

DOI: 10.7512/j.issn.1001-2303.2025.06.16

大型风电机组叶轮裂纹焊接缺陷图像检测新方法

商少波¹, 姚博¹, 周云涛¹, 刘田红²

1. 国网江苏超高压公司, 江苏 南京 224300

2. 江苏电力信息技术有限公司, 江苏 南京 210000

摘要: 针对大型风电机组叶轮裂纹焊接缺陷检测精度低、效率低等问题, 提出了一种基于粒子小波变异算法的图像检测技术。首先, 对原始焊接缺陷图像进行灰度化、滤波和视觉增强处理, 有效消除噪声并增强焊接缺陷特征。然后, 采用ROI (Region of Interest, ROI) 波形分析法提取图像中焊接缺陷的一阶差分序列内的波形特征, 进而分析焊接缺陷的特征。将提取的特征作为输入, 利用机器学习算法建立图像检测模型。采用粒子小波变异算法对建立的模型进行训练和优化, 实现叶轮裂纹焊接缺陷图像的精准检测。试验结果表明, 所提方法能够有效消除噪声, 显著提高检测焊接缺陷图像的清晰度, 并实现高精度、高效率的焊接缺陷检测, 为风电机组的安全运行提供技术保障。

关键词: 大型风电机组; 叶轮裂纹; 焊接缺陷; 图像检测; 粒子小波变异算法

中图分类号: TG441.7 文献标识码: A 文章编号: 1001-2303(2025)06-0118-07

New Method for Image Detection of Welding Defects in Cracked Impellers of Large Wind Turbines

SHANG Shaobo¹, YAO Bo¹, ZHOU Yuntao¹, LIU Tianhong²

1. State Grid Jiangsu UHV Company, Nanjing 224300, China

2. Jiangsu Electric Power Information Technology Co., Ltd., Nanjing 210000, China

Abstract: In response to the low accuracy and efficiency of defect detection in the welding of large wind turbine impeller cracks, an image detection technology based on the particle wavelet mutation algorithm is proposed. Firstly, the original welding defect images are subjected to graying, filtering, and visual enhancement processing to effectively eliminate noise and enhance the features of welding defects. Then, the ROI (Region of Interest) waveform analysis method is used to extract the waveform features within the first-order difference sequence of the welding defects in the image, and further analyze the characteristics of the welding defects. The extracted features are used as inputs to establish an image detection model using machine learning algorithms. The particle wavelet mutation algorithm is used to train and optimize the established model to achieve precise detection of impeller crack welding defect images. Experimental results show that the proposed method can effectively eliminate noise, significantly improve the clarity of welding defect image detection, and achieve high-precision and efficient welding defect detection, providing technical support for the safe operation of wind turbine units.

Keywords: large wind turbine; impeller cracks; welding defects; image inspection; particle wavelet mutation algorithm

引用格式: 商少波, 姚博, 周云涛, 等. 大型风电机组叶轮裂纹焊接缺陷图像检测新方法[J]. 电焊机, 2025, 55(6): 118-124.

Citation: SHANG Shaobo, YAO Bo, ZHOU Yuntao, et al. New Method for Image Detection of Welding Defects in Cracked Impellers of Large Wind Turbines[J]. Electric Welding Machine, 2025, 55(6): 118-124.

收稿日期: 2024-08-19 修回日期: 2025-01-20

基金项目: 安徽省高校省级自然科学基金项目重点项目(KJ2019A1229)

