 等多格式报告输出，并可自定义排版。如图 20 所示，样件测试表明，该系统从根本上解决了传统方法导致的参数计算失真问题，将单件检测时间压缩至 2~3 分钟，检测效率提升 5 倍以上。通过建立专用工艺库和批处理功能，不仅解决了多软件协同作业的弊端，更实现了检测流程标准化与智能化，显著提升了航空铸造叶片检测精度与工艺一致性。使用软件对同一叶片的 4 个关键截面上表面关键点分别进行 10 次重复提取，计算对应 Y 值（X 值给定）并统

计其计算误差，结果如表 3 所示，其精度优于点云分辨率的 1/10（测试点云分辨率为 0.16mm）。

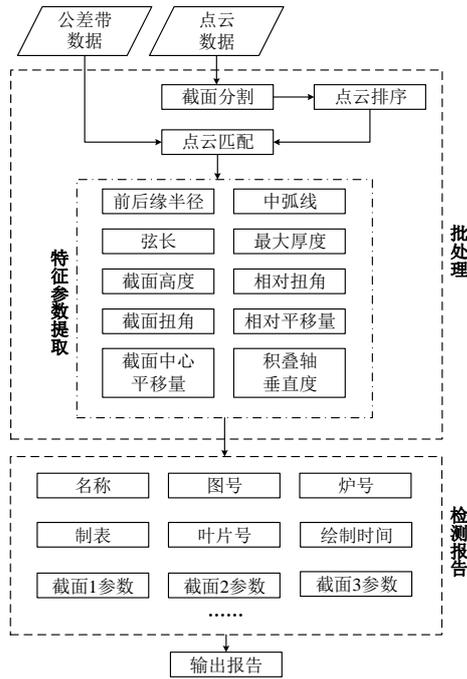


图 19 叶片处理流程

Fig.19 Processing of aviation blade

表 3 叶片截面关键点提取精度

Tab.3 Extraction accuracy of blade cross-sectional keypoints

类别	单位: mm			
	截面 1	截面 2	截面 3	截面 4
平均误差	0.006	0.007	0.006	0.004
最大误差	0.008	0.009	0.007	0.006

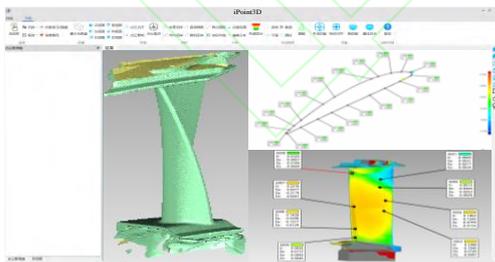


图 20 航空铸造叶片检测软件二维/三维分析

Fig.20 Inspection software for 2D/3D analysis of aviation blade

4.2 多联叶片检测

航空多联叶片主要存在点点之间关系不明导致的测点分组处理、凹陷特征导致的测点识别排序、微小误差导致的匹配优化困难等问题，针对

上述工程问题，应用所提核心算法，自主研发了 iPoint3D 软件。针对表 4 所示多联涡轮导向叶片样件的测点数据(XX01、XX02、XX03、XX04)，开展软件验证与工程化应用。主要包括：多联叶片测点分组分割方法、溢出测点删除方法、叶片气膜孔识别方法、微小超差匹配优化方法等测试验证。

表 4 多联叶片类型与特征

Tab.4 Multi-blade types and features		
叶片型号	截面类型	测点特征
XX01	双截面	流道点、溢出点
XX02	双截面	溢出点、气膜孔
XX03	三截面	溢出点
XX04	八截面	多联多截面

对 XX01 型号的数据进行验证测试。该型号叶片在三坐标设备扫描后带有较长的流道数据，流道数据形状多变且与截面在 Z 轴发生干涉。在软件中采用基于 DBSCAN 聚类的测点划分方法，设置核心对象的最小点数为 5，距离阈值为 1.0 毫米，测试验证结果如图所示，因此，DBSCAN 聚类方法可避免流道线测点干扰，准确划分型面测点聚类 and 流道线测点聚类。对带有流道数据的叶型样件 (XX01)，应用自主研发的 iPoint3D 软件的测点分割结果为两个型面测点数据。可在聚类划分后，通过聚类测点法线离散程度识别并删除多联叶片的流道线测点。

