

DOI: 10.19666/j.rlfed.202210234

# 基于卷积神经网络的风机叶片损伤检测

刘启栋

(青海黄河风力发电有限责任公司, 青海 海南 813000)

[摘要] 作为捕获风能的关键部件, 风机叶片受制造及运行载荷影响, 可能存在不同程度的损伤, 这会直接影响风机运行可靠性。为防止风机叶片持续损伤发生质量安全事故, 需要开发一种快速简便且非植入安装式的检测方法来识别风机叶片的损伤情况。根据叶片损伤和叶片运行噪声间存在的物理相关性, 提出了一种基于声学信号和卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)的风机叶片损伤检测方法, 将时序声学信号转换成二维频谱图片, 结合健康频谱图生成残差频谱图, 并通过训练卷积神经网络来识别风机叶片是否存在损伤。分析结果表明: 该算法消除了叶轮旋转产生的固有叶片扫风声音对损伤识别的影响, 提高了识别精度; 以某地风机的实测数据为例进行算法分析, 结果表明该算法的分类精度达到了 96.9%, 验证了基于卷积神经网络的检测方法的有效性和精确性。

[关键词] 风机叶片; 损伤检测; 声学信号; 卷积神经网络

[引用本文格式] 刘启栋. 基于卷积神经网络的风机叶片损伤检测[J]. 热力发电, 2023, 52(3): 88-93. LIU Qidong. Wind turbine blade damage detection based on convolutional neural network[J]. Thermal Power Generation, 2023, 52(3): 88-93.

## Wind turbine blade damage detection based on convolutional neural network

LIU Qidong

(Qinghai Huanghe Wind Power Generation Co., Ltd., Hainan 813000, China)

**Abstract:** As a critical component for capturing wind energy, wind turbine blades may subject different degrees of damage due to blade manufacturing and operating load, which directly affects the reliability of wind turbine operation. For preventing quality and safety accidents, a fast and easy non-implantable detection method is needed to identify the damages. According to the physical correlation between blade damage and blade operation noise, a blade damage detection method based on acoustic signal and convolutional neural network (CNN) is proposed. The method converts the time-series acoustic signal into a two-dimensional spectral picture and combines the healthy spectral picture to generate a residual spectral picture. Then, the residual spectrogram is used to train the convolutional neural network and detect the damage. The analysis results show that the algorithm eliminates the influence of the inherent blade sweeping sound generated by the impeller rotation on the damage identification and improves the identification accuracy. The algorithm analysis was carried out with the actual measured data of a local wind turbine, and the results showed that the classification accuracy of the algorithm reached 96.9%, which verified the effectiveness and accuracy of the detection method based on convolutional neural network.

**Key words:** wind turbine blade; damage detection; acoustic signal; convolutional neural network

风力发电作为清洁能源, 近年发展速度增快, 装机规模、单机容量均不断增加。现代大型风机的设计寿命通常为 20 或 25 年, 具体运行寿命取决于维护策略和环境条件。风机叶片作为捕获风能的关键部件, 随着风力机组单台功率的不断提高, 叶轮直径也越来越大, 对质量要求也越来越高。在叶片生产过程中, 如叶片各部件的粘结过程可能产生内

部气泡、虚粘、空粘等缺陷; 部件在成型过程中也可能产生如分层、气泡等缺陷。风机叶片在运行过程中, 风载荷的突然变化、异物碰撞及雷击、冰雹和台风等灾害都会损坏叶片, 大大降低风机叶片寿命和发电能力, 并增加安全风险和维护成本<sup>[1-2]</sup>。为防止风机叶片持续损伤发生质量安全事故, 需要开发一种快速简便且非植入安装式的检测方法来识

