

基于无人机与人工智能的风机叶片全自主巡检

文/马敏敏^{1,2} 刘 昊^{1,2} 高毓欣^{1,2} 李 顺^{1,2} 马晨哲^{1,2}

1. 中国电建集团中南勘测设计研究院有限公司; 2. 水能资源利用关键技术湖南省重点实验室

摘要: 风机叶片传统人工巡检工作强度大、耗时费力、检测主观性强、无法检测叶片内部缺陷。基于人工智能技术和深度学习算法,通过无人机搭载边缘计算终端、高清相机、热像仪等设备,研究无人机自主飞控算法和双光融合多类型混合缺陷检测定位算法,实现了15~30 min内完成风机叶片多类型混合内外部缺陷快速、高效和智能化检测。基于无人机与人工智能的风机叶片全自主巡检可弥补传统手段的不足,大幅度提高巡检效率,降低风场安全事故隐患。

关键词: 风机叶片; 无人机技术; 全自主巡检; 双光融合; 缺陷检测

风能是一种取之不尽的可再生清洁能源,在世界范围内被广泛开发利用,我国也在大力发展风力发电。据国家能源局的数据统计,截至2022年12月,我国风电装机总容量已达3.7亿kW,拥有近20万台风电机组,遍布高原、山区、丘陵、平原等多种地形,分布范围广阔。在“双碳”目标驱动下,风电机组需求呈指数式增长,预计2035年装机容量将超过8亿kW,具有巨大的发展前景与市场空间。

风机叶片是风电机组的核心部件,随着运行时间增加,会在多种环境因素作用下逐步老化,不可避免地出现各类型的损伤。传统的风机叶片巡检主要依靠巡检人员利用望远镜、高空绕行下降目测检查(蜘蛛人)、叶片检修平台等方式,仅凭借经验判断是否存在异常情况。人工巡检模式缺点:①作业环境差,人员安全保障差,劳动强度大,效率低;②缺陷检测经验化,主观性强,无法检测内部缺陷;③受视野限制漏检多,存在倒塔、风机叶片折断等安全隐患。

近年来,无人机技术及人工智能技术发展迅速,无人机通过挂载各类型视觉设备,具有更高的灵活性和便捷性,无人机搭载高清相机已经逐渐应

用于风机叶片巡检工作。法国Sterblue公司采用无人机搭载高清相机检测叶片中裂缝、表面分层和脱漆、雷击损伤及撞击等缺陷。美国SkySpecs公司利用无人机检测单台风机时间约15 min,可检测2 mm宽的裂缝。上海扩博采用无人机技术实现风机叶片巡检,通过人工智能算法可检测3种风机叶片外观缺陷,准确率为85%。中能公司在麒麟山风电场尝试利用无人机搭载高分辨率相机进行叶片巡检。

人工智能技术的发展,使以卷积神经网络为代表的各种神经网络架构在目标检测、目标跟踪及图像分割等任务上表现出色,并逐步应用于基于视觉的无损检测领域中,实现缺陷的分类识别、缺陷区域分割等。已有部分团队使用深度学习技术对风机叶片缺陷提取进行研究,并进行更全面的分析对比,通过研究SSD、YOLO、Faster R-CNN等主流深度学习网络实现对风机叶片缺陷类别预测和边界框定位,可检测缺陷类型包括裂纹、胶衣脱落、油污等,算法准确率最高可达90%以上。但仅能检测简单的表面损伤,存在红外成像系统难以检测内部隐含缺陷、可检测缺陷类型较少和漏检的问题。

基于无人机与人工智能的风机叶片全自主巡检包括多传感器融合定位、风机叶片智能识别定位、无人机实时避障等模块，无人机搭载边缘计算终端、可见光相机、热像仪、激光测距仪等设备，内嵌类型深度学习算法模型，实现风机叶片全自主巡检。

无人机全自主巡检路径规划

1. 基于多传感器融合的风机高精度定位

风电机组一般处于山区、高原及海岛等地区，受到地理环境影响，施工过程中风电机组的精准位置和设计图样中的位置有一定的偏差，基于非精准位置进行的路径规划导致巡检过程中无法对风机叶片进行全方位检测，甚至偏差较大时出现安全事故，因此有必要对风机进行精准定位，以便实现最优巡检路径规划。