对四联八截面的叶型样件 (XX04) 进行工程测试，iPoint3D 软件采用先分层再分组的方式，有效划分多个叶身测点数据组成的三维输入测点，并将分割后截面测点按照理论叶型对应排列，实现航空多联多截面叶片测点的截面分割。

4.3 同级低压涡轮多叶片一体化检测

低压涡轮叶片检测具有多级、多截面、多测点的检测需求，单次单叶片的检测参数达 50~70 个。同时，低压涡轮叶片检测具有前后缘高精度、高重复性检测的检测标准的特性。目前，中国黎明航发主要使用三坐标测量机对叶片截面进行测量，需要人工使用三坐标进行对点测量，但是叶片截面盆背轮廓测点拟合效果差，检测工艺存在人为判断的不稳定性。由于同批次检验中需要检测多级叶片，对每种叶片检测要求不一致，需要手动调整输出报告，流程烦琐，单次检测时间高达 13 分钟，检测流程重复性高、耗时耗力。

针对以上同级低压涡轮检测问题，开发了以 GOM ATOS 5 为载体的全场景标志点 70 个叶片一体化快速检测软件系统，应用第 2 部分所提核

心算法，单个叶片数据获取检测平均 2 分钟。软件层面上，设计了针对 GOM 采集的数据处理专用软件 iPoint3D，软件支持点云的常规处理，能够实现点云可视化、文件输入输出流、点云拟合与精简，使用基于特征约束的点云模板匹配，实现 70 片低压涡轮叶片的一次分割，获取完整叶片数据。针对单个叶片，可实现图 21 所示基于读取测点的航空叶片待测截面自动分割、测点自动分组与叶片截面设计曲线 VMM 自适应匹配、前缘/后缘/叶盆/叶背轮廓误差计算和色谱显示、前缘/后缘/叶盆/叶背变公差带曲线生成、横向偏移/纵向偏移/转角计算、相对横向偏移/相对纵向偏移/相对转角计算、积叠轴/中弧线/最大厚度计算、叶根叶尖截面扭角计算等。针对需求开发误差拟合算法，避免常规检测误判不合格和误判合格的问题。同时实现图 22 定量与定性分析，支持关键参数报告输出，结果以 IPD 格式存储和调用，报告支持 Word、Excel、PDF 等多种格式，根据现场工程师操作习惯按 1 栏、2 栏、4 栏或多栏方式打印，支持三维误差视图输出，用于工程师现场修整叶片。该方法可从根本上解决人为经验导致的叶片合格与不合格误判问题，单件检测时间缩短至 3 分钟，将工人彻底从烦琐的数据交互处理中解放出来，提升了航空低压涡轮叶片检测效率和关键特征参数评估一致性。

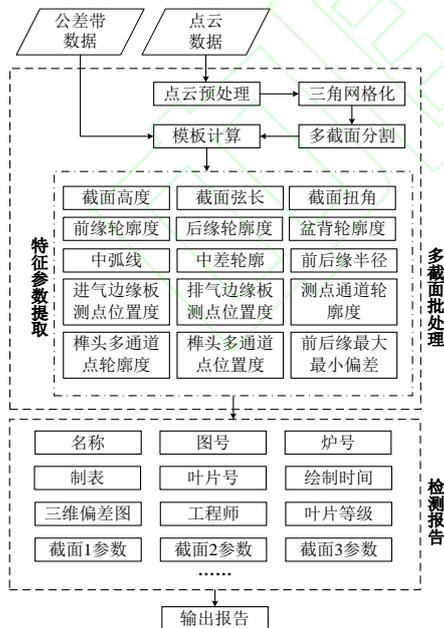


图 21 同级低压涡轮多叶片一体化检测处理流程
Fig.21 Same-stage low-pressure turbine integrated multi-blade inspection and processing workflow