收稿日期: 2022-10-12 网络首发日期: 2023-02-25

作者简介: 刘启栋 (1969), 男, 高级工程师, 主要研究方向为风电场运维技术, liuqidongqh@163.com。

别风机叶片是否存在损伤,通过技术手段发现损伤并维护,以提高叶片寿命。

风机叶片损伤检测作为风电领域的一个热点研究问题,相关学者已经开发了许多方法用于检测叶片损伤。主要包括声发射检测技术、振动分析技术、热成像技术、微波成像技术和超声波检测技术等。声发射信号能够很好的表征叶片的状态特征,适合风机叶片裂纹检测,袁洪芳等<sup>[3-5]</sup>改进了基于小波分析的裂纹能量和定位方法,对比了基于小波分析的多传感器信号综合裂纹能量定位方法与传统的线性定位和平面定位方法,提高了定位精度。但声发射技术需要在叶片上安装传感器,这对叶片的空气动力学性能有影响。陶鹏等<sup>[6-9]</sup>根据风电叶片的材料特性及外形特点,基于敲击应力信号的持续时间特征,设计了风机叶片脱层检测系统。岳大皓等<sup>[10-12]</sup>利用闪光灯脉冲激励红外无损检测方法对风电叶片制作过程中的几种典型缺陷进行了检测实验,取得了初步的实验结果。Hwang 等人<sup>[13]</sup>开发了一种线激光热成像系统,用于检测风电机组叶片,线激光热成像系统会自动扫描叶片,完成叶片在旋转条件下的损坏特征提取和损伤评估。Ye 等人<sup>[14]</sup>研究使用脉冲回波超声波来检测风电机组叶片内部损伤,开发和优化了一种用于风电机组叶片现场检测的二维超声无损检测系统的原型。张家安等<sup>[15]</sup>针对传统方法在检测叶片故障时具有局限性的问题,提出了一种基于声学特征与天牛须算法优化支持向量机的叶片故障状态检测方法,通过在线采集叶片声音信号,构建 BAS-SVM 分类模型对叶片的故障状态进行检测,实验结果表明,相比于遗传算法和粒子群算法, BAS-SVM 的寻优速度更快,检测准确率更高。

综上,本文提出了一种基于声学信号和卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)的新型叶片损伤检测方法。短时傅里叶变换被用于将试验获取到的叶片噪声信号转换成二维频谱图;结合健康频谱图生成残差频谱图,并通过训练 CNN 来识别风机的叶片是否存在损伤。试验结果证明了所提算法的有效性和精确性。

## 1 理论与方法

### 1.1 风机噪音来源

风机的噪声主要有机械和空气动力学噪声。机械噪声通常是由机械部件(齿轮箱和发电机等)中

的机械组件工作产生。空气动力学噪声主要是由湍流与叶片之间的相互作用引起。在现代大型风电机组中,空气动力学噪声是主要的噪声来源。空气动力学噪声的3种至关重要的来源分别是低频噪声、前缘湍流噪声和尾缘湍流噪声<sup>[16-18]</sup>。

### 1.2 卷积神经网络

CNN 是一种前馈多层网络,是完成图像识别任务的最佳算法之一,已成功用于众多研究中的图像识别任务,并已成为现代计算机视觉的基础<sup>[19-21]</sup>。

本文研究的技术方法用于识别判断叶片是否存在损伤,暂不涉及到目标位置检测和故障类型识别,因此相比于传统的机器学习模型,如 SVM 等, CNN 的性能更优。

CNN(图1)一般包括卷积层、池化层和全连接层。卷积层负责提取图像中的局部特征;池化层用来大幅降低参数量级(降维);全连接层类似神经网络的部分,用来输出想要的结果。

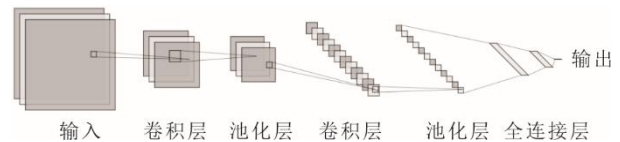


图1 CNN 示意

Fig.1 Schematic diagram of the convolutional neural network

1) 卷积层 卷积层用于提取图像的特征,卷积核的权重通过学习得到的。“局部感知,参数共享”的特点大大降低了网络参数,保证了网络的稀疏性,防止过拟合。之所以可以“参数共享”,是因为样本存在局部相关的特性。

