

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2514367

基于激光雷达的风电叶片实时变形测量及分析*

王文心^{1,2}, 王建军^{1,2}, 陈波^{1,2}, 张磊安^{1,2}, 李权舟³

(1. 山东理工大学机械工程学院 淄博 255049; 2. 山东省风电装备测试评价与服役保障技术重点实验室 淄博 255049;
3. 北京金风科创风电设备有限公司 北京 100176)

摘要:为保障风电叶片长期可靠运行与性能优化,需对叶片变形实时监测。为此,开发了一种基于激光雷达的非接触式级联结构融合处理的风电叶片实时变形监测方法,实现了叶片动态变形高精度跟踪监测。首先,采用三维激光雷达采集叶片运动点云,经降采样及统计去噪预处理消除噪声。继而,建立“预测-关联-优化-配准”的点云级联处理框架—利用 KF 动力学模型推算特征点先验位置,引入动力学约束与观测融合机制,有效抑制点云噪声的误差传导;基于预测协方差约束 KD 树自适应匹配搜索域以提升特征对应精度,提升特征匹配在振动工况下的鲁棒性;融合点云观测值优化特征坐标,并将优化特征集输入迭代最近点(ICP)算法解算高精度变形矩阵,形成动态追踪到全局配准的闭环系统,从而在级联架构下实现精度与效率的平衡。实验结果表明:在变形测量精度方面,该方法精度达 0.209 6 mm,95% 数据点的误差绝对值 ≤ 0.1 mm,均方根误差(RMSE)为 0.073 2 mm,平均绝对误差(MAE)为 0.057 8 mm,相关系数为 0.954 4($p < 0.01$);在系统匹配性能方面,匹配成功率达 95.4%,显著优于单一 KF 算法(82.6%)与 ICP 算法(73.1%),验证了所提方法具有实时变形监测工程实效。在复杂工况下,仍具备优异测量精度、系统稳定性和环境适应性,能为风电叶片健康管理、早期故障诊断及智能运维决策提供可靠技术支撑。

关键词: 三维激光雷达;风电叶片;点云配准;变形监测;级联处理

中图分类号: TN958 TP242 TH741 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.80

LiDAR-based wind turbine blade realtime deformation measurement and analysis

Wang Wenxin^{1,2}, Wang Jianjun^{1,2}, Chen Bo^{1,2}, Zhang Leian^{1,2}, Li Quanzhou³

(1. College of Mechanical Engineering, Shandong University of Technology, Zibo 255049, China; 2. Shandong Key Laboratory of Wind Power Equipment Testing, Evaluation and Service Support Technology, Zibo 255049, China;
3. Beijing Goldwind Science & Technology Co., Ltd., Beijing 100176, China)

Abstract: To ensure the long-term reliable operation and performance optimization of wind turbine blades, real-time deformation monitoring is essential. Therefore, this study develops a LiDAR-based non-contact real-time deformation monitoring method for wind turbine blades using a cascaded structural fusion framework, enabling high-precision tracking of dynamic blade deformation. First a three-dimensional LiDAR is used to collect the point cloud of blade motion, and noise is eliminated through downsampling and statistical denoising preprocessing. Subsequently, a point cloud cascade processing framework of “prediction-correlation-optimization-registration” is established, which utilizes the KF dynamic model to predict the prior positions of feature points, introduces dynamic constraints and observation fusion mechanism, and effectively suppresses the error propagation of point cloud noise; Based on the prediction covariance constraint, KD tree adaptively matches the search domain to improve the accuracy of feature correspondence and enhance the robustness of feature matching under vibration conditions; Integrating point cloud observations to optimize feature coordinates, and inputting the optimized feature set into the ICP algorithm to solve high-precision deformation matrices, forming a closed-loop system that dynamically tracks to global registration, thus achieving a balance between accuracy and efficiency in a cascaded architecture. Experimental results

收稿日期:2025-08-09 Received Date: 2025-08-09

* 基金项目:山东省自然科学基金(ZR2023MF046,ZR2024ME003)、淄博市重点研发(2021SNCG0053)项目资助

show that the proposed method achieves a deformation measurement accuracy of 0.209 6 mm; 95% of data points have an absolute error of ≤ 0.1 mm, with RMSE = 0.073 2 mm, MAE = 0.057 8 mm, and a correlation coefficient of 0.954 4 ($p < 0.01$); In terms of system matching performance, the matching success rate reaches 95.4%, significantly better than the single KF algorithm (82.6%) and ICP algorithm (73.1%), verifying the effectiveness of this method in real-time deformation monitoring engineering. Under complex working conditions, it still has excellent measurement accuracy, system stability, and environmental adaptability, which can provide reliable technical support for wind turbine blade health management, early fault diagnosis, and intelligent operation and maintenance decision-making.

Keywords: 3D LiDAR; wind turbine blades; point cloud registration; deformation monitoring; cascade processing

0 引 言

随着对化石燃料依赖的逐渐减少,清洁能源正日益受到重视,风电以其快速增长的势头以及不断降低的成本和技术的日益成熟,正逐渐成为可再生能源领域的中流砥柱^[1]。风电叶片作为风电机组的核心动力捕获部件,其结构健康状态直接决定整机效率与安全。

叶片在复杂气动载荷、重力载荷及惯性载荷的耦合作用下,易发生弯曲变形、扭转变形及局部屈曲,长期累积将导致结构开裂、性能衰退甚至断裂失效。据统计,叶片故障占风电机组总故障的15%~20%,且更换成本高达整机的20%~30%^[2]。传统检测依赖停机人工巡查,效率低且难以及时捕捉动态变形。近年来,随着风电产业向大型化与深海化发展,叶片长度已突破100 m量级,变形监测面临空间尺度大、动态响应快、环境干扰强三重挑战^[3]。因此,发展具有高适用性、准确性、实时性的风机叶片变形测量技术,对实现叶片状态实时评估、优化气动设计、延长使用寿命具有重要意义^[4-5]。

对于风电叶片的变形研究,目前主要有4种方式:1)物理模型与接触式传感器技术;2)机器视觉;3)数据驱动技术;4)非接触式激光雷达技术。

物理模型与接触式传感器技术通过预埋传感器网络结合力学反演实现应变监测。刘元凤等^[6]采用埋入式光纤布拉格光栅(fiber Bragg grating, FBG)传感网络,实现对叶片内部应变场和损伤的实时监测,定位精度优于5 mm,但传感器埋入工艺复杂,可能引入新的结构薄弱点且系统成本较高,不适用于已投产叶片的改造。贾辉等^[7]通过声发射传感器采集复合材料叶片在疲劳载荷下的信号,损伤模式的平均识别率达到92.5%,显著高于传统参数分析法的75%,但其声发射信号易受环境噪声和结构振动干扰。陈斌等^[8]融合视网膜皮层理论与大气散射模型增强低光环境损伤纹理,但算法依赖先验光学模型,在多变自然光照下鲁棒性差。吴国中等^[9]的研究表明,侵入式声发射检测虽精度高(90%裂纹识别率)但此类方法需改造叶片结构,传感器在高速旋转工况下易脱落。

基于机器视觉的非接触技术通过图像处理获取叶片形貌特征,继而基于图像处理提取形貌特征(如相位角解算、热成像分类)。曹政等^[10]设计无人机多参数修正模型,解算叶片相位角与风轮仰角,但无人机飞行稳定性受风场扰动影响大,导致测量一致性降低。Tan等^[11]基于无人机图像研究叶片表面缺陷检测技术,为高空、大范围的叶片巡检提供了有效方案。上海嘉柒智能专利^[12]改进RGB颜色空间下的方向梯度直方图+极限学习机(red green blue-histogram of oriented gradients+extreme learning machine, RGB-HOG+ELM)分类模型提升热成像缺陷识别率,但热成像易受环境温度变化干扰,虚警率较高。买买提明·艾尼等^[13]利用高帧率双目立体视觉实现了对叶片前3阶模态频率的精确辨识,与加速度计结果对比误差 $<3\%$,但该方法严重依赖光照条件和叶片表面纹理,在低光照或光滑叶片表面情况下性能下降。