基于多传感器信息融合的精准定位算法原理如图1所示。位姿估计模块对可见光相机的图像数据流进行视觉跟踪前端，使用IMU测量加速度和角速度数据方法优化修正VO残差，获得当前帧的位姿。在进行全局定位时，加入回环检测可消除累计误差。回环检测时先对回环帧进行回环特征提取，将特征描述子与曾经到过的场景进行对比，找到当前帧在全局中的定位，以此解决定位漂移问题，提高全局定位精度。

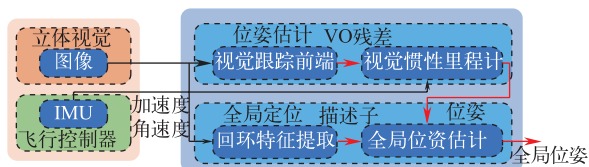


图1 基于多传感器信息融合的精准定位算法

长时间仅依靠惯导定位会产生较大的漂移问题，因此结合GPS信息，建立GPS和视觉惯性里程计/IMU组合模型，采用松组合的方式，由视觉惯性里程计/IMU输出载体的速度信息和GPS输出的位置信息，使用基于抗差的自适应卡尔曼滤波对系统误差进行最优估计，系统框图如图2所示。

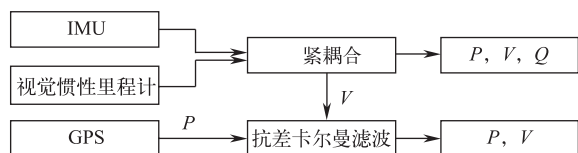


图2 视觉模型里程计、IMU与GPS组合模型

视觉惯性里程计、IMU与GPS松组合的状态向量是位置和速度，系统的状态方程和观测方程分别为

$$X_k = AX_{k-1} + W \quad (1)$$

$$Z_k = HX_k + R \quad (2)$$

式中， A 为状态转移矩阵； H 为测量矩阵； W 和 R 分别为状态噪声和观测噪声。

通过计算残差二次方和增量，调整观测噪声完成自适应滤波，以达到更好的位置求解结果，从而提高整体的定位精度和稳定性。

2. 全自主巡检路径规划

无人机巡检路径规划通过路径搜索算法，结合基于梯度的轨迹优化算法生成满足约束条件的轨迹。使用参数化B样条的方法得到一系列无人机轨迹控制点，通过优化每个控制点的位置调整轨迹，以满足光滑性、可行性和无碰撞约束，使机器人能在复杂场景下进行快速移动。

无人机配置EGO-Planner实现在复杂环境下的实时避障，结合微分平坦性质和全状态空间安全运动轨迹生成算法，规划出无人机的运动轨迹。针对陆上风机叶片等大部件的损坏和老化问题，无人机飞行到检测部位附近，根据拍摄要求调整好姿态和角度，如图3所示，白色圆圈代表无人机，按照图3中所指箭头的飞行轨迹，沿着3个叶片的正面和反面飞行边拍摄，前向6条轨迹，后向6条轨迹，采集每个叶片4个面。无人机全自主巡检路径规划可将单台风机的单次运维巡检时间缩减到15~30 min，运维巡检效率提升80%以上，降低了风电场巡检运维成本及高空作业风险。



图3 无人机在叶片附近的运动轨迹

基于双光融合的风机叶片多类型混合缺陷检测定位算法

1. 多类型混合缺陷检测模型

针对风机叶片的外部缺陷，采用深度学习卷积神经网络进行目标检测，网络使用两阶段体系结构：在第一阶段进行缺陷分割；在第二阶段对有缺

陷与无缺陷的表面按图像分类。同时使用像素级标注的梯度流调整策略,进一步扩展损失函数和引入无缺陷样本,使用频率采样方法,用来解决基于区域的标注不确定性问题,使得粗略的标注仍然容易获得,进一步提高了缺陷检测性能。

深度学习卷积神经网络的具体结构设计如图4所示,主要包括分割网络和决策网络两大部分。分割网络由11个卷积层和3个最大池层组成,每个层都将分辨率降低了1/2。每个卷积层后面都有一个特征归一化和一个非线性ReLU层用以提高学习过程中的收敛速度,同时特征归一化将每个通道归一化为具有单位方差的零均值分布。前9个卷积层使用 5×5 内核,后2个卷积层使用 15×15 和 1×1 内核。为不同的层分配不同数量的通道,采用减少输出通道数的 1×1 卷积层,得到最终的输出掩模。由于卷积层中的权值共享已经提供了足够的正则化,分割网络不再使用Drop-out。决策网络将来自分割网络的内容作为输入。网络获取最后一个卷积层的分割网络(1024通道)连接一个单通道分割输出映射,结果为1025个通道的信息,该信息表示输入剩下的层有一个最大池层和内核大小为 5×5 的卷积层。两