2) 池化层 池化层简单说就是下采样。池化层相比卷积层可以更有效的降低数据维度,不但可以大大减少运算量,还可以有效的避免过拟合。

3) 全连接层 全连接层相当于1个分类器,用于映射提取的特征到数据标签间的关系。一般采用 softmax 等损失函数作为网络目标函数来指导学习过程。

## 2 基于 CNN 的算法

### 2.1 基于 CNN 的处理流程

图2为基于 CNN 的风机叶片损伤检测流程。首先,通过布置在风机塔筒基部的声音采集装置进行风机噪声采集,风机噪声信号通过短时傅里叶变换得到噪声信号的二维频谱图,包含声压频率随时间的变化分布情况;为了更好的表示噪声的频率分

布, 然后, 通过声压水平转换将声压转换为声压级, 并采用高通滤波将不相关的低频噪声过滤, 通过裁减得到仅包含叶轮转速周期的频谱图子集; 同时, 从短时傅里叶变换得到二维频谱图识别叶轮转速, 并获取相同叶轮转速下风机的健康频谱图, 将新获得的频谱图与健康频谱图相减得到残差频谱图。叶轮转速的评估是为了确保新获得的频谱图与健康频谱图中的叶轮转速是对应的; 最后, 将残差频谱图与损伤判断作为输入和输出以训练 CNN, 训练好的 CNN 即可通过噪声对正常叶片和损伤叶片进行分类。

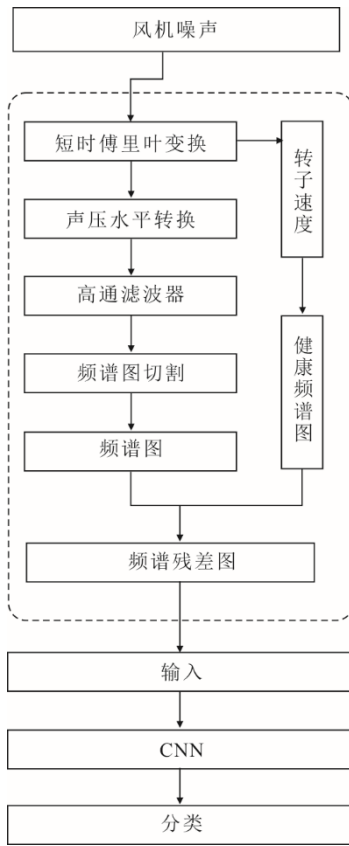


图2 算法流程  
Fig.2 The algorithm flowchart

## 2.2 短时距傅里叶变换

短时距傅里叶变换算法是时频分析的重要工具, 其在信号处理中用来描述频域和时域的变化<sup>[22]</sup>。相比于傅里叶变换, 其能够提供频率随时间变化的信息, 将长时间信号分成若干较短的等长信号, 然后针对每个短信号应用傅里叶变换, 窗函数被用来分隔长信号, 在给定区间内为常数、而在给定区间外为 0 的函数。

$$X(t, f) = \frac{1}{L} \sum_{\tau=t}^{t+L-1} \omega(t-\tau)x(\tau)e^{-j2\pi f\tau} \quad (1)$$

式中:  $\omega(t-\tau)$  为窗函数;  $x(\tau)$  为待变换的信号;  $X(t, f)$  为  $\omega(t-\tau)x(\tau)$  的傅里叶变换; 随着  $t$  的改变, 窗函数在时间轴上会有位移, 窗宽为  $t-\tau$ ;  $L$  为等长信号的长度; 经  $\omega(t-\tau)x(\tau)$  后, 信号只留下了窗函数截取的部分, 所得到的结果为一复数函数, 代表着信号随时间与频率变化的大小与相位;  $j$  为虚构的单位;  $e$  为欧拉函数。