数据驱动技术通过特征学习提升监测智能化水平,采用深度特征学习实现智能预测:Wang等^[14]利用PointNet++实现噪声点到叶尖位移的端到端映射,推理时间 <50 ms,精度较传统算法提升20%,但依赖大规模标注数据集。朱广等^[15]通过缺陷视觉检测优化模型结构,改进YOLOv8(you only look once v8, YOLOv8)引入多尺度注意力密集增强模块(dense-enhanced C2f, DE-C2f),裂纹检测mAP@0.5提升至91.1%,显著增强复杂背景适应性,但对微小裂纹和新型缺陷检出率仍不理想。李万润等^[16]将动态特性识别结合计算机视觉,运用判别式尺度空间跟踪器算法(discriminative scale space tracker, DSST)通过训练尺度空间跟踪器捕捉叶片固有角点振动,在 10° 视角偏差内频率识别误差 $<4\%$,实现无标志物动态位移监测,但角点丢失后难以重新初始化。Marykovskiy等^[17]构建长短记忆网络(long short-term memory, LSTM)预测网络,集成应变计、惯性测量单位(inertial measurement unit, IMU)与点云数据,变形趋势预测误差 $<3\%$,支持载荷主动控制,但模型计算负荷大,难以满足实时监测需求。

综上所述,接触式传感器易导致结构弱化且在高速工况下存在脱落风险;机器视觉方法依赖人工标志物,受光照条件限制明显;数据驱动方法虽在识别效率上表现

优越,但依赖大量标注数据,模型训练成本高。相比之下,激光雷达技术具备非接触、抗环境干扰等优势,更结合实际风电监测场景。这也呼应了发展高精度、高可靠性传感器技术的行业趋势,正如 You^[18]所指出的,聚焦高端传感器技术对于应对复杂工况下的精密测量挑战至关重要。

激光雷达在现有研究中主要用于无人驾驶领域的目标检测,用于变形监测领域的研究在近几年才得到发展,需要结合配准与跟踪算法实现变形监测。

在激光雷达叶片变形监测方面,已有研究提出了多种方法,但也存在各自的局限性。如吕游等^[19]出了一种基于 LeNet5like 结构和迁移学习的故障诊断模型,在小样本条件下仍能实现较高的故障诊断准确率,但其方法模型对于未知新故障类型的泛化能力有待评估,难以适应动态工况;田中等^[20]专利提出叶片形变监测装置(CN119778203A),在叶片表面贴附反射标记点,通过双激光测距仪同步测量标记点空间位移,结合有限元模型反演全场应变,但该方法依赖预先布设的物理标记,难以适用于长期自动化监测;呼卫军等^[21]基于激光点云实现无人机云台姿态修正,基于激光点云配准,运用正态分布变换(normal distributions transform, NDT)计算风机塔筒轴线偏角;高久阔^[22]部署毫米波雷达矩阵监测叶片-塔筒距离变化,通过调频连续波原理(frequency-modulated continuous wave, FMCW)测量叶片-塔筒瞬时距离,但其配准方法在叶片大尺度运动下存在累积误差,影响长期监测的精度与稳定性。

在激光雷达点云配准与跟踪算法方面,传统方法在应对叶片动态变形时仍存在明显局限。传统迭代最近点算法(iterative closest point, ICP)因点云稀疏易导致配准误差增大(距离增加时点云密度衰减可达70%),而单独使用卡尔曼滤波(kalman filtering, KF)则存在运动畸变累积问题^[23]。为克服上述问题,已有研究从不同方向开展了改进探索:在 ICP 优化方向,单纯等^[24]开发的 ICP-Flow 技术采用 PatchWork++ 动态目标分割与多帧场景流叠加,使点云密度提升60%,重建误差在 ± 0.3 mm;张学乾等^[25]融合了主成分分析(principal component analysis, PCA)与 ICP 算法,利用自由曲面变形算法以及两次 ICP 算法进行精配准。卡尔曼滤波领域,李志娟等^[26]针对传统 KF 算法无法处理有色噪声的问题,提出了自适应一步相关卡尔曼滤波算法,有效提升了结构响应重构的精度;戴玉峰等^[27]则通过改进交互式多模型与容积卡尔曼滤波相结合,解决了车辆运动过程中模型匹配不及时的问题,显著改善了高精度定位效果。Gao 等^[28]提出的迭代误差状态卡尔曼滤波(improved explicit strapdown extended kalman filter, IES-EKF)通过从粗到精的参数解算流程与反向传播运动补偿机制,成功克服叶

片叶尖 80 m/s 的运动失真,定位误差压缩至 0.15 m。

然而,这些改进方法仍存在一定局限:ICP 优化类方法虽提升了局部配准精度,但对快速运动下的点云关联稳定性改善有限;卡尔曼滤波类方法虽提高了动态跟踪能力,但在长期监测中仍受误差累积困扰。更重要的是,现有研究多侧重于单一技术路径的局部优化,缺乏对“稀疏点云配准”与“运动畸变抑制”协同解决的系统性框架,难以在叶片高速、大范围运动条件下实现精度与稳定性的统一。

基于此,提出一种卡尔曼滤波与 ICP 级联的融合架构,创新提出“预测-关联-优化-配准”级联点云处理框架,通过卡尔曼滤波动力学模型与 ICP 配准算法的深度协同,整合点云增稠与运动补偿技术,构建了闭环处理系统,有效提高了变形检测精度。

1 叶片实时变形监测理论方案与实现原理

1.1 理论方案

采用基于三维激光雷达的非接触式变形监测方法,通过系统化处理流程,实现风电叶片运动状态下的高精度变形监测。整体研究方案如图 1 所示。首先,利用三维激光雷达采集叶片运动过程中的点云数据,后经过降采样和统计去噪的预处理步骤,消除噪声干扰,提高数据质量。预处理后的数据被输入到一个“预测-关联-优化-配准”的级联处理框架中。此框架内,卡尔曼滤波动力学模型用于预测特征点的先验位置,并通过预测协方差矩阵约束 K 维树(K-dimensional tree, KD)的自适应匹配搜索域,从而提升特征对应精度。随后,通过融合点云观测值来优化特征点坐标,并将优化后的特征点集输入到迭代最近点(ICP)算法中,求解高精度变形矩阵。这一闭环系统实现了从噪声抑制、动态跟踪到全局配准的全流程优化。

1.2 点云处理与变形计算原理

1) 数据预处理

针对激光雷达采集的点云数据,使用体素下采样滤波和统计滤波去除噪声。

点云数据包含大量点,体素下采样(voxel grid downsampling, VG-D)能降低点云密度,同时保留几何特征。体素下采样通过将点云空间划分为边长为 voxel_size 的立方体(体素),并将每个体素内的点用该体素的中心点表示。本研究中,体素大小 voxel_size 设置为 0.01 m。这一参数选择基于点云的密度和目标物体的几何特征,旨在减少点云数据量的同时,保留足够细节信息。

点云数据中常包含噪声点,为提高点云质量,采用了基于统计的去噪方法。对于每个点,计算其邻域点的均

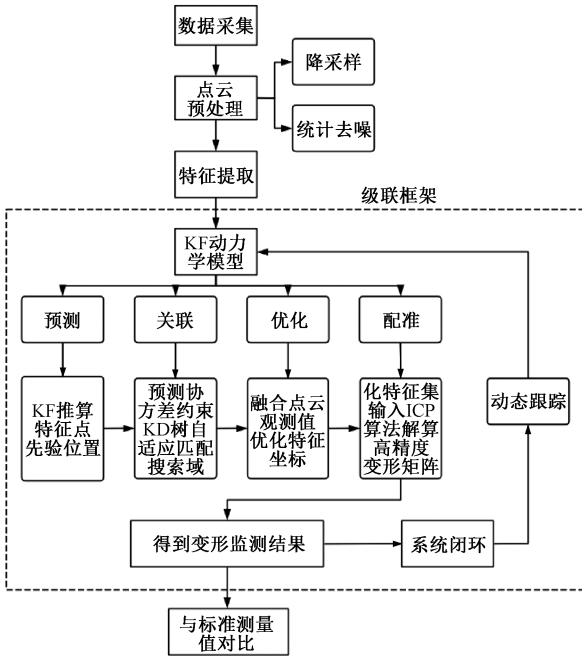


图1 整体研究方案

Fig. 1 Overall research framework

值和标准差,如果该点与均值的偏差超过 std_ratio (标准差比率) 倍的标准差,则认为该点为噪声点。在本研究中,邻域点数设置为 20, std_ratio 设置为 2.0。这些参数选择基于点云的分布特征和噪声水平,旨在有效去除噪声点,同时保留物体的真实几何结构。