者的结合层重复3次,8、16和32通道分别在第一、第二、第三卷积层。选择的通道数量随着分辨率的增加而增加,因此每一层的计算需求相同。最后网络执行全局最大和平均池,产生64个输出神经元,然后与线性权值组合成最后的输出神经元,实现风机叶片缺陷的检测。

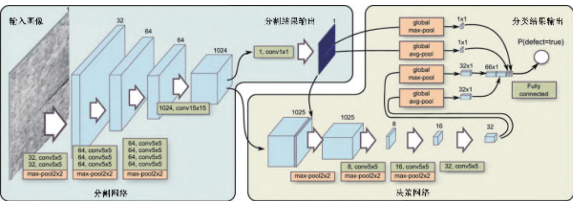


图4 图像缺陷检测原理图

2. 基于窗口注意力的多尺度图像融合模型

风机叶片缺陷的热红外图像检测和可见光图像检测结果需要进行匹配融合才能得到最终检测结果。基于窗口注意力的多尺度图像融合模型以风机叶片可见光图像和热红外图像成对作为输入,首先通过拉普拉斯变换将输入源分解为低频图和高频图,然后计算高低频权重图并进行融合,最后将高低频融合结果根据重建规则进行图片重建,主要过程如图5所示。

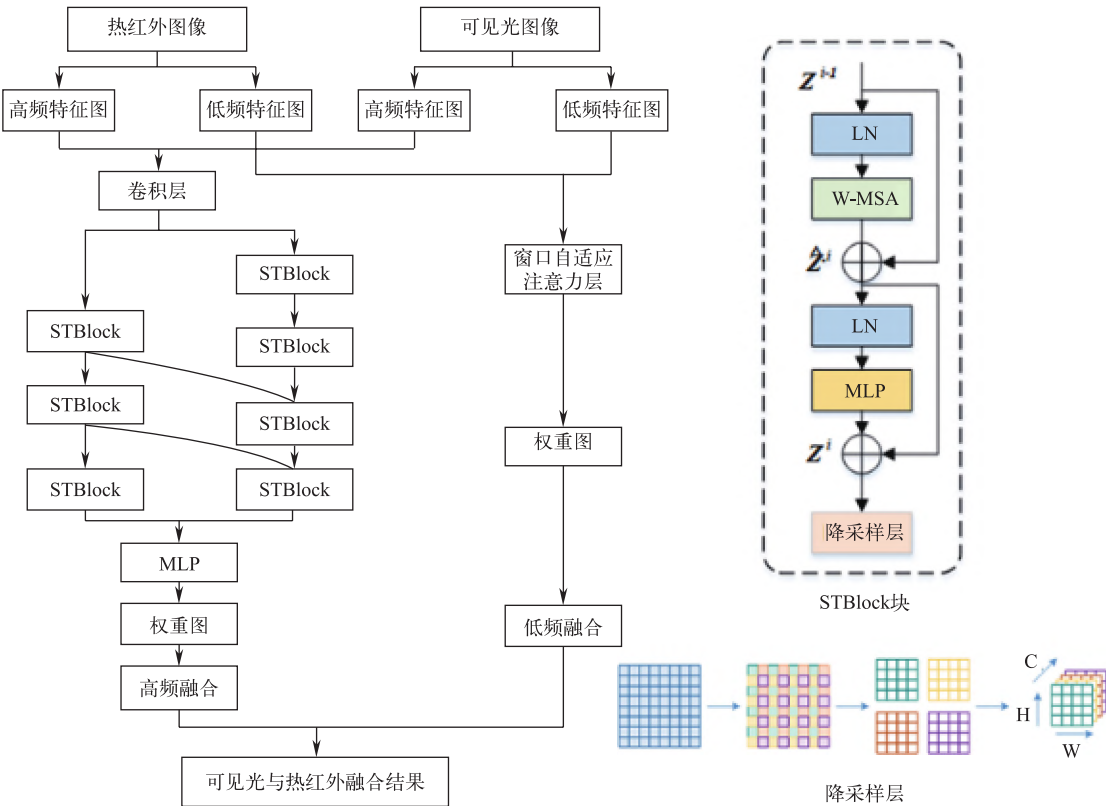


图5 基于窗口注意力的并行网络结构

低频权重图通过窗口注意力层进行计算。窗口自适应注意力层先以滑动窗口对图像低频部分 $N \times H \times W \times C$ 进行窗口划分 (Num_Windows, Window_Size, Window_Size, C)，窗口个数 Num_Windows 的计算公式为