作者简介: 商少波(1977—), 男, 高级工程师, 主要从事变电运维检修、电力信息系统建设等研究。E-mail: clq525222881@163.com。



0 引言

风能是全球能源结构转型中的关键组成部分,大型风力发电机组作为其核心装备,其运行可靠性直接关系到能源供应的稳定性与经济性。风电机组叶轮作为能量转换的关键部件^[1],长期承受复杂多变的气动载荷与环境侵蚀,裂纹是其最常见且危害性较大的损伤形式之一。这些裂纹不仅引发结构强度下降、运行振动加剧、噪音污染等问题,更显著降低风电机组的发电效率,威胁机组整体安全。在裂纹修复过程中,焊接是广泛应用且至关重要的手段。然而,焊接过程本身固有的复杂性,包括热输入控制、应力集中、材料性能变化以及人为操作的不确定性,极易在修复时引入新的焊接缺陷,如气孔、未熔合、夹渣等。这些缺陷往往成为新的应力集中源或裂纹萌生点,极大增加了疲劳断裂的风险,可能导致灾难性的停机事故,造成巨大的经济损失和安全隐患。因此,对叶轮裂纹焊接修复质量的精确、高效评估,已成为保障风电机组全生命周期安全可靠运行的技术瓶颈之一。

基于机器视觉的图像检测技术,凭借其非接触、高灵敏度、可重复性及适应复杂工况的潜力,为叶轮焊接缺陷的自动化检测提供了有效途径。近年来,深度学习,特别是基于卷积神经网络(CNN)的目标检测算法,在工业缺陷检测领域展现出优异的性能。付思琴等人^[2]提出基于卷积神经网络改进YOLOv4方法,引入GhostNet主干特征提取网络,降低焊接缺陷图像特征参数量。采用K-means++聚类算法对焊接缺陷图像特征数据集中待检测的标注框宽高实施聚类,完成焊接件表面缺陷检测。然而该方法的检测时间过长,降低了运行效率。吴鸿杨等人^[3]使用K-means算法对焊接缺陷数据集中的标注宽度展开聚类分析。通过自适应正负数据特征选取方法对模型的正负样本特征展开优化,构建Res2Net网络模型提高主干网焊接缺陷特征提取能力。但是该方法易受周围环境和人为等各种因素影响,使得最后的检测结果不够准确。

综上所述,现有基于图像的叶轮焊接缺陷检测方法在检测效率、环境适应性及检测精度方面仍存在亟待解决的挑战。为应对这些挑战,本文提出一

种新的大型风电机组叶轮裂纹焊接缺陷图像检测技术。该方法旨在通过灰度化、滤波和视觉增强处理原始焊接缺陷图像,以此高效滤除图像中的干扰噪声,并增强焊接缺陷的显著特征,从图像中提取焊接缺陷一阶差分序列所蕴含的波形特征,将提取的特征作为输入,利用机器学习算法建立图像检测模型,采用粒子小波变异算法训练和优化建立的模型,最终实现叶轮裂纹焊接缺陷图像检测,显著提升检测速度、增强模型对复杂工况的鲁棒性,并提高微小、复杂焊接缺陷的识别精度,为风电机组的安全、高效运维提供更为技术支撑,具有重要的理论意义和工程应用价值。

1 叶轮裂纹焊接缺陷图像预处理

在大型风电机组叶轮裂纹焊接缺陷图像的采集与传输过程中,噪声干扰、曝光过度、像素失真等因素常导致焊接缺陷图像的数据损失^[4],这些发生数据损失的破损图像参数与原数据参数存在无法调试的差异变化,进而对后续图像特征提取与检测产生不利的影响。为了确保能够完整、准确地提取叶轮破损图像的特征数据,提高检测的效率和精度,对采集到的原始焊接缺陷图像进行预处理是至关重要的一步。

(1)焊接缺陷图像灰度化及对比度增强。

为了使图像处理过程更清晰,将原始的叶轮裂纹焊接缺陷彩色图像转化为灰度图像。引入直方图均衡化技术,旨在调整原始焊接缺陷图像中不同灰度级的像素数量,通过重新分配像素灰度级,可以压缩低对比度区域的灰度范围,同时拉伸高对比度区域的灰度范围,从而有效增强图像的对比度,使缺陷区域更加突出。直方图是描述图像中各个灰度级^[5]与其出现频数之间的定量关系,其实现过程需要定义目标图像的像素总数为 M ,由此根据其频数 $H(k)$ 求出 k 个灰度级产生的概率 $a_r(r_k)$:

$$a_r(r_k) = \frac{H(k)}{M}, 0 \leq r_k \leq 1, k=0, 1, \dots, Z-1 \quad (1)$$

式中 r_k 为第 k 个灰度; Z 为目标图像中的灰度级总数。

由此得到直方图均衡化的变换函数 $T(r_k)$:

$$T(r_k) = S_k \sum a_r(r_k) \quad (2)$$

式中 S_k 为归一化灰度级。

由此获取叶轮裂纹焊接缺陷图像的灰度变化值:

$$g = \begin{cases} 0 & k=0 \\ (Z-1)T(r_k) & k>0 \end{cases} \quad (3)$$

式中 g 为灰度化后的新图像。

(2) 焊接缺陷图像滤波降噪。

经灰度化处理后,焊接缺陷图像中会出现一次处理后的亮度缺失现象,采用灰度内插法^[6]填充灰度图的丢失部分。此外,叶轮裂纹在焊接过程容易出现高频噪声,如电弧噪声、电磁噪声等,这些干扰噪声会导致原焊接缺陷图像数据特征损坏、特征提取率下降等问题。因此,有效的滤波降噪是必要环节。

本研究采用自适应平滑滤波^[7]来抑制噪声。该滤波原理是以目标叶轮裂纹焊接缺陷图像中各个采样点的像元灰度突变特性为依据,通过滤波器的掩膜矩阵对滤波器的权值展开自适应改进,在处理过程中锐化缺陷区域平滑过程中的图像边缘,进而避免锐化边缘矛盾,平滑噪声。计算公式为:

$$\mathfrak{R} = \sqrt{\left\{ \frac{1}{2} g[h(x+1,y) - h(x-1,y)] \right\}^2} \quad (4)$$

式中 $h(x,y)$ 代表图像像素; $\mathfrak{R}$ 代表平滑噪声后的图像。

(3) 焊接缺陷图像增强。

滤波处理后的图像通常会改变图像的特征,为此,采用 Gabor 滤波^[8]展开焊接缺陷图像的增强处理。假设 μ 表示 Gabor 滤波波长, (x_0, y_0) 表示图像中各个像素点的空间位置坐标,由此得到增强后的图像为:

$$H = \frac{1}{2\pi\zeta_x\zeta_y} \exp \left\{ - \frac{\left(\frac{x_0^2}{\zeta_x^2} + \frac{y_0^2}{\zeta_y^2} \right) \left[\mathfrak{R} \left(\frac{2\pi x_0^2}{\mu} \right) \right]}{2} \right\} \quad (5)$$

式中 ζ_x, ζ_y 分别代表 x 轴和 y 轴上的高斯包络标准差。

经预处理后,为后续风电机组叶轮裂纹焊接图像检测提供高质量的输入图像,提高检测精度。

2 叶轮裂纹焊接缺陷图像检测

2.1 焊接缺陷图像特征提取

采用基于感兴趣区域 (Region of Interest, ROI) 的波形分析法^[9]提取叶轮裂纹焊接缺陷图像特征。该算法的提取过程如下:设定预处理后的叶轮裂纹焊接缺陷图像大小为 $q \times m$, 求和其对应矩阵中的每一列面积, 以此获取每一列像素点的面积累加值, 由此得到目标焊接缺陷图像特征图所对应的波形序列。叶轮裂纹焊接缺陷较多, 为提高一阶差分后波形的总体趋势准确性, 采用均值滤波器^[10]对波形实施平滑处理, 消除波形中的噪声, 由此提取出焊接缺陷的一阶差分序列, 即图像中焊接缺陷的特征。

2.2 叶轮裂纹焊接缺陷图像检测方法

传统粒子群优化 (Particle Swarm Optimization, PSO) 算法虽然能够实现焊接缺陷图像检测, 且收敛速度较快, 但局部搜索能力较弱, 容易陷入局部极值。为此引入小波变异机制, 提出一种改进的粒子小波变异算法^[11-12]对检测模型进行训练与优化。