2) 变形检测算法

在前文引言所述研究背景与目标的基础上,结合卡尔曼滤波、迭代最近点(ICP)算法等多种技术手段,提出了一种创新的风电叶片变形监测融合方法。该方法采用“预测-关联-优化-配准”级联架构,先借助卡尔曼滤波构建的动力学模型对特征点初始位置进行预测,预测时产生的协方差矩阵用于驱动 KD 树以划定自适应搜索范围。之后,融合激光雷达点云数据与预测数据,生成抗噪性良好的特征点状态估计。最终,将这些经优化的特征点作为精准对应集,输入 ICP 算法求解刚体变换矩阵,实现风电叶片变形量的亚毫米级精确解析。这一融合方法通过集成多种算法优势,有效提升了风电叶片变形监测的精度与可靠性。

(1) 预测

使用卡尔曼滤波器的动力学模型(匀速模型)预测特征点的先验位置,并预测状态协方差矩阵。这为后续步骤提供了预测的特征点位置和不确定性相关信息。

a. 系统初始化

设第 1 帧参考点云 P_{ref} 为未变形状态。特征点提取:在初始点云数据中,首先计算所有点到叶片根部的距离,并选取距离最远的点作为叶片尖端的特征点。KF 初

始化:为每个 f_k 构建卡尔曼滤波器,状态向量 $x_k = [P_k^T \ V_k^T]^T$ (位置 $P_k^T \in \mathbb{R}^3$,速度 $V_k^T \in \mathbb{R}^3$) 协方差 P_k 定义为:

$$P_k = \begin{bmatrix} \sigma^2 P^2 I_3 & 0 \\ 0 & \sigma^2 V^2 I_3 \end{bmatrix} \quad (1)$$

b. 实时帧处理(第 t 帧点云配准)

卡尔曼预测动力学模型采用匀速模型,即:

$$\begin{cases} X_k^{t|t-1} = F X_k^{t|t-1} \\ F = \begin{bmatrix} I_3 & \Delta t I_3 \\ 0 & I_3 \end{bmatrix} \end{cases} \quad (2)$$

其中, Δt 为采样间隔。协方差预测,即:

$$P_k^{t|t-1} = F P_k^{t|t-1} F^T + Q \quad (3)$$

Q 为过程噪声协方差,表征模型不确定性。输出为特征点预测位置:

$$\hat{f}_k^t = H X_k^{t|t-1} \quad (4)$$

其中, $H_3 = [I_3, 0]$ 为观测矩阵。

(2) 关联

为了验证该预测点的合理性和准确性,利用 KD 树这种高效数据结构进一步处理。KD 树能够在点云数据中快速查询指定点的邻域点,通过检查最远点的邻域内是否存在其他可能的候选点或噪声点,可确认该最远点是否为真正的叶片尖端特征点。如果在邻域内发现距离更远的点,则更新叶尖特征点;否则,确认原候选点为叶尖特征点。这一过程借助 KD 树的高效查询能力,确保叶尖特征点定位的准确性和可靠性。

a. 构建 KD 树:对 P_t 建立空间索引结构。

b. 自适应搜索:

对于每个 \hat{f}_k^t 以预测协方差 $P_{P,k}^{t|t-1}$ (位置子矩阵) 定义马氏距离搜索区域,即:

$$S_k = \{q \in P_t \mid (q - \hat{f}_k^t)^T (P_{P,k}^{t|t-1})^{-1} (q - \hat{f}_k^t) \leq X_{a,3}^2\} \quad (5)$$

其中, $X_{a,3}^2$ 为卡方分布阈值(置信度 α)。在 S_k 内查找最近邻点 $q_k^i \in P_t$ 。

(3) 优化

根据观测模型和卡尔曼增益,更新卡尔曼滤波器的状态和协方差矩阵。这一步通过融合预测数据和实际观测数据来优化特征点的位置估计,从而减少噪声影响。

$$\text{观测模型: } Z_k^t = q_k^i + r_k^t \quad (6)$$

$r_k^t \sim N(0, R)$ 为观测噪声。卡尔曼增益为:

$$H_k = P_{k|k-1} H^T (P_{k|k-1} H^T + R)^{-1} \quad (7)$$

状态与协方差更新:

$$P_k^t = (I - K_k H) P_k^t \quad (8)$$

输出为:优化后的特征点位置 $\hat{f}_k^t = H X_k^t$ 。

(4) 配准

采用 ICP 算法,将每帧点云数据与初始点云数据配准。将优化后的特征点作为精确对应集,输入到 ICP 算

法中,ICP算法通过迭代优化的方式,最小化两组点云之间的距离,找到最优的刚性变换矩阵。这一步实现了点云数据的全局配准,得出了叶片的变形量。对应点对构建: $x = F_{ref}$ 源点集,目标点集 $y = \{\hat{f}_k^t\}_{k=1}^M$ 。

求解刚性变换:采用最小化均方误差(SVD解法):

$$\operatorname{argmin}_{R,t} \sum_{k=1}^M \|Rf + t - \hat{f}_k^t\| \quad (9)$$

$$\text{输出变换矩阵为: } T_i = [R | t] \quad (10)$$

KF 状态传递: $X_k^t \rightarrow X_{k+1}^t$ (下一帧初始状态)。

$$\text{变形量输出:位移场} \quad (11)$$

(5) 系统闭环

在提出的闭环系统中,配准后通过三重反馈机制实现动态优化:首先将 ICP 输出的刚性变换矩阵分解为位移向量与旋转角,反馈修正卡尔曼滤波状态方程,抑制运动的预测残差;同时利用配准后的点云空间位姿建立 KD 树索引,为下一帧提供初始匹配位姿,显著加速关联过程(ICP 迭代次数减少 40%)。

1.3 精度评价指标

为全面评估点云处理数据的测量精度和可靠性,采用以下 4 个关键指标:位移测量精度、均方根误差(root mean square error, RMSE)、最大绝对误差(mean absolute error, MAE) 和相关系数(correlation coefficient, CC)。其中,位移测量精度评估系统在静态条件下的稳定性;RMSE 衡量整体误差水平;MAE 关注最大误差以识别潜在问题;CC 则评估数据间的一致性。这些指标共同提供了对测量数据准确性和一致性评价的全面视角。

1) 位移测量精度

计算点云处理数据的 y 轴平均位移,评估叶片位移的测量精度。

2) 均方根误差

衡量两种测量方式数据之间的平均误差,即:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_{laser,i} - y_{pcd,i})^2} \quad (12)$$

其中, $y_{laser,i}$ 和 $y_{pcd,i}$ 分别为激光测距仪和点云处理数据的 y 轴位移值。

3) 最大绝对误差

找出两种测量方式数据之间的最大差异,公式为:

$$MAE = \max(|y_{laser,i} - y_{pcd,i}|) \quad (13)$$

4) 相关系数

衡量两种测量方式所得数据之间的线性相关性,即:

$$CC =$$

$$\frac{\sum_{i=1}^n y_{laser,i} - \overline{y_{laser,i}}}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (y_{laser,i} - \overline{y_{laser,i}})^2}} \cdot \frac{\sum_{i=1}^n y_{pcd,i} - \overline{y_{pcd,i}}}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (y_{pcd,i} - \overline{y_{pcd,i}})^2}} \quad (14)$$

其中, $y_{laser,i}$ 和 $y_{pcd,i}$ 分别代表激光测距仪和点云处理数据在第 i 个测量点的 y 轴位移值; $\overline{y_{laser}}$ 和 $\overline{y_{pcd}}$ 分别为激光测距仪和点云处理数据的均值。

2 在室内场景的仿真实验及精度验证

为验证该算法在多种场景下的测量可靠性和稳定性,在室内开展了用弹性板模拟叶片运动的实时变形实验验证。如图 2 所示,将笔记本电脑放置于无人驾驶轮椅上,将 Velodyne VLP-16 线激光雷达安装于轮椅的上方并与笔记本连接,使用 Ubuntu20.04 和 ROS 系统进行点云采集。实验所用的弹性板尺寸为长 122 cm、宽 60 cm、厚 0.2 cm。实验前,首先确定弹性板的几何中心点,作为后续测量的基准。