$$\text{Num_Windows} = H \times W / \text{Window_Size} \quad (3)$$

式中, Window_Size 为窗口面积; N 为图片批数量; H 为图片高; W 为图片宽; C 为图片通道数。

然后计算每个窗口内能量总和, 计算公式为

$$E_{\text{IR}}(m, n) = \sum_{\substack{m' \in X' \\ n' \in Y'}} \omega \times [S_{\text{IR}}(m + m', n + n')]^2 \quad (4)$$

$$E_{\text{VIS}}(m, n) = \sum_{\substack{m' \in X' \\ n' \in Y'}} \omega \times [S_{\text{VIS}}(m + m', n + n')]^2 \quad (5)$$

式中, (m', n') 为区域窗口内的像素相对于中心像素的相对偏移量; x', y' 为区域窗口的最大行、最大列坐标; 窗口大小为 3×3 ; ω 为窗口系数; $E_{\text{IR}}(m, n)$ 、 $E_{\text{VIS}}(m, n)$ 分别为热红外和可见光低频区域能量。

通过中心像素 (m, n) 的不断移动, 得到低频部分的能量分布图, 然后根据区域能量自适应准则构建能量权重 $\{\beta_1, \beta_2\}$, 从而得到低频权重图, 计算公式为

$$\beta_1(m, n) = \frac{E_{\text{IR}}(m, n)}{E_{\text{IR}}(m, n) + E_{\text{VIS}}(m, n)} \quad (6)$$

$$\beta_2(m, n) = 1 - \beta_1(m, n) \quad (7)$$

高频权重图通过神经网络提取低频权重图特征, 设计的神经网络结构包括 1 个卷积层和若干个 STBlock。其中卷积层的卷积核为 7×7 、stride=2, 进行卷积和最大池化来提取浅层特征。STBlock 包括 2 个归一化层 (LN)、1 个窗口自注意力层 (W-MSA)、1 个 MLP 层以及 1 个降采样层。降采样层在行列方向上将间隔 n 选取的元素拼接在一起作为下一个 STBlock 块的输入张量, 第一个分支与第二个分支间采用残差连接, 两个分支输出进入融合层进行特征拼接, 并通过 MLP 层计算出权重图, 然后利用权重图计算出所需要的高频特征信息。

舍弃融合后低频分支获得的低频融合图 G_f 与高频分支获得的高频融合图 S_f 的稀疏噪声后进行图像重建, 重建图像 F 的计算公式为

$$F = G_f + S_f \quad (8)$$

基于窗口注意力的多尺度图像融合模型, 通过在特征级别层面对目标双模态图像融合, 获得了具

有同一视角和分辨率的双模态融合图像。最后通过基于决策树优化的决策级融合策略, 实现多类型混合缺陷检测结果的多模态交叉验证。

3. 风机叶片缺陷高精度精准定位

无人机自主巡检时采集的为风机叶片局部图像, 为了对叶片状态、缺陷位置进行准确分析与判断, 需要获得叶片的完整图像, 因此有必要对无人机采集视频进行图像分割和叶片拼接, 叶片拼接精度直接影响风机缺陷检测定位结果。当前主流 AI 算法无法对风机叶片图像进行精准拼接, 主要难点包括:

1) 传统图像处理方法 (阈值分割、图论分割、区域分割等)、商业背景分割方法 (Removebg) 及深度学习算法 (MODNet-Matting) 对叶片进行分割存在分割不完全、鲁棒性差及无法区分风机叶片、塔筒、轮毂区域等问题。如图 6 所示。

2) 基于尺度不变特征变换 (sift、surf、fast) 的图像配准拼接方法, 特征点少、配准率低, 难以完成叶片拼接。



图6 不同方法的风机叶片分割结果对比

基于自适应区域分割的网络模型结构, 可分析

叶片图像内部场景复杂语义信息，有效分析上下文信息，针对目标轮廓区域点进行分割预测，优化目标物体边缘的图像分割精度。图7为自适应区域分割模块，图8为风机叶片自适应区域分割结果。