为了消除窗函数造成的误差, 采用下式来计算振幅光谱图:

$$A = 2 \left| \frac{X(t, f)}{\sum_{\tau=0}^{L-1} \omega(t-\tau)} \right| \quad (2)$$

式中:  $A$  为计算得到的幅值。

同时为了量化人类听力的声音压力, 这种压力通常会转换为声压级, 其是对空气声压有效压力的对数度量。

$$S = 20 \lg \frac{A}{\sqrt{2}P_{\text{ref}}} \quad (3)$$

式中:  $S$  为转换后的幅值;  $P_{\text{ref}}$  为空气中常用参考声压, 取为  $20 \mu\text{Pa}$ 。

## 2.3 叶轮转速评估

为获得叶轮转速, 利用平滑算法计算叶轮转速。先选择包含纯叶片噪声的频率带, 沿频率轴归一化噪声的总和  $S_i$ , 得到 1 个一维数组的噪声功率, 再采用移动平均值和带通滤波来平滑噪声功率曲线。移动平均值是通过计算包含一定范围的噪声功率信号的平均值, 消除高频波动的影响, 反映数据的长期趋势。计算过程如下:

$$m(t) = \frac{1}{\mu} \sum_{t-\mu}^t S_i \quad (4)$$

$$g(t) = R \left\{ F^{-1} \left[ F \left[ m(t) H(t) \right] \right] \right\} \quad (5)$$

式中:  $m(t)$  为移动平均值, 表示子集的算术平均值, 其长度等于沿时间轴的最小旋转周期的  $1/4$ ;  $\mu$  为算术平均长度;  $g(t)$  为带通滤波后的平滑噪声功率曲线;  $F[\cdot]$  为离散的傅里叶变换;  $F^{-1}[\cdot]$  为逆离散傅里叶变换;  $R\{\cdot\}$  为输入的实部;  $H(t)$  为带通滤波器, 由低通滤波器和高通滤波器组成。

$$\begin{cases} H_{\text{LP}}(f) = \frac{1}{1 + \left( \frac{f_{\text{sample}}}{L} \frac{f}{3\omega_{\text{max}}} \right)^{10}} \\ H_{\text{HP}}(f) = \frac{1}{1 + \left( \frac{L}{f_{\text{sample}}} \frac{\omega_{\text{min}}}{f} \right)^6} \end{cases} \quad (6)$$

式中： $H_{LP}(f)$ 和  $H_{HP}(f)$ 分别为低通和高通滤波器； $L$ 为等长信号的长度； $f_{sample}$ 为声学采样频率； $\omega_{max}$ 和  $\omega_{min}$ 分别为风机的最大和最小转速。通过频域带通滤波提取包含叶轮转速周期的频域带，剔除非叶轮转速频域幅值的影响，减小噪声功率信号的波动。

最后通过上述平滑方法将叶轮转速计算为局部最小值之间时间差异的3倍倒数。

$$R_k = 3 \times \frac{1}{T_k - T_{k-1}} \quad (7)$$

式中： $T_k$ 为第  $k$  个最小值时间； $R_k$ 为时间轴上的第  $k$  个叶轮转速。

局部最小值定义为数列上某位置的数值均小于两边数值。

$$g(t-1) > g_{minima}(t) < g(t+1) \quad (8)$$

式中： $g_{minima}(t)$ 为局部最小值； $g(t-1)$ 和  $g(t+1)$ 为局部最小值前后的数值。

### 2.4 频谱图切割

由于数据采集持续数十分钟或者数小时，可通过将数据集切分为单个旋转周期的频谱图作为分类输入。局部最小值的位置是2个叶片扫过声音采集装置的中间时刻，因此可在局部最小值位置进行频谱图切割。叶片气动噪声以低频噪声、前缘湍流噪声和尾缘湍流噪声为主，在切分前，删除低频噪声部分，以忽略与叶片损伤识别无关的噪声，尤其是低频噪声和可能存在的环境噪声。健康频谱图是采用相同转速下健康风机频谱图的均值，残差频谱图是当前的频谱图减去健康频谱图。