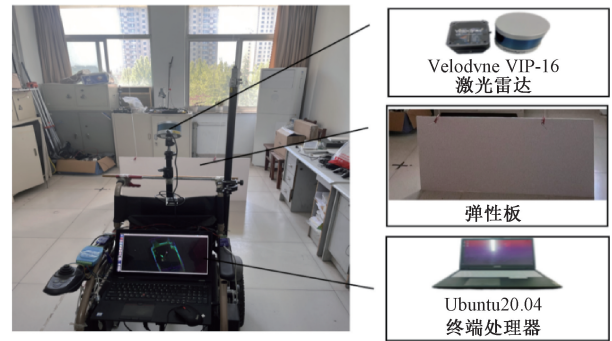


图 2 实验系统

Fig. 2 Photograph of experimental system

2.1 静态实验

静态实验中,使用高精度标尺工具对弹性板进行角度测量,分别测量出相对于初始位置旋转 15° 、 20° 和 30° 的位置。为确保测量准确性,标尺工具的读数精度达 0.1° ,且每次测量均重复 3 次,取平均值作为最终角度测量结果。随后,将弹性板依次旋转至上述 3 个角度位置,并使用 16 线激光雷达对每个位置进行点云扫描。同时,对弹性板的原始位置也进行扫描,作为参考基准。每次扫描均重复 3 次,以排除偶然误差影响,并取 3 次扫描结果的平均值作为最终的点云数据。通过这种方式,本实验共获取了 4 组点云数据,分别对应弹性板的原始位置以及旋转 15° 、 20° 和 30° 后的状态。

由图 3 结果可见,采用算法在处理具有显著姿态差异的点云数据时,得到的变形角度清晰明显。实际旋转角度为 15° 、 20° 和 30° 的弹性板,点云处理测量值分别为 15.41° 、 20.01° 和 29.90° ,所测量的 Z 轴偏航角与实际角度的偏差极小,这一结果不仅验证了该方法在角度测量上的高精度,还表明其在处理复杂点云数据时的高效性和稳定性。因此,本研究方法不仅在理论上具有创新性,

而且在实际应用中也具有很高实用价值,为相关领域的点云处理和分析提供了一种可靠的解决方案。

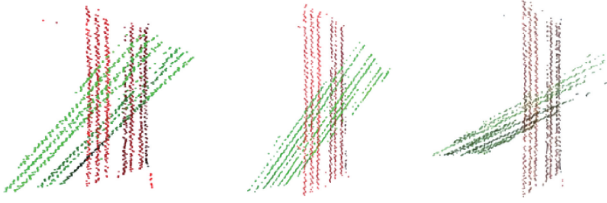


图 3 弹性板变形角度

Fig. 3 Angular deformation of elastic plate

2.2 动态实验

为研究采用激光雷达获取弹性板在不同摆动幅度下的动态特性,设计了弹性板摆动测试实验,如图 4 所示。

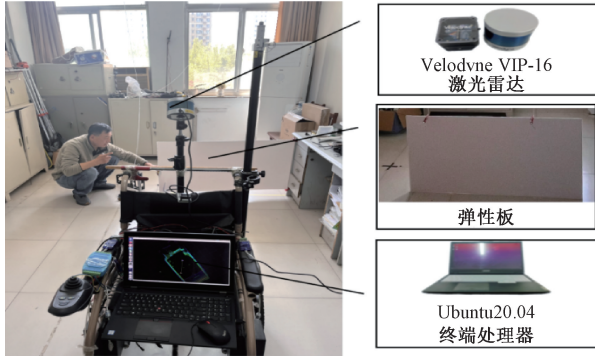


图 4 动态实验示意图

Fig. 4 Schematic diagram of dynamic experiment

实验中,弹性板被垂直固定于桌面,其长边(122 cm)嵌入桌面 2 cm 并紧固,确保实验过程中弹性板的稳定性。在弹性板未固定端,分别在板的垂直方向上测量并标记出距离初始平衡位置 3、5、10 和 15 cm 的 4 个位置,分别对应不同的摆动幅度。实验过程中,通过人为施力将弹性板的未固定端分别摆动至上述 4 个位置,并在每个位置记录弹性板在 1 min 内的摆动次数,分别为 28、16、13 和 12 次。

对于动态实验,弹性板的运动可近似为简谐运动,即正弦运动。在简谐运动中,物体位移随时间的变化遵循正弦函数。因此,可将弹性板的摆动角度表示为:

$$\theta(t) = \theta_{\max} \sin(2\pi ft + \varphi) \quad (15)$$

其中, θ_{\max} 是最大摆动角度, f 是摆动频率, φ 是相位偏移。通过实验数据,可计算出每个位置的摆动频率,并假设最大摆动角度与摆动幅度成正比。相位偏移可设为 0,可选择 $t = 0$ 时弹性板处于平衡位置。最大摆动角度如式(16)所示。

$$\theta_{\max} = \arctan \theta = \frac{\text{摆动幅度}}{\text{弹性板长度}} \quad (16)$$

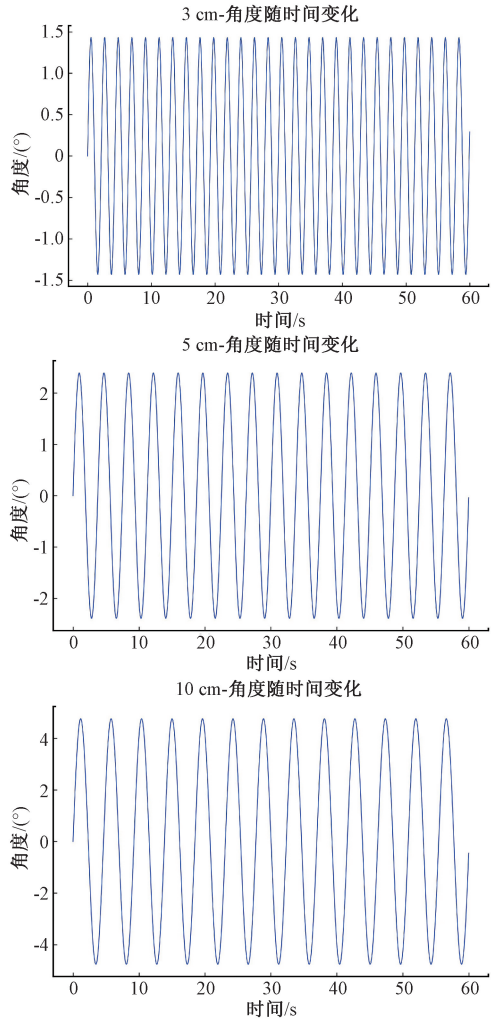
通过计算可得 3 cm 位置的最大变形角度为 1.43°; 5 cm 位置的最大变形角度为 2.39°;10 cm 位置的最大变形角度为 4.76°;15 cm 位置的最大变形角度为 7.13°。摆动频率可通过式(17)计算得:

$$f = \frac{1}{T} \quad (17)$$

式中: T 为摆动周期(单位为 s),表示完成一次完整摆动所需的时间, $T = \text{摆动次数} / \text{时间}$ 。

通过计算可知 $f_{3\text{ cm}} = 1/2.141 \approx 0.467 \text{ Hz}$; $f_{5\text{ cm}} = 1/3.751 \approx 0.267 \text{ Hz}$; $f_{10\text{ cm}} = 1/4.621 \approx 0.217 \text{ Hz}$; $f_{15\text{ cm}} = 1/51 = 0.2 \text{ Hz}$ 。

由图 5 可得,经过处理得到的角度随时间变化的曲线与正弦运动的波形高度吻合。通过点云测量和处理后得到的弹性板最大变形角度结果(1.429°、2.391°、4.760°、7.132°)与设定的 4 种振动状态下的最大变形角度(1.43°、2.39°、4.76°、7.13°)对比,可知实验中测得的最大角度与预设的最大变形角度误差非常小,基本完全一致。这一结果表明,实验设计和数据处理方法均达到了预期的效果,实验结果具有高度的准确性和可靠性。