(1) 焊接缺陷图像检测模型建立。

将提取的焊接缺陷图像特征作为输入, 构建检测模型。模型的核心思想是基于灰度差异进行分割。设原始图像为 (q, m) , 确定一个阈值 v , 若 v 不超过邻域像素与中心像素灰度值的差, 则 $v=0.0125$, 权值 $\bar{\theta}=0$; 反之 $\bar{\theta}$ 为 v 和 $j'-j$ 的绝对值之差, 由此得到焊接缺陷图像检测数学模型:

$$\bar{\theta} = \begin{cases} 0 & |j-j'| \geq v \\ v-H|j-j'| & |j-j'| < v \end{cases} \quad (6)$$

式中 j 代表像素点 (q, m) 的灰度值; j' 代表像素点 $(q+r, m+r)$ 的灰度值, r 代表区域半径。

在此基础上, 设 x_i^η 为第 η 次迭代时第 i 个粒子所处的位置, 每一个 x_i^η 作为叶轮裂纹焊接缺陷图像检测问题的一个解, 将该问题转化为粒子群寻优问题^[13], 对粒子个体设定一个适应度函数:

$$g = Q \min \left\{ 0, o - \sum \bar{\theta} x_{id} \right\} \quad (7)$$

式中 Q 代表惩罚项; o 代表惯性权重。

(2) 焊接缺陷图像检测模型求解。

求解该模型时, 设定在 d 维目标搜索空间中的



第 η 次迭代速度为 ω^{k+1} ,整个种群搜索的个体最优值以及群体最优值目标分别为 a_{id} 和 a_{gd} 。在此基础上根据sigmoid函数 $s(\omega_{id})$ 对粒子群算法中粒子的速度和位置展开实时更新:

$$\begin{cases} \tilde{v} = g\omega^{k+1} + v_1\zeta_1(a_{id} - x_{id}^k) + v_2\zeta_2(a_{gd} - x_{id}^k) \\ x_{id}^k = \begin{cases} 1 & rand() < s(\omega_{id}) \\ 0 & otherwise \end{cases} \end{cases} \quad (8)$$

式中 v_1 、 v_2 代表加速常量; ζ_1 、 ζ_2 代表随机数, $rand()$ 代表随机函数,取值范围均为 $[0,1]$; x_{id}^k 代表经 k 次迭代后所处的粒子位置。

设定种群规模为 M ,对种群中随意选取的两个 $x_{R_{1j}}^k$ 、 $x_{R_{2j}}^k$ 个体执行变异操作^[14], x_{best}^k 的变异个数为 L ,其中的 R_1 、 R_2 为 $[1,M]$ 区间内的随机整数,且 $R_1 \neq R_2$,在此基础上引入缩放因子 $F \in [0,2]$,由此得到其缩放过程:

$$\begin{cases} D = \zeta FS \\ L = \begin{cases} x_{id}^k \text{int}(S) & rand[0,1] < S - \text{int}(S) \\ \text{int}(S) + D & rand[0,1] \geq S - \text{int}(S) \end{cases} \end{cases} \quad (9)$$

式中 $\text{int}(S)$ 代表海明距离缩放后的估计整数; S 为 $x_{R_{1j}}^k$ 和 $x_{R_{2j}}^k$ 之间的海明距离。

设定粒子变异概率 $v_q \in [0,1]$,在 $rand() < v_q$ 的前提下,由粒子实施小波变异控制,由 x_i^k 和 $\bar{x}_i^k$ 定义变异前后粒子,随着迭代次数的增加修正变异概率,减少适应度较高的粒子变异概率,进而展开粒子小波变异操作,其变异方程为:

$$\bar{x}_i^k = \begin{cases} x_i^k + L\chi(x_{\max} - x_i^k) & (\chi > 0) \\ x_i^k + L\chi(x_i^k - x_{\min}) & (\chi \leq 0) \end{cases} \quad (10)$$