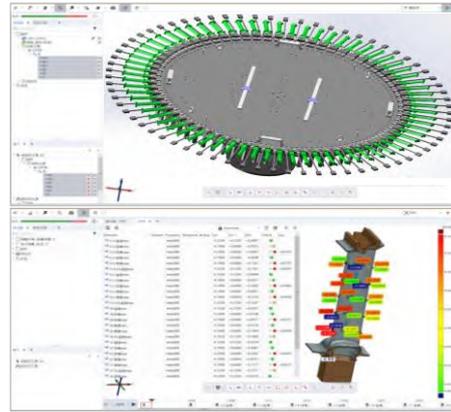


图 22 低压涡轮 70 片叶片一体化检测软件与结果
Fig.22 70 blades inspection integration inspection software and results of low-pressure turbine

4.4 高压涡轮叶片气膜孔检测

高压涡轮叶片分为高压涡轮导向叶片和高压涡轮工作叶片，均采用气膜冷却技术，以此保障新一代高性能战机发动机的推重比。气膜冷却的关键在于降低冷气出流向主流的穿透率，避免主流绕过冷气直接接触壁面造成局部高温。通过合理设计气膜孔位置和冷却通道结构，可以有效降低高温气流的冲刷，进而减小叶片表面温度梯度、降低热损耗，因此检测气膜孔的三维形貌（孔径、位置度、轴线角度）对于增强气膜冷却效果具有重要作用，是保障航空发动机的服役性能、进一步提升新一代战机性能的核心之一。目前，主机厂现场主要采用塞规检测气膜孔的孔径和位置度（导向叶片气膜孔测量时间 5~6 小时/件），采用通水实验检测轴线角度，存在测量效率低、检验结果一致性差、人因误差影响大等问题。

针对上述气膜孔测点数据处理难题，应用第 2 部分所提气膜孔/尾缘孔测点识别处理、测点聚类、目标测点自动分割分组等核心算法，开发了气膜孔叶片检测处理系统。气膜孔叶片检测与批处理操作流程如下：由用户输入气膜孔叶片点云数据和公差带数据，导入批处理文件后，气膜孔测量根据批处理指令依次完成截面分割、点云分组、点云排序、点云匹配、特征参数提取。具体特征参数计算包括气膜孔孔径、气膜孔位置、轴线角、标号、序列。经用户确认后输出图号、孔号、制表、叶片号、绘制时间等详细现场气膜孔叶片检测报告基本信息，生成可溯源的气膜孔叶片电子档存储检测报告，为现场产品合格交付提供了重要依据。整体气膜孔测量开发集成了 OpenHarmony 3D 图形引擎、国产 Deepin UI 框架

/统信 UOS UI 框架以及 Open3D 等成熟的国产技术栈。其中 OpenHarmony 3D 图形引擎是基于鸿蒙生态构建的高性能图形应用程序编程接口 (application programming interface, API)，国内首次应用于气膜孔测量软件中 3D 数据的可视化渲染显示。本文搭建了如图 23 所示的叶片气膜孔机器人自动化检测系统，集成气膜孔测量软件。气膜孔叶片高效检测系统具备完善的数据结构与算法体系，能够有效支撑叶片大规模气膜孔精密测点处理的算法实现与高效存储管理，减少与操作系统底层交互的开发工作量，同时有利于软件底层功能的操作稳定性和可维护性。