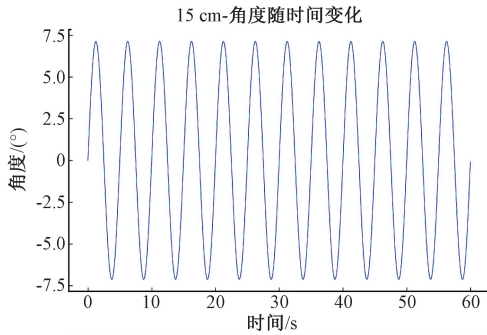


图5 弹性板摆动角度时序图

Fig. 5 Time sequence diagram of swinging angle of elastic plate

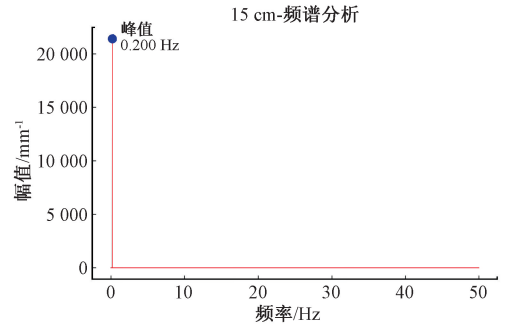


图6 4种动态变化的频谱图

Fig. 6 Spectra of four dynamic variations

图6是4种动态变化的测量频谱图。可知,频谱图中出现的尖峰频率与通过摆动周期计算得到的理论频率高度一致。此外,频谱图中的其他频率成分的幅度相对较低,这表明信号的主要能量集中在主要频率上,且噪声或干扰成分的影响较小。这种清晰的频率分布进一步验证了实验的准确性和可靠性。综上所述,频谱图的分析结果表明,实验设计和数据处理方法非常成功,能准确地捕捉到弹性板摆动的主要频率特征。

通过上述两组场景下的实验可以得出,本文的融合方法相对于现有的研究方法而言,不论是在变形监测实际应用的精确度方面,还是室内场景的适用范围和可靠性方面,都有显著优势。这些优势确保了其在多环境中的稳定性和精确性。

3 实际叶片变形实验及结果分析对比

3.1 实验设计

如图7所示,在实验中,风电叶片(长30 m)的一端被固定于水泥墙体之内。通过对叶片中段施加外力载荷,使其产生形变。在叶片变形过程中,采用Velodyne VLP-16线激光雷达以非接触方式扫描叶片表面,并与笔记本连接,使用Ubuntu 20.04和ROS系统进行采集,获取点云数据。激光雷达每秒可输出30万个数据点,采样频率为20 Hz,测量范围可达100 m,测量精度为 ± 3 cm,可实现360°全环境扫描。

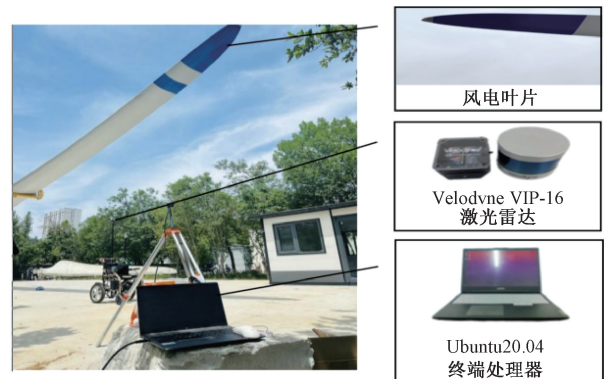
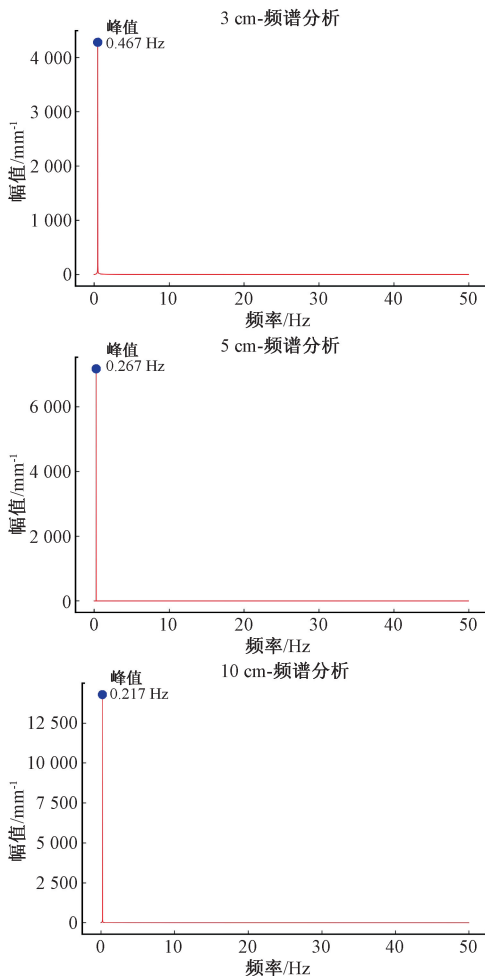


图7 实验系统

Fig. 7 The experimental system

在实验中,将如图8所示的激光测距仪安装在叶片尖端下方,并在叶片产生变形的过程中同步进行实时测量。它通过发射激光脉冲并接收反射信号,实时测量叶片与地面的垂直距离,测量数据精确到0.001 m。激光

测距仪测得的这些高精度数据能准确反映叶片微小变形,作为验证实验结果的基准。将点云处理的实验数据与同步测量的激光测距仪基准数据对比,用于验证实验方法的准确性,确保结果可靠。



图 8 激光测距仪示意图

Fig. 8 Diagram of the laser rangefinder measurement

3.2 数据预处理

将采集得到的点云数据导入 ROS 系统中进行建图,得到风电叶片所在室外场景的全局点云图,如图 9 所示。

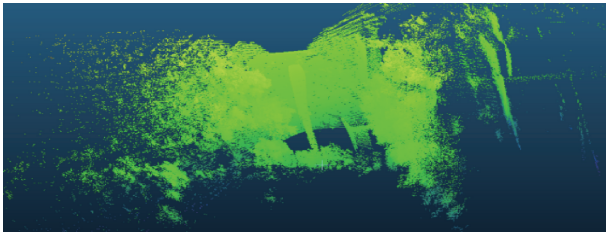


图 9 整体点云图

Fig. 9 Overall point cloud map

将得到的整体点云图进行体素下采样滤波和统计去噪滤波,将环境噪声去除。

经对点云数据进行预处理后,所得点云图仅保留实验研究对象的完整且清晰的几何特征,有效去除了背景信息与噪声干扰,如图 10 所示。这样的处理结果有利于后续针对特征点的精确提取以及稳定跟踪,为实验的深入分析提供了高质量的数据基础。

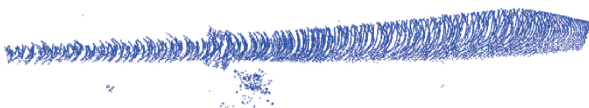


图 10 预处理后叶片点云图

Fig. 10 Blade point cloud map after preprocessing

3.3 变形计算

对于特征点位置的确定,先利用了卡尔曼跟踪算法的动力学模型(匀速模型)来预测特征点的先验位置,并

预测状态协方差矩阵,然后将矩阵代入 KD 树中,约束其自适应匹配搜索域。

图 11(a)~(c)展示了叶尖特征点以及在不同领域半径下邻域点的分布情况,通过可视化手段,能够更直观地理解 KD 树搜索算法在点云数据中的定位效果。

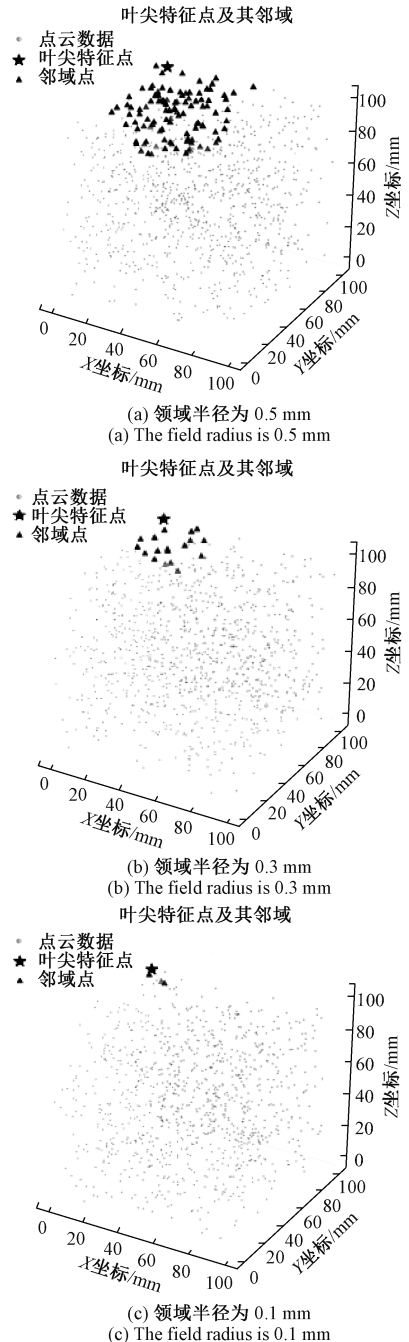


图 11 叶尖特征点及其领域点的可视化

Fig. 11 Visualization of leaf tip feature points and their domain points

表 1 则详细列出了在不同邻域半径(0.5、0.3 和 0.1 mm)下,3 次搜索所得特征点的坐标数据。分析这些

图表数据,可以得出随着邻域半径的减小,特征点坐标逐渐趋于稳定,较小邻域半径下的特征点坐标更能反映真实特征点位置,减少了周边点的干扰。这些结果突出了关联了卡尔曼预测矩阵的KD树搜索算法在特征点提取任务中的高效性和准确性,为后续的点云配准和特征跟踪等任务提供了坚实的基础。