## 3 算例分析

### 3.1 数据信息

采用维斯塔斯 V80 风机的开源叶片损伤数据作为数据源，数据源虽未注明具体损伤类型和图片信息，但不影响本文提出的损伤识别判断。风机额定功率为 2 MW，叶轮直径为 80 m，最小叶轮转速为 0.940 rad/s，最大叶轮转速为 2.000 rad/s。在数据记录期间，风速范围 4~10 m/s，以 25.6 kHz 的样本速率记录声学信号，记录的文件长约 10 min。

### 3.2 试验结果分析

图 3 为叶轮转速稳定下的部分原始噪声数据。图 4 为噪声信号通过短时傅里叶变换得到的二维频谱图。由图 4 可见：从 0 到  $1.2e^4$  Hz，声压逐渐减小；从时间轴方向可以看出有明显的竖条纹与周围同频率声压值不同，且成周期性变化，该竖条纹即

为风机扫过声音采集器的时刻。

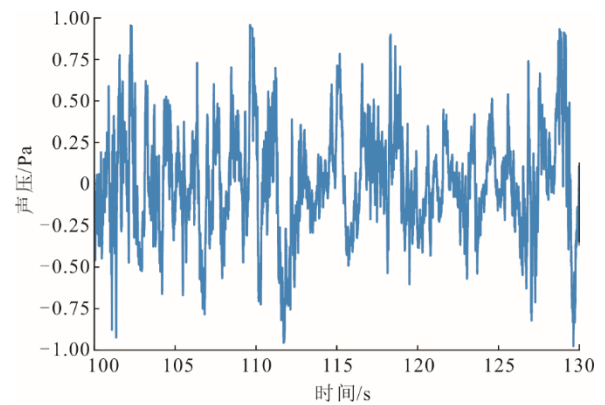


图 3 原始噪声  
Fig.3 The original noise

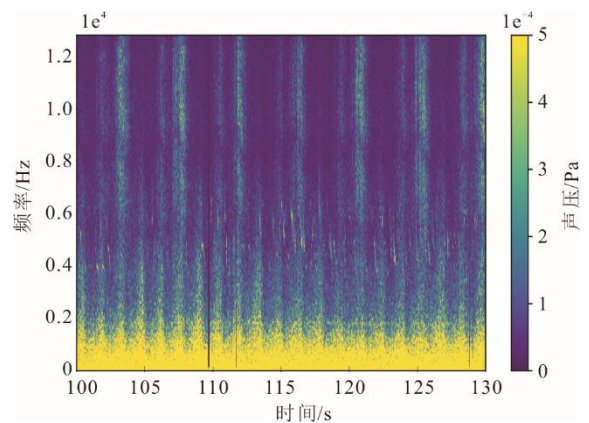


图 4 声压频谱图  
Fig.4 The spectrum of sound pressure

为更好的表示噪声的频率分布，将声压转换为易理解的声压级，同时将与竖条纹不相关的频率值通过高通滤波器去除，其结果如图 5 所示。由图 5 与图 4 对比可见，低频噪声已被剔除，周期性竖条纹仍清晰可见。

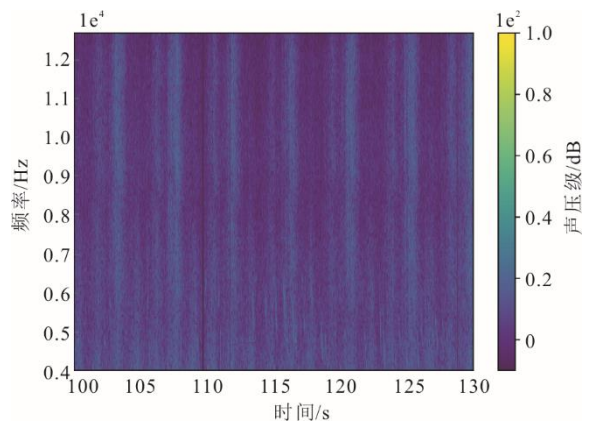


图 5 声压级频谱图  
Fig.5 The spectrum of sound pressure level

从频谱图中能够分析出叶片的位置，为评估叶轮转速，采用移动平均值和带通滤波器来计算叶轮转速，如图 6 所示。图 6 中包括幅值功率的和、移动平均曲线和带通滤波曲线，并标示了局部最小值。