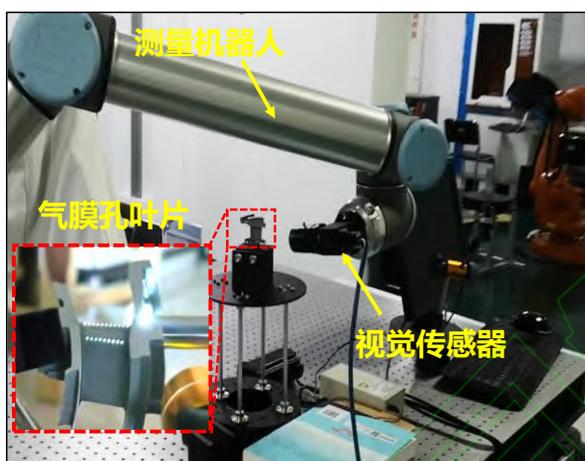


图 23 航空叶片气膜孔机器人测量系统
Fig.23 Aviation air film hole robot measurement system

5 结论

5.1 全文总结

本文围绕航空叶片检测中对应关系不明测点分组难、凹陷特征测点识别排序难、微小误差自适应匹配优化难导致的多联叶片、气膜孔叶片等三维测点数据有效处理挑战难题，开展了多联叶片测点分组与溢出点识别、特殊孔测点识别与有序排序、微小超差 VMM 匹配优化的理论方法突破，开发了三维测点数据处理与关键特征参数评估软件 iPoint3D，研发了常规多设备数据自适应读取的 IPD 数据接口与同时同批次多文件自动批处理分析评价功能，实现了大规模测点匹配与评价结果的存储，从根本上解决了国际权威软件 Geomagic 接口不开放、缺乏专用功能、烦琐人工交互等难题。在此基础上，开发了三维测量系列化硬件 HScan、自动化测量装备 RobotHScan，详

细阐明了航空叶片检测等工程应用中数据处理与多类型关键特征计算评估的操作。

5.2 研究展望

随着我国高性能飞机逐渐入列与新一代发动机进一步研发制造，航空叶片等各类复杂零件三维测点精确高效处理技术仍是未来发展的重点方向，具体发展趋势如下：

1)为解决不同叶片制造企业现有软件反复交互的困境，应重点研究符合各企业设计部门计算原理、服从现场检验检测基本工艺规范的复杂测点精确处理方法，构建多类型复杂零件专用检测数据平台，提升自动化水平与检测分析效率，同时保证数据可溯源性与易扩展性。

2)开发适用于飞机各类型复杂零件的定制化分析软件，应满足现场各类工程人员的易操作性与数据直观性。同时，本文提出测点精确处理与匹配优化算法具备嵌入 AI 模型的潜力，可考虑基于卷积神经网络或视觉 Transformer 的语义分割模型，将原先基于局部曲率突变的启发式判定替换为端到端数据驱动识别，从而显著提高叶片复杂孔特征的鲁棒性与自动化程度。为保护航空发动机研发过程数据，所开发测点数据处理软件应可运行于国产化操作系统，保障数据安全。

参考文献 (References)

- [1] AMOO L M. On the design and structural analysis of jet engine fan blade structures[J]. Progress in Aerospace Sciences, 2013, 60: 1-11.
- [2] XU Z Y, WANG Y D. Electrochemical machining of complex components of aero-engines: Developments, trends, and technological advances[J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2021, 34(2): 28-53.
- [3] 程荣辉, 张志舒, 阮文博, 等. 先进航空发动机核心关键技术[J]. 航空学报, 2025, 46(12): 031220. CHENG R H, ZHANG Z S, RUAN W B, et al. Core key technologies of advanced aircraft engine[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2025, 46(12): 031220. (in Chinese)
- [4] ZARETSKY E V, LITT J S, HENDRICKS R C, et al. Determination of turbine blade life from engine field data[J]. Journal of Propulsion and Power, 2012, 28(6): 1156-1167.
- [5] KOJTYCH S, BATAILLY A. Open NASA blade models for nonlinear dynamics simulations[J]. Journal of Engineering for Gas Turbines and Power, 2024, 146: 011009.