表1 3次搜索的特征点坐标

Table 1 Feature point coordinates of the three searches

邻域半径/mm	x	y	z
0.5	0.127 214 73	0.987 737 69	0.926 654 08
0.3	0.123 619 09	0.957 804 92	0.996 073 68
0.1	0.127 025 63	0.948 870 63	0.989 044 61

根据得到的特征点观测模型,更新卡尔曼滤波的状态和协方差矩阵,输出优化的特征点位置,并将其作为精确对应集输入到ICP算法中,通过迭代优化进行每帧匹配,从而计算出叶片的实时位移场变形量。

3.4 实验结果分析

在3.3节介绍的室外场景中,对大型风电叶片进行了实物实验,运用结合卡尔曼滤波和KD树搜索的特征点跟踪方法获取叶片尖端的位移数据。实验中,激光测距仪同步测量叶片尖端位移,为点云处理数据提供了对照基准。通过对比两种测量方式的 y 轴位移值,运用位移测量精度、RMSE、MAE和CC这4个关键指标,全面评估所提方法的测量性能。此外,还输出了3个方向的位移时序图和频谱图,分别展示了位移随时间的变化规律以及位移数据在不同频率下的分布特性,并对这些图表进行了详细分析。以下是该实验的具体结果与深入分析。如图12是3个坐标方向的位移(变形)时序图。

对图12的位移时序图进行深入分析:

x 方向变形:时序图显示 x 方向位移有频繁的小幅波动,形成密集的波峰和波谷。这表明叶片在 x 方向受到多种高频小振幅力的作用,可能是由于气流的微小扰动或叶片自身的微小振动模式。另外,还有复杂波形叠加:由于频谱图显示有多个短周期变化叠加,时序图上呈现出复杂的波形,难以分解为简单正弦或余弦波形。这反映了叶片在 x 方向的运动是多种因素共同作用的结果。

y 方向变形:时序图中 y 方向的位移呈现出缓慢的变化趋势,波形较为平缓。这对应频谱图中的长周期变化,表明存在一个主导的低频因素影响叶片的 y 方向运动。另外,还有微小高频波动:尽管有缓慢变化趋势,但在时序图上仍可观察到一些微小的高频波动。这些波动对应频谱图中的微小短周期变化,可能是由测量噪声或叶片的细微振动引起。

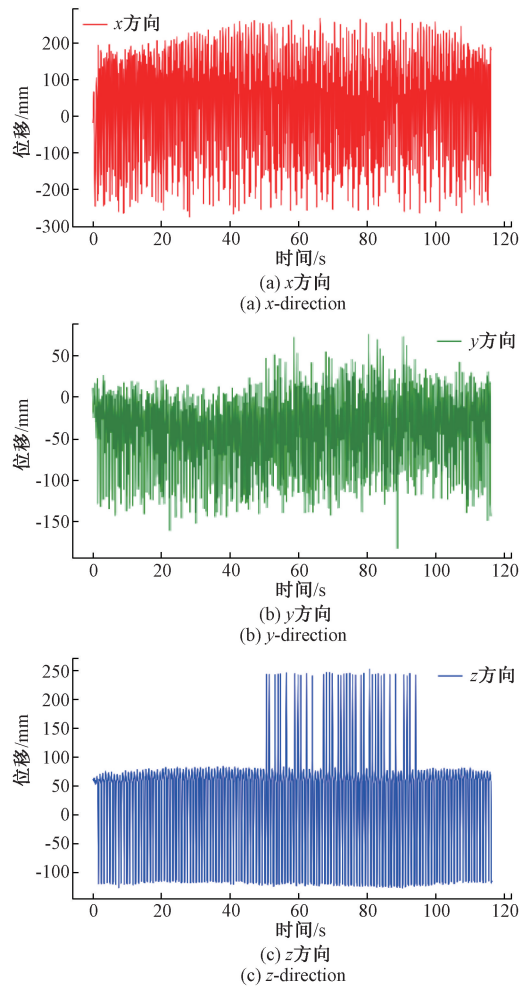


图12 3个方向的变形量位移时序图

Fig. 12 Time sequence diagram of deformation and displacement in three directions

z 方向变形:时序图清晰地显示出 z 方向位移存在明显的周期性波动,对应频谱图中的短周期变化。这表明叶片在 z 方向受到一个主要的高频力的作用,可能是由于叶片的旋转或气流的周期性变化。另外,还有长期趋势变化:除了明显的周期性波动外,时序图还显示出 z 方向位移有一个长期的变化趋势,对应频谱图中的长周期变化。这可能是由于叶片的整体位移或外部环境的缓慢变化(如风速的逐渐增加或减少)所导致。

由图13可看出: x 方向有许多短的周期性变化,相互叠加为复杂的波形; y 方向有一个长周期变化和许多非常微小的短周期变化,会显示为缓慢的复杂波形变化; z 方向有一个明显的短周期变化和一个长周期变化。这与位移时序图相对应,两个图形的一致对应关系,说明计算的变形量准确,并未出现较大的计算误差。

鉴于本研究聚焦于叶片在 y 轴方向的变形特性,且激光测距仪所测数据亦集中于该轴向,故特提取 y 轴方

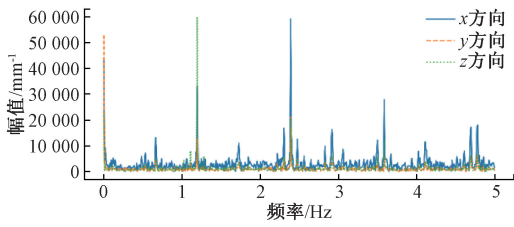


图 13 3 方向位移频谱图

Fig. 13 Three-directional displacement spectrum

向的位移数据。同时,对提取的数据进行平滑处理,以减少噪声干扰和数据波动,从而更清晰地揭示数据的内在变化趋势和特征,以供与激光测距仪数据进行对比获得精度评价。

由图 14 可见,激光测距仪测量的位移时序图与点云处理数据的时序图在整体趋势上呈现高度一致性,二者在变化形态上基本吻合,表明所用算法具有较好的测量精度和可靠性。不过,在细节上仍存在一定程度的差异,这可能与数据处理过程中的误差或系统本身的限制有关。

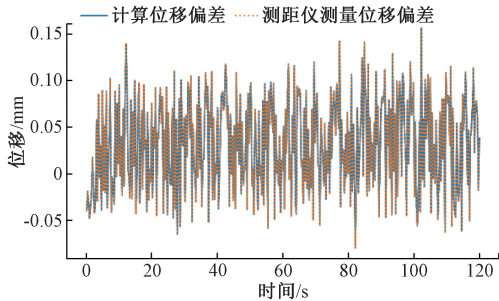


图 14 激光测距仪与点云处理数据对比

Fig. 14 Comparison between laser rangefinder and point cloud processing data

对比图 15 和 16 可见,误差主要集中在 $-0.1 \sim 0.1$ mm 范围内,约 95% 的数据点的误差绝对值 < 0.1 mm,表明两种测量方式的结果具有高度一致性。这更表明了所用方法在整体上具有良好测量精度和可靠性。误差的产生可能与多种因素有关,例如测量环境中