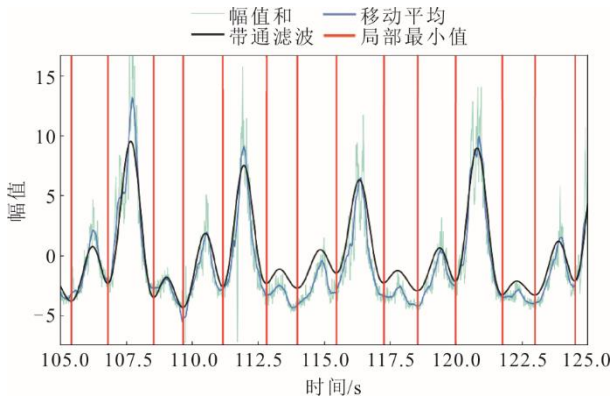


图 6 叶轮转速评估  
Fig.6 The rotor speed assessment

图 7 为叶轮转速 1.415 rad/s 时健康叶片和损伤叶片数据切割后的叶片损伤频谱图、健康频谱图和残差频谱图。由图 7 可见：健康频谱图中 3 条竖条纹呈现一致；损伤频谱图中间竖条纹明显与其他 2 个条纹不同；残差频谱图中可以看到中间竖条纹与周围区域差异较明显。

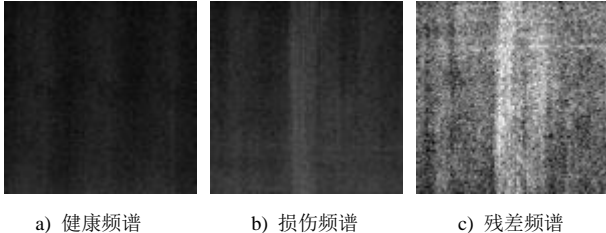


图 7 1.415 rad/s 转速下频谱图  
Fig.7 The speed spectrum at 1.415 rad/s

通过以上处理方法得到 5 088 个样本，通过 0.7:0.3 的比例分割为 3 561 个训练集和 1 527 个测试集样本，其中测试集样本包含 60% 的故障样本和 40% 的健康样本。

CNN 的参数见表 1。

表 1 CNN 参数  
Tab.1 Parameters of the convolutional neural network

项目	数值
输入	96, 96
卷积层 1	64, 64
池化层 1	48, 48
卷积层 2	32, 32
池化层 2	16, 16
全连接层 1	256
全连接层 2	128
输出	Softmax 二分类器

表 1 中输入层为 96×96 的图片像素，卷积层和池化层分别有 2 层，输出层为二分类的分类器，输出结果为 0 或 1，0 代表健康，1 代表损伤。

将上述样本训练 CNN 并进行测试，并比较标签获得测试集的准确率，具体见表 2。由表 2 可见，故障样本的分类准确率为 97.4%，健康样本的分类准确率为 96.1%，样本的比例为 0.6:0.4，总分类准确率为 96.9%。

表 2 算法准确率汇总  
Tab.2 Summary of the algorithm accuracy

分类算法	故障样本准确率/%	健康样本准确率/%
CNN	97.4	96.1

## 4 结 论

本文提出了一种基于声学信号和 CNN 的叶片损伤检测算法。首先采用短时傅里叶变换将原始噪声信号转换成二维频谱图，通过二维频谱图直接获取叶轮转速；然后根据叶轮转速将二维频谱图转换为残差频谱图；最后通过 CNN 实现了损伤图片识别。试验结果表明，所提出的检测方法表现出 96.9% 的准确率，优于 SVM 的 88.4% 的准确率<sup>[23]</sup>。

基于当前研究成果，后续将积累不同类型的叶片损伤残差频谱图，通过对数据集进行标签标注后进行深度学习，实现对残差频谱图的损伤类型识别。

### [参 考 文 献]

[1] 王刚. 风电叶片故障分析技术研究现状[J]. 机械设计, 2022, 39(8): 123-128.  
WANG Gang. Current technical research on fault detection for wind turbine blades[J]. Journal of Machine Design, 2022, 39(8): 123-128.