- [6] Left Engine Failure and Subsequent Depressurization, Southwest Airlines Flight 1380, Boeing 737-7H4, N772SW[R]. Philadelphia, Pennsylvania: National Transportation Safety Board, 2019.
- [7] STARR B, LEBLANC P. Marines ground KC-130T planes after deadly crash [EB/OL]. (2017-07-28)[2025-09-13]. <https://edition.cnn.com/2017/07/28/us/marine-corps-ground-kc-130t-planes/>
- [8] 万能, 庄其鑫, 郭彦亨, 等. 拟合精度约束下航发叶片在机测量采样策略[J]. 航空学报, 2023, 44(7): 427151.
WAN N, ZHUANG Q X, GUO Y H, et al. Sampling strategy for on-machine measurement of aero-engine blade under constraint of fitting accuracy[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2023, 44(7): 427151. (in Chinese)
- [9] 李文龙, 王刚, 田亚明, 等. 在机测量技术与工程应用研究进展[J]. 航空制造技术, 2022, 65(5): 14-35.
LI W L, WANG G, TIAN Y M, et al. Research progress of on-machine measurement technology and its engineering applications[J]. Aeronautical Manufacturing Technology, 2022, 65(5): 14-35. (in Chinese)
- [10] YE J, FANG Q, PENG W X, et al. Viewpoint planning for active 3-D reconstruction of freeform surface parts based on DDPG-3DCNN[J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2025, 30(6): 6560-6570.
- [11] HUANG J Z, LIAN D S, LIN T H, et al. Bidirectional line-structured light scanning measurement method for maximum thickness of aero-engine blade cross sections based on profile features[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2024, 73: 5034710.
- [12] 丰雅鹏, 燕必希, 董明利, 等. 基于双目内窥镜的发动机叶片缺陷重建方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2025, 46(10): 345-355.
FENG Y P, YAN B X, DONG M L, et al. Research on the reconstruction method of engine blade defects based on binocular endoscopy[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2025, 46(10): 345-355. (in Chinese)
- [13] 胡述龙, 张定华, 张莹, 等. 带公差约束的数字样板叶型检测方法[J]. 航空学报, 2013, 34(10): 2411-2418.
HU S L, ZHANG D H, ZHANG Y, et al. Inspection method of blade shape based on digitized template with design tolerance constraints[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2013, 34(10): 2411-2418. (in Chinese)
- [14] 谭超, 陈佳慧, 申玉萍. 转子叶片边缘电感测量研究[J]. 金属加工(冷加工), 2012(2): 64-66.
TAN C, CHEN J H, SHEN Y P. Research on measurement of edge inductance of rotor blades[J]. MW Metal Cutting, 2012(2): 64-66. (in Chinese)
- [15] SHI L, LUO J. Sampling point planning method for aero-engine blade profile based on CMM trigger probe[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2024, 132(1/2): 689-699.
- [16] GRIGORIEV S N, ZAKHAROV O V, WANG J, et al. Minimum radius method for measuring curved edges on a coordinate measuring machine[J]. Measurement, 2025, 250: 117119.
- [17] WANG B W, CHEN W W, QIAN J M, et al. Single-shot super-resolved fringe projection profilometry (SSSR-FPP): 100, 000 frames-per-second 3D imaging with deep learning[J]. Light: Science & Applications, 2025, 14: 70.
- [18] SUN B, SONG J F, CAO Y, et al. Research on laser measurement point cloud preprocessing and 3D reconstruction technology for free-form surfaces[J]. Review of Scientific Instruments, 2024, 95(11): 114707.
- [19] DING T, TIAN D Z, WU H, et al. Two-stage hand-eye calibration based on variance minimization principle[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2025, 74: 1-10.
- [20] JIANG C, LI W L, LI W P, et al. A novel dual-robot accurate calibration method using convex optimization and lie derivative[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2024, 40: 960-977.
- [21] 朱凌建, 刘君华, 张钟华, 等. 应用于三坐标测量机的半光斑成像式激光测头[J]. 仪器仪表学报, 2008, 29(12): 2465-2469.
ZHU L J, LIU J H, ZHANG Z H, et al. Non-contact laser aiming detector based on half facular point optical imagery applied in coordinate measurement machine[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2008, 29(12): 2465-2469. (in Chinese)
- [22] 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.
- [23] 王康, 吕彦明, 袁飞, 等. 激光测量点云数据补偿和位姿匹配的研究[J]. 激光与光电子学进展, 2020,