式中 $x_{\max}$ 、 $x_{\min}$ 代表 x_i^k 的最大值和最小值。

变异粒子二次变异过程中为了跳出粒子局部搜索区域,将Morlet小波^[15-16]变化为子波,并生成多个多样性变异群体。若变异结果满足阈值 v ,则完成焊接缺陷图像的分割:

$$\varphi = \max \left(\bar{x}_i^k \frac{\zeta_3^2}{\zeta_4^2} \right) \quad (11)$$

式中 ζ_3^2 、 ζ_4^2 分别代表类间方差和类内方差。通过阈值 v 将焊接缺陷图像整体划分为缺陷目标与缺陷背景,当 φ 最大, v 为最佳分割阈值,以此输出出叶轮裂纹焊接缺陷图像的最终检测结果。

3 试验与分析

为验证提出的大型风电机组叶轮裂纹焊接缺陷图像检测技术的整体有效性,对其展开测试。试验环境配置戴尔 Precision 7740 工作站,确保计算资源充足。图像采集选取 Open CV 软件,图像处理与数据分析则基于 Python 编程语言及 NumPy 库进行。

考虑到大型风电机组实际运行过程中叶轮裂纹焊接缺陷的多样性,为了衡量焊接缺陷图像检测的适应能力,试验采集 7 种含有不同焊接缺陷类型的图像作为测试对象,分别为 6 种缺陷类型的图像和 1 种正常情况图像。6 种焊接缺陷类型的图像分别为含有裂纹、夹渣、气泡、未焊接、未熔合和夹钨的图像。各种类型的焊接缺陷图像有效样本均为 100 张,由于计算量过大,每种类型选择 10 张图像作为验证样本。此外为了增强对比,还收集 100 张正常情况图像样本,即无缺陷的焊接图像。这些样本用于训练模型检测正常的焊接状态,并作为对比基准来验证所提方法对缺陷的检测能力,同样选择 10 张作为验证样本。

3.1 图像预处理能力测试

采集待处理的大型风电机组叶轮裂纹焊接缺陷图像如图 1 所示。

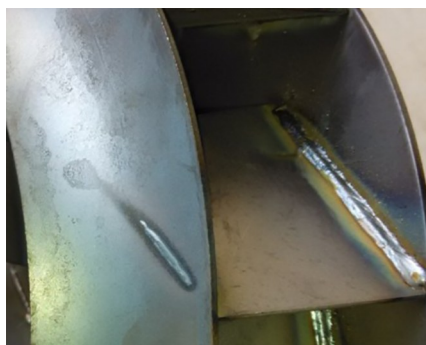


图 1 待处理的大型风电机组叶轮裂纹焊接缺陷图像

Fig. 1 Image of welding defects caused by cracks in the impeller of a large wind turbine to be processed