[2] KATSAPRAKAKIS D A, PAPADAKIS N, NTINTAKIS I. A comprehensive analysis of wind turbine blade damage[J]. Energies, 2021, 14(18): 5974.

[3] 袁洪芳, 周璐, 柯细勇, 等. 基于声发射信号的风机叶片裂纹定位分析[J]. 计算机工程与设计, 2011, 32(1): 320-323.  
YUAN Hongfang, ZHOU Lu, KE Xiyong, et al. Analysis of orientation crackle of wind turbines blade based on acoustic emission signal[J]. Computer Engineering and Design, 2011, 32(1): 320-323.

[4] 姚力. 几种典型声发射信号的特征参数分布分析[J]. 无损检测, 2004, 28(2): 18-22.  
YAO Li. Distribution analysis of characteristic parameters of several typical acoustic emission signals[J]. Nondestructive Testing, 2004, 28(2): 18-22.

[5] 沈功田, 耿荣生, 刘时风. 声发射信号的特征参数分析方法[J]. 无损检测, 2002, 24(2): 72-77.  
SHEN Gongtian, GENG Rongsheng, LIU Shifeng. Parameter analysis of acoustic emission signals[J]. Nondestructive Testing, 2002, 24(2): 72-77.

- [6] 陶鹏, 赵一中, 姚恩涛, 等. 基于敲击声振法的风机叶片脱层检测系统设计[J]. 测控技术, 2014, 33(4): 12-15. TAO Peng, ZHAO Yizhong, YAO Entao, et al. Design of test system for wind turbine blade delaminates based on the vibration testing[J]. Measurement & Control Technology, 2014, 33(4): 12-15.
- [7] 艾春安, 曾一平, 李剑, 等. 复合材料干耦合声学检测技术的发展与应用[J]. 无损检测, 2012, 34(9): 50-54. AI Chun'an, ZENG Yiping, LI Jian, et al. Development and application of dry-coupled acoustic detection technology for composites[J]. Nondestructive Testing, 2012, 34(9): 50-54.
- [8] 罗慧敏, 张锦南, 陈余岳, 等. 我国大型风力发电叶片产业的现状分析[J]. 玻璃钢, 2008(4): 1-5. LUO Huimin, ZHANG Jinnan, CHEN Yuyue, et al. The present situation analysis of industry of large wind turbine blades in China[J]. Glass Fiber Reinforced Plastic, 2008(4): 1-5.
- [9] CAWLEY P, ADAMS R D. The mechanics of the coin-tap method of non-destructive testing[J]. Journal of Sound & Vibration, 1988, 122(2): 299-316.
- [10] 岳大皓, 李晓丽, 张浩军, 等. 风电叶片红外热波无损检测的实验探究[J]. 红外技术, 2011, 33(10): 614-617. YUE Dahao, LI Xiaoli, ZHANG Haojun, et al. IR thermography inspection of wind turbine blades[J]. Infrared Technology, 2011, 33(10): 614-617.
- [11] 肖劲松, 严天鹏. 风力机叶片的红外热成像无损检测的数值研究[J]. 北京工业大学学报, 2006, 32(1): 48-52. XIAO Jinsong, YAN Tianpeng. Numerical analysis of NDT of wind turbine blades using infrared imaging[J]. Journal of Beijing University of Technology, 2006, 32(1): 48-52.
- [12] 毛火军. 风电叶片全尺寸检测和结构分析[D]. 北京: 中国科学院研究生院, 2008: 1. MAO Huojun. Full-scale testing and structural analysis of wind turbine blades[D]. Beijing: Chinese Academy of Sciences, 2008: 1.
- [13] HWANG S, AN Y K, SOHN H, et al. Continuous line laser thermography for damage imaging of rotating wind turbine blades-science direct[J]. Procedia Engineering, 2017, 188: 225-232.