- 57(6): 062802.
WANG K, (LÜ/LV/LU/LYU) Y M, YUAN F, et al. Research on laser measurement point cloud data compensation and pose matching[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2020, 57(6): 062802. (in Chinese)
- [24] 王东方, 蒋诚, 龚博悦, 等. 航空导向器三维测点处理与喉道面积精确计算[J]. *中国机械工程*, 2024, 35(7): 1263-1268.
WANG D F, JIANG C, GONG B Y, et al. Three-dimensional measurement point processing and accurate calculation of throat area for aircraft turbine nozzles[J]. *China Mechanical Engineering*, 2024, 35(7): 1263-1268. (in Chinese)
- [25] DONG Y W, XU B, LIAO T, et al. Application of local-feature-based 3-D point cloud stitching method of low-overlap point cloud to aero-engine blade measurement[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2023, 72: 1008913.
- [26] 陈伟, 刘瑾, 杨海马, 等. 基于曲面边缘提取的航空叶片点云配准[J]. *应用激光*, 2024, 44(10): 196-203.
CHEN W, LIU J, YANG H M, et al. Aircraft blade point cloud registration based on surface edge extraction[J]. *Applied Laser*, 2024, 44(10): 196-203. (in Chinese)
- [27] 李文龙, 李中伟, 毛金城. iPoint3D 曲面检测软件开发与工程应用综述[J]. *机械工程学报*, 2020, 56(7): 127-150.
LI W L, LI Z W, MAO J C. The development and application review of iPoint3D software for surface inspection[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2020, 56(7): 127-150. (in Chinese)
- [28] 曹国强, 郭旭, 叶长龙, 等. 一种基于非完整点云数据的航空发动机叶片边缘半径获取方法[J]. *计量学报*, 2023, 44(4): 527-533.
CAO G Q, GUO X, YE C L, et al. A method for obtaining edge radius of aeroengine blade based on incomplete point cloud data[J]. *Acta Metrologica Sinica*, 2023, 44(4): 527-533. (in Chinese)
- [29] 丁建军, 卢光超, 孙林, 等. 基于扫描点云的叶片特征型线分析方法及实现[J]. *机械工程学报*, 2022, 58(17): 41-48.
DING J J, LU G C, SUN L, et al. Profile analysis method based on point cloud scanning of blade profile[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2022, 58(17): 41-48. (in Chinese)
- [30] 刘书桂, 毛晨丽, 张海涛. 基于无序点云的叶片截面特征参数提取[J]. *航空动力学报*, 2016, 31(9): 2226-2232.
LIU S G, MAO C L, ZHANG H T. Cross-sectional feature parameters extraction of blade based on unorganized point cloud[J]. *Journal of Aerospace Power*, 2016, 31(9): 2226-2232. (in Chinese)
- [31] 毕超, 王津, 李迪, 等. 基于光学扫描的叶片截面测量技术研究[J]. *航空制造技术*, 2018, 61(15): 91-95, 102.
BI C, WANG J, LI D, et al. Study on measuring technology of blade sections based on optical scanning[J]. *Aeronautical Manufacturing Technology*, 2018, 61(15): 91-95, 102. (in Chinese)
- [32] 曾定邦, 李俊杰, 周雄辉. 基于点云的复杂三维模型特征参数提取研究[J]. *组合机床与自动化加工技术*, 2019(10): 1-5, 9.
ZENG D B, LI J J, ZHOU X H. Research on parameter calculation of complex 3D model based on point cloud[J]. *Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique*, 2019(10): 1-5, 9. (in Chinese)
- [33] 张宇, 王晓亮. 基于径向点插值方法的柔性螺旋桨气动弹性模拟[J]. *上海交通大学学报*, 2020, 54(9): 924-934.
ZHANG Y, WANG X L. Simulation on aeroelasticity of flexible propellers based on radial point interpolation method[J]. *Journal of Shanghai Jiao Tong University*, 2020, 54(9): 924-934. (in Chinese)
- [34] LI W L, XIE H, ZHANG G, et al. Adaptive bilateral smoothing for a point-sampled blade surface[J]. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 2016, 21(6): 2805-2816.
- [35] CHENG Y Q, LI W L, JIANG C, et al. A novel point cloud simplification method using local conditional information[J]. *Measurement Science and Technology*, 2022, 33(12): 125203.
- [36] HOU T C, LIU J W, LIU Y W. Algorithmic clustering of LiDAR point cloud data for textural damage identifications of structural elements[J]. *Measurement*, 2017, 108: 77-90.
- [37] SU L J, XU W, WANG Y P, et al. Robust point cloud registration in robotic inspection with locally consistent Gaussian mixture model[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2024, 73: 5038712.
- [38] CHENG Y Q, LI W L, JIANG C, et al. A novel cooling hole inspection method for turbine blade using 3D reconstruction of stereo vision[J]. *Measurement Science and Technology*, 2022, 33(1):