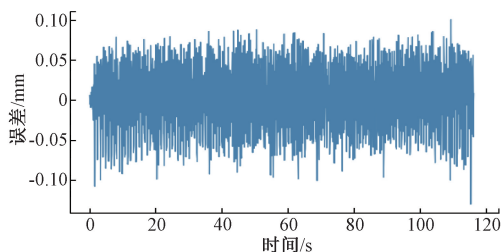


图 15 激光测距仪与点云处理误差时序图

Fig. 15 Time sequence diagram of error between laser rangefinder and point cloud processing

的噪声干扰,数据处理算法的近似性以及设备本身的精度限制等。尽管存在极个别超出 0.2 mm 的误差,但这并不显著影响整体测量结果的有效性和可信度。为了更好地比较融合算法的精度优势,进一步将点云实验数据用融合算法中的单一算法进行了处理并与激光测距仪的基准数据进行了对比,如表 2 所示。

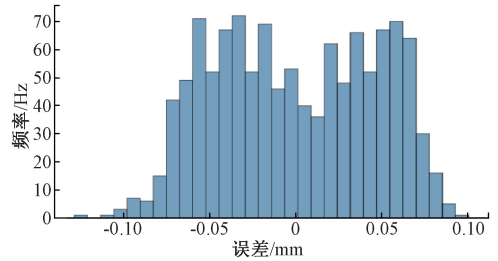


图 16 激光测距仪与点云处理误差直方图

Fig. 16 Histogram of errors between laser rangefinder and point cloud processing

表 2 4 个评价指标具体量值对比

Table 2 Comparison of specific values of four evaluation indicators

点云处理方法	位移测量精度/mm	RMSE/mm	MAE/mm	CC
融合算法	0.209 6	0.073 2	0.058 7	0.945 4
仅 ICP 配准算法	0.481 2	0.129 9	0.236 8	-0.678 3
仅卡尔曼跟踪算法	0.352 7	0.094 4	0.143 6	0.858 2

由表 2 数据可知,“融合算法”的位移测量精度为 0.209 6 mm,表明测量系统在稳定条件下具有较高的重复性和精确性,测量数据波动极小;RMSE(均方根误差)仅为 0.073 2 mm,充分证明了理想位移数据与激光测距仪实测数据之间的高度契合,模型预测能力鲁棒;MAE(平均绝对误差)为 0.057 8 mm,意味着在全部测量点中,理想数据与实际测量值的平均偏差甚微,进一步凸显了数据的高度准确性;CC(相关系数)高达 0.945 4,揭示了两组数据之间存在强烈的线性相关性,表明测量位移数据不仅在整体趋势上与激光测距仪的理想位移数据保持高度一致,而且在细节变化上亦具有出色的同步性。且相对于“仅 ICP 配准算法”与“仅卡尔曼跟踪算法”,“融合算法”具有更好的鲁棒性和准确性,处理后的 4 个指标都更接近于实验所设理想值。这些量化指标全方位地佐证了本次实验结果的高精度与可靠性。

如表 3 所示,本方法在位移测量精度(0.209 6 mm)与匹配成功率(95.4%)两项核心指标上均显著优于两种单一的对比如法。

表3 各方法指标对比

Table 3 Comparison of indicators of each method

指标	融合方法	仅 ICP 配准算法	仅卡尔曼跟踪算法
位移测量精度/mm	0.209 6	0.481 2	0.352 7
匹配成功率/%	95.4	73.1	82.6
单帧处理时延/ms	148	203	89

精度优势:较“仅 ICP 配准算法”(0.481 2 mm)和“仅卡尔曼跟踪算法”(0.352 7 mm)分别提升 56.4%和 40.6%,表明动力学约束与观测融合机制有效抑制了点云噪声的误差传导;

匹配鲁棒性:95.4%的成功率验证了协方差驱动搜索对风电叶片振动模糊的适应性(较“仅 ICP 配准算法”提高了 22.3%,较“仅卡尔曼滤波算法”提高了 12.8%);

实时性权衡:单帧处理时延(148 ms)虽高于“仅卡尔曼滤波算法”(89 ms),但较“仅 ICP 配准算法”(203 ms)降低 27.1%,且满足风电监测 200 ms 级响应阈值,证实级联架构在精度与效率间的优化平衡。

4 结 论

提出一种融合 KD 树搜索、ICP 配准与卡尔曼滤波的跟踪预测算法,构建了“KF 预测→自适应 KD 树关联→KF 更新→ICP 配准”的级联处理框架,通过动力学模型约束与贝叶斯滤波机制实现运动风电叶片的实时变形监测。在室外实验场景中,基于激光雷达实时采集运动叶片点云数据,同步采用激光测距仪获取基准位移量。经点云预处理后,融合算法输出的变形量与激光测距仪基准数据进行了对比分析。实验结果表明,所提出的融合算法预测机制鲁棒,位移监测精度达亚毫米级(测量位移误差 0.209 6 mm),其 RMSE (0.073 2 mm)、MAE (0.057 8 mm)及相关系数($CC = 0.954 4$)均显著优于单一算法处理的 ICP 或卡尔曼滤波方法。在动态性能测试中,95.4%的匹配成功率较卡尔曼单独跟踪算法(82.6%)提升 12.8%,较仅 ICP 处理算法(73.1%)提升 22.3%,验证了融合算法在实际场景中的有效性与可靠性。

参考文献

- [1] YAO J CH, HAN T. Utilizing large-scale foundation models for prognostics and health management in wind turbines: Techniques, challenges, and future directions[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2025, 227: 116527.
- [2] BATAY S, BAIDULLAYEVA A, ZHAO Y, et al. Aeros-

structural design optimization of wind turbine blades[J]. Processes, 2024, 12(1): 22.

- [3] SU H J, MA J L, WANG J W, et al. Cooperative optimization algorithm for wind turbine airfoil design and numerical validation of blade aerodynamic and flutter performance[J]. Energy Conversion and Management, 2025, 333, 119818.
- [4] XING CH, XI X Z, HE X, et al. Generator condition monitoring method based on SAE and multi-source data fusion[J]. Frontiers in Energy Research, 2023, 11: 1308957.
- [5] 宋晔, 吴一全. 基于无人机航拍的风力发电机叶片表面缺陷检测综述[J]. 仪器仪表学报, 2024, 45(10): 1-25.
- SONG Y, WU Y Q. Review of wind turbine blade surface defect detection based on UAV aerial photo-graphy[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(10): 1-25.
- [6] 刘元凤, 万波莉, 陈诗, 等. 基于埋入式 FBG 风力发电机桨叶复合材料监测[J]. 激光杂志, 2024, 45(4): 209-215.
- LIU Y F, WAN B L, CHEN SH, et al. Monitoring of composite materials used in blades of embedded FBG wind turbines[J]. Laser Journal, 2024, 45(4): 209-215.
- [7] 贾辉, 张磊安, 王景华, 等. 基于声发射技术的风电叶片复合材料损伤模式识别[J]. 可再生能源, 2022, 40(1): 67-72.
- JIA H, ZHANG L AN, WANG J H, et al. Damage pattern recognition of wind turbine blade composites based on acoustic emission technique[J]. Renewable Energy Resources, 2022, 40(1): 67-72.
- [8] 陈斌, 齐畅. 一种复杂场景下风电机组叶片表面损伤视觉检测方法: CN117764979A[P]. 2024-03-26.
- CHEN B, QI CH. A visual inspection method for detecting surface damage on wind turbine blades in complex scenarios: CN117764979A[P]. 2024-03-26.
- [9] 吴国中, 李镇, 宋增禄. 风电叶片在线检测技术研究进展[J]. 南京工业职业技术学院学报, 2018, 18(2): 4-8.
- WU G ZH, LI ZH, SONG Z L. Research progress on online inspection technology for wind turbine blades[J]. Journal of Nanjing Institute of Technology and Vocational Education, 2018, 18(2): 4-8.