- [14] YE G, NEAL B, BOOT A, et al. Development of an ultrasonic NDT system for automated in-situ inspection of wind turbine blades[C]//EWSHM-7th European Workshop on Structural Health Monitoring, 2014.
- [15] 张家安, 姜皓龄. 基于声学特征与 BAS-SVM 的风机叶片故障状态检测方法[J/OL]. 中国测试:1-6. (2022-06-24)[2022-09-28]. <https://kns.cnki.net/kcms/detail/51.1714.TB.20220623.1210.002.html>. ZHANG Jiaan, JIANG Haoling. Detection method of wind turbine blade based on acoustic characteristics and BAS-SVM[J/OL]. China Measurement & Test ISSN: 1-6. (2022-06-24)[2022-09-28]. <https://kns.cnki.net/kcms/detail/51.1714.TB.20220623.1210.002.html>.
- [16] DESHMUKH S, BHATTACHARYA S, JAIN A. Wind turbine noise and its mitigation techniques: a review[J]. Energy Procedia, 2019, 160: 633-640.
- [17] 张卫民, 郝璇, 陈大斌, 等. 大型客机气动噪声预测[J]. 航空制造技术, 2010(14): 66-69. ZHANG Weimin, HAO Xuan, CHEN Dabin, et al. Aeroacoustic prediction of large commercial aircraft[J]. Aeronautical Manufacturing Technology, 2010(14): 66-69.
- [18] 柏宝红, 李晓东. 翼型湍流尾缘噪声半经验预测公式改进[J]. 北京航空航天大学学报, 2017, 43(1): 86-92. BAI Baohong, LI Xiaodong. Improvement of airfoil turbulent trailing-edge noise semi-empirical prediction formulation[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2017, 43(1): 86-92.
- [19] 盖荣丽, 蔡建荣, 王诗宇, 等. 卷积神经网络在图像识别中的应用研究综述[J]. 小型微型计算机系统, 2021, 42(9): 1980-1984. GAI Rongli, CAI Jianrong, WANG Shiyu, et al. Research review on image recognition based on deep learning[J]. Journal of Chinese Computer Systems, 2021, 42(9): 1980-1984.
- [20] 宋晗, 杨炜曦, 耿修瑞, 等. 基于卷积神经网络与主动学习的高光谱图像分类[J]. 中国科学院大学学报, 2020, 37(2): 169-176. SONG Han, YANG Weitun, GENG Xiurui, et al. Hyperspectral image classification based on convolutional neural network and active learning algorithm[J]. Journal of University of Chinese Academy of Sciences, 2020, 37(2): 169-176.
- [21] 徐冰冰, 岑科廷, 黄俊杰, 等. 图卷积神经网络综述[J]. 计算机学报, 2020, 43(5): 755-780. XU Bingbing, CEN Keting, HUANG Junjie, et al. A survey on graph convolutional neural network[J]. Chinese Journal of Computers, 2020, 43(5): 755-780.
- [22] 同晓荣. 基于短时傅里叶时频分析的声信号盲分选仿真系统研究[J]. 系统仿真学报, 2019, 31(2): 353-359. TONG Xiaorong. Blind separation simulation system of sound signals based on time-frequency analysis of short time Fourier transformation[J]. Journal of System Simulation, 2019, 31(2): 353-359.
- [23] 王昭男. 短时傅立叶转换于风力发电机叶片表层损伤即时诊断之应用[D]. 台北: 台湾大学, 2017: 1. WANG Zhaonan. Application of short-time Fourier transform in real-time diagnosis of wind turbine blade surface damage[D]. Taipei: Taiwan University, 2017: 1.

(责任编辑 邓玲惠)