- 015018.
- [39] MAKEM J E, OU H G, ARMSTRONG C G. A virtual inspection framework for precision manufacturing of aerofoil components[J]. *Computer-Aided Design*, 2012, 44(9): 858-874.
- [40] ZHANG X X, DONG Y W, LIAO Y T, et al. Robust film-cooling hole segmentation and geometric characterization in turbine blade[J]. *Measurement*, 2026, 257: 118878.
- [41] HE W, DENG Q H, ZHOU W L, et al. Film cooling and aerodynamic performances of a turbine nozzle guide vane with trenched cooling holes[J]. *Applied Thermal Engineering*, 2019, 150: 150-163.
- [42] LIU B, KUANG F M, GE C, et al. Automatic inspection system of aeroengine cooling hole based on gas excitation and infrared images[J]. *Measurement Science and Technology*, 2025, 36(7): 075104.
- [43] 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.
- [44] XIE H, LI W L, YIN Z P, et al. Variance-minimization iterative matching method for free-form surfaces: part II: experiment and analysis[J]. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 2019, 16(3): 1192-1204.
- [45] 刘增晟, 高翔, 张翔, 等. 面向科学与工程计算的数模孔洞填充修复[J]. *国防科技大学学报*, 2025, 47(2): 165-172.
- LIU Z S, GAO X, ZHANG X, et al. Filling and repairing holes in geometric model for scientific engineering computing[J]. *Journal of National University of Defense Technology*, 2025, 47(2): 165-172. (in Chinese)
- [46] 蔡舒妤, 郝峰伟, 史涛. 基于邻域点特征分割与对应的航空发动机叶片损伤点云配准[J]. *北京航空航天大学学报*, 2025, 51(3): 784-794.
- CAI S Y, HAO F W, SHI T. Partition based on features of neighborhood points and corresponding point cloud registration of aero-engine damaged blade[J]. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*, 2025, 51(3): 784-794. (in Chinese)
- [47] GOU C, LIAO X B, LI T, et al. Fast registration of point cloud of complex hollow turbine blade[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2025, 33(5): 829-838.
- [48] XIA Z L, FAN Z J, MEI X S, et al. Accurate reconstruction of turbine blade point cloud and multiple point cloud registration based on structured light[J]. *Measurement*, 2025, 242: 115897.
- [49] RAMASUBRAMANIAN V, PALIWAL K K. An efficient approximation-elimination algorithm for fast nearest-neighbour search based on a spherical distance coordinate formulation[J]. *Pattern Recognition Letters*, 1992, 13(7): 471-480.
- [50] HUANG F C, ZHU Y F, ZHOU Z L. Irregular euclidean distance constellation design for quadrature index modulation[J]. *IEEE Communications Letters*, 2023, 27(11): 2928-2932.