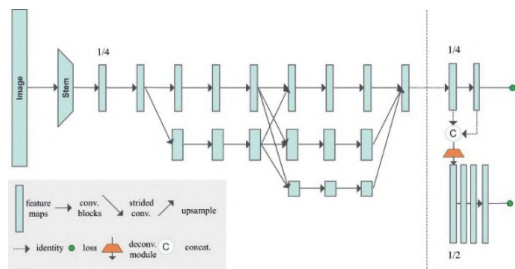


图7 自适应区域分割模块



图8 风机叶片自适应区域分割结果

对风机叶片视频进行拼接时，首先通过自适应区域分割去除冗余的背景信息；其次计算平移、旋转、缩放参数使拼接图像配准；最后使用多类型混合算法对拼接图像进行融合，消除视场与光照变化引起的拼接缝。该方法可有效去除图片冗余信息，降低图像拼接处的均方根误差（RMSE），使图像过渡更加平滑。风机叶片连续帧图像的拼接结果如图9所示。

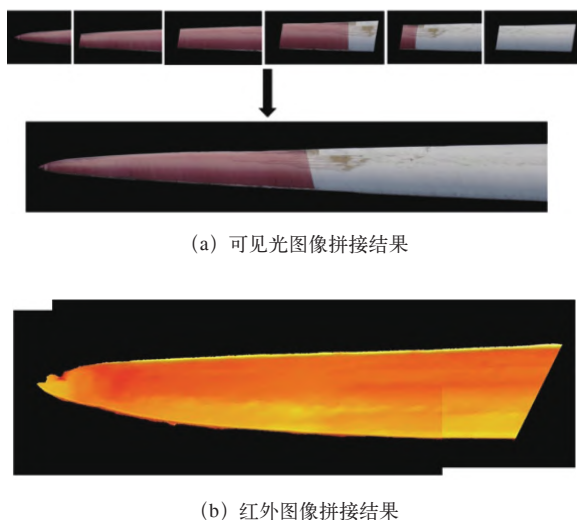


图9 风机叶片视频图像高精度拼接结果

风机叶片缺陷检测结果为风机叶片单张图片局部检测，结合高精度拼接结果，通过多个坐标系换

算可得到整支风机叶片最终的实际检测结果，如图10所示。



图10 风机叶片图像缺陷定位示意图

结束语

使用无人机技术和人工智能技术实现对风机叶片的高效、快速、精细化检测，极大地提高了风机叶片的巡检效率。无人机搭载的高清相机和热相机同时采集风机叶片可见光图像和热红外图像，增加了风机叶片的缺陷信息，通过基于窗口注意力的多尺度图像融合模型和维修检测模型，实现风机叶片多类型内外部混合缺陷的智能检测和精准定位，有效解决了风机叶片传统人工巡检手段受环境因素制约、作业安全性差、巡检方式繁琐和效率低下等问题，大幅提高了风机叶片的巡检效率，推动风机叶片缺陷巡检由传统工作模式向自动化、智能化及数字化转型。EA

参考文献

- [1] 何赞泽, 张帆, 刘昊, 等. 风机叶片无人机红外热图像拼接方法 [J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(7): 44-53.
- [2] 赵春溢, 郭洪涛, 郭涛, 等. 一种风机叶片图像采集及缺陷检测系统 [J]. 红外技术, 2020, 42(12): 1203-1210.
- [3] LI D, HO S C M, SONG G, et al. A review of damage detection methods for wind turbine blades [J]. Smart Materials & Structures, 2015, 24(3): 033001.
- [4] CHADY T, SIKORA R, LOPATO P, et al. Wind turbine blades inspection techniques [J]. Przegląd Elektrotechniczny, 2016, 1(5): 3-6.
- [5] 何赞泽, 李响, 王洪金, 等. 基于可见光和热成像的风机叶片全周期无损检测综述 [J]. 机械工程学报: 2023, 59(6): 32-45.
- [6] 焦晓峰, 蒋兴群, 刘波, 等. 基于改进CenterNet算法的风机叶片损伤检测识别技术[J]. 内蒙古电力技术, 2022, 40(1): 10-14.