- [10] 曹政, 何润东, 于长贵, 等. 一种基于多参数修正的风机叶尖视觉定位方法: CN119333341A [P]. 2025-04-02.
CAO ZH, HE R D, YU CH G, et al. A visual positioning method for wind turbine blade tips based on multi-parameter correction: CN119333341A [P]. 2025-04-02.
- [11] TAN X G, ZHANG G M. Research on surface defect detection technology of wind turbine blade based on UAV image [J]. *Instrumentation*, 2022, 9(1): 41-48.
- [12] 杨文威, 杨迦迦, 季利鹏, 等. 一种基于视觉的智能风机叶片损伤检测的方法: CN119067917A [P]. 2024-12-03.
YANG W W, YANG J Y, JI L P, et al. A vision-based method for intelligent detection of wind turbine blade damage: CN119067917A [P]. 2024-12-03.
- [13] 买买提明·艾尼, 刘慧洁, 古丽巴哈尔·托乎提, 等. 双目立体摄影测量的风力机叶片振动频率分析 [J]. *振动、测试与诊断*, 2024, 44(6): 1112-1119, 1245-1246.
AINI M, LIU H J, TUOHUTI G, et al. Analysis of the vibration frequency of wind turbine blades using stereoscopic photogrammetry [J]. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2024, 44(6): 1112-1119, 1245-1246.
- [14] WANG Y J, WU SH, DUAN Y W, et al. A point cloud-based deep learning strategy for protein-ligand binding affinity prediction [J]. *Briefings in Bioinformatics*, 2022, 23(1): 474.
- [15] 朱广, 顾晨, 徐立云, 等. 改进 YOLOv8 的风机叶片多尺度缺陷检测 [J]. *光学精密工程*, 2025, 33(9): 1496-1514.
ZHU G, GU CH, XU L Y, et al. Improvement of multi-scale defect detection for wind turbine blades using YOLOv8 [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2025, 33(9): 1496-1514.
- [16] 李万润, 赵文海, 杨明翰, 等. 基于 DSST 计算机视觉算法的风力机叶片动力特性测试 [J]. *太阳能学报*, 2023, 44(7): 469-477.
LI W R, ZHAO W H, YANG M H, et al. Testing of the dynamic characteristics of wind turbine blades using DSST-based computer vision algorithms [J]. *Acta Solar Energy*, 2023, 44(7): 469-477.
- [17] MARYKOVSKIY Y, CLARK T, DEPARDAY J, et al. Architecting a digital twin for wind turbine rotor blade aerodynamic monitoring [J]. *Frontiers in Energy Research*, 2024, 12: 1428387.
- [18] YOU Z. Academician Zheng You: Why it's important to focus on developing high-end sensor technology [J]. *Instrumentation*, 2024, 11(4): 1-3.
- [19] 吕游, 封烁, 郑茜, 等. 基于 LeNet5like 的迁移学习风电机组叶片覆冰故障诊断研究 [J]. *仪器仪表学报*, 2024, 45(3): 128-143.
LYU Y, FENG SH, ZHENG X, et al. Research on fault diagnosis of wind turbine icing characteristics based on LeNet5like transfer learning [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2024, 45(3): 128-143.
- [20] 田中, 卞光清, 朱元, 等. 一种监测风力发电设备的叶片形变的装置及方法: CN119778203A [P]. 2025-04-08.
TIAN ZH, BIAN G Q, ZHU Y, et al. A device and method for monitoring the deformation of blades in wind power generation equipment: CN119778203A [P]. 2025-04-08.
- [21] 呼卫军, 陈康, 香玫元, 等. 基于激光点云的风机自动巡检无人机云台姿态修正的方法: CN118298026A [P]. 2024-07-05.
HU W J, CHEN K, XIANG M Y, et al. Method for correcting the gimbal attitude of unmanned aerial vehicles used for automatic inspection of wind turbines based on laser point clouds: CN118298026A [P]. 2024-07-05.
- [22] 高久阔. 一种带有形变监测装置的风电机组: CN202420211856U [P]. 2024-10-11.
GAO J K. Wind turbine unit with deformation monitoring device: CN202420211856U [P]. 2024-10-11.
- [23] DU SH T, LI Y F, LI X Y, et al. LiDAR odometry and mapping based on semantic information for outdoor environment [J]. *Remote Sensing*, 2021, 13(15): 2864.
- [24] 单纯, 曾健, 余渝. 一种基于 ICP 场景流的激光雷达点云数据增稠方法: CN118587669A [P]. 2024-09-03.
SHAN CH, ZENG J, YU Y. A method for thickening lidar point cloud data based on ICP scene streams: CN118587669A [P]. 2024-09-03.
- [25] 张学乾, 琚春, 梅杰, 等. 叶片重构模型的自由曲面变形修正方法 [J]. *机械科学与技术*, 2025, 44(10): 1738-1745.

- ZHANG X Q, JU CH, MEI J, et al. Free-form surface deformation correction method for blade reconstruction model[J]. *Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering*, 2025, 44(10): 1738-1745.
- [26] 李志娟, 彭珍瑞. 有色噪声下基于改进卡尔曼滤波的结构响应重构[J]. *噪声与振动控制*, 2025, 45(1): 46-52.
- LI ZH J, PENG ZH R. Structural response reconstruction based on improved Kalman filter under colored noise[J]. *Noise and Vibration Control*, 2025, 45(1): 46-52.
- [27] 戴玉峰, 苏圣超, 崔文霞, 等. 基于改进交互式多模型算法的车辆高精度定位[J]. *控制理论与应用*, 2025, 42(3): 590-600.
- DAI Y F, SU SH CH, CUI W X, et al. Vehicle high-precision positioning based on improved interactive multi-model algorithm [J]. *Control Theory & Applications*, 2025, 42(3): 590-600.
- [28] GAO J X, SHA J J, WANG Y H, et al. A fast and stable GNSS-LiDAR-inertial state estimator from coarse to fine by iterated error-state Kalman filter [J]. *Robotics and Autonomous Systems*, 2024, 175: 104675.

作者简介



王文心, 2023年于山东理工大学获得学士学位, 现为山东理工大学机械工程学院硕士研究生, 主要研究方向为三维激光雷达的点云配准与变形监测。

E-mail: 2922041536@qq.com

Wang Wenxin received her B.Sc. degree from Shandong University of Technology in 2023. She is currently a master's student in the School of Mechanical Engineering at Shandong University of Technology. Her main research interests include point cloud registration and deformation monitoring of 3D LiDAR.



王建军(通信作者), 2004年于南京理工大学获得工学硕士学位, 2013年于北京航空航天大学获得工学博士学位, 现为山东理工大学机械工程学院测控系副教授、研究生导师, 主要研究方向为激光雷达三维成像和无人驾驶。

E-mail: 1606850621@qq.com

Wang Jianjun (Corresponding author) received his M. Sc.

degree in engineering from Nanjing University of Science and Technology in 2004, and his Ph. D. degree in engineering from Beihang University in 2013. He is currently an associate professor and a graduate supervisor in the Measurement and Control Department of the School of Mechanical Engineering at Shandong University of Technology. His main research interests include three-dimensional imaging of LiDAR and unmanned driving.



陈波, 2022年于青岛农业大学获得学士学位, 现为山东理工大学机械工程学院硕士研究生, 主要研究方向为激光雷达三维建模、点云处理与应用研究。

E-mail: 1170216673@qq.com

Chen Bo received his B.Sc. degree from Qingdao Agricultural University in 2022. He is currently a master's student in the School of Mechanical Engineering at Shandong University of Technology. His main research interests include 3D modeling with LiDAR, point cloud processing and application research.



张磊安, 2008年于山东理工大学获得工学硕士学位, 2012年于同济大学获得工学博士学位, 现为山东理工大学机械工程学院机电系教授、博士生导师, 主要研究方向为风电叶片新技术产业化。

E-mail: ziaver@163.com

Zhang Leian (Corresponding author) received his M. Sc. degree in Engineering from Shandong University of Technology in 2008, and his Ph. D. degree in Engineering from Tongji University in 2012. He is currently a professor and doctoral supervisor in the Department of Mechanical and Electrical Engineering in the School of Mechanical Engineering at Shandong University of Technology. His main research interest includes the industrialization of new technologies for wind turbine blades.



李权舟, 2012年于天津工业大学获得工学硕士学位, 现为北京金风科创风电设备有限公司高级工程师、主要研究方向为大型风电叶片结构设计。

E-mail: liquanzhou@goldwind.com

Li Quanzhou received his M. Sc. degree in Engineering from Tianjin University of Technology in 2012. He is currently a senior engineer at Beijing Goldwind Sci Tech Wind Power Equipment Co., Ltd. His main research interest includes the structural design of large wind turbine blades.