图 1 中的图像中包含大量噪声干扰,其焊接缺陷区域难以准确分辨,图像预处理是图像检测的重要前提。所提方法图像预处理过程如图 2 所示。

分析图 2 可知,经过灰度化、滤波去噪和图像增强等步骤,原始图像中的噪声得到有效抑制,图像对比度提升,获得了无噪且色彩饱和度归零的新图



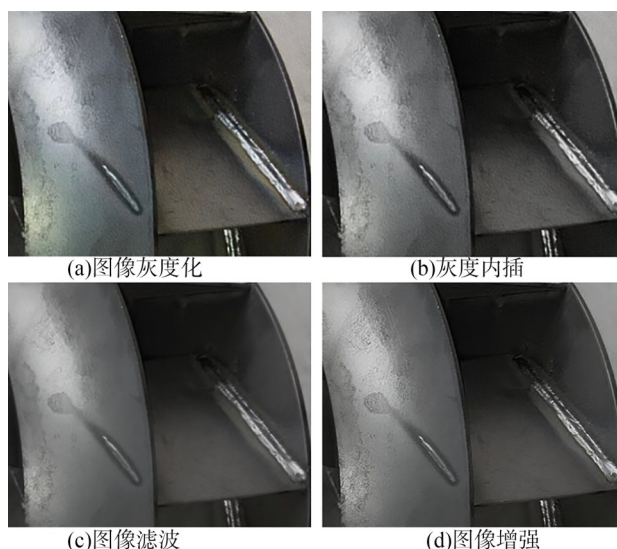


图2 所提方法图像预处理过程

Fig. 2 The image preprocessing process of the proposed method

像,为后续特征提取和缺陷检测奠定了良好基础。

3.2 焊缝缺陷定位测试

缺陷定位的准确性是评价检测方法性能的关键指标,为此将上述采集的含有焊接裂缝的叶轮裂纹焊接缺陷图像作为检测对象,采用所提方法、文献[2]方法和文献[3]方法分别进行检测,定位结果对比如图3所示。

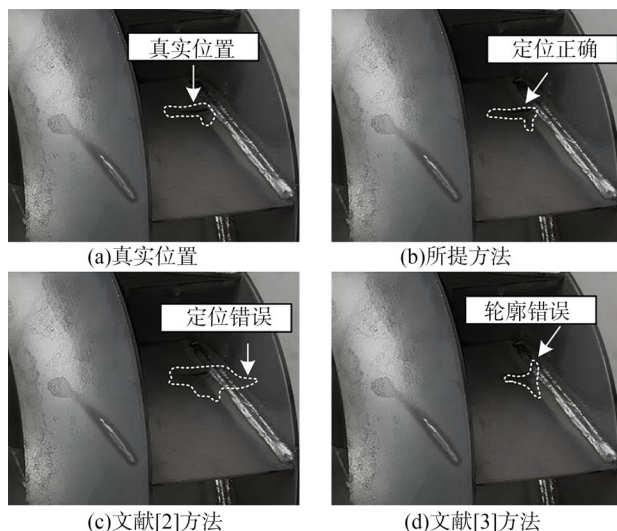


图3 不同方法焊接缺陷定位结果

Fig. 3 Welding defect localization results using different methods

对比图3可知,文献[2]方法的检测结果不理想,结果中含有部分非焊接缺陷区域,定位不够精确;文献[3]方法虽然能够定位出焊接缺陷区域,但其缺陷图像边缘参差不齐,定位不够精准;文中方

法能够准确定位出叶轮裂纹焊接缺陷的精确位置,且缺陷图像边缘平滑,定位效果最佳。

3.3 清晰度处理测试

为了进一步验证所提方法的检测效果,利用清晰度处理方案进行验证。假设 $\alpha \times \beta$ 代表大型风电机组叶轮裂纹焊接缺陷图像的大小, λ 代表图像的输出清晰度。清晰值越高,图像检测效果越清晰。清晰度公式如下:

$$\lambda = \frac{1}{\alpha \times \beta} \sum_{I=1}^{\alpha} \sum_{J=1}^{\beta} \sqrt{\Delta \lambda_x^2(I, J) + \Delta \lambda_y^2(I, J)} \quad (12)$$

式中 $\lambda_x(I, J)$ 代表在图像空间通道 X 的灰度差, $\lambda_y(I, J)$ 代表在图像空间通道 Y 的灰度差。

通过式(12)计算三种方法检测清晰度的结果,如表1所示。

表1 不同方法检测图像的清晰度结果

Table 1 Results of different methods to detect image clarity

图像类型	指标	文献[2]方法	文献[3]方法	所提方法
裂纹	λ	74.64	78.23	95.52
夹渣	λ	75.48	79.54	96.28
气泡	λ	76.34	80.25	97.45
未焊接	λ	76.98	81.25	97.52
未熔合	λ	77.14	82.56	97.98
夹钨	λ	78.56	83.14	98.01
正常	λ	80.99	84.67	98.69

由表1可知,文中方法在所有图像类型上的清晰度指标均显著高于文献[2]和文献[3]方法。表明该方法能够更有效地去除图像中的噪声,增强图像特征,从而更准确地识别和分类焊接缺陷,有利于后续的缺陷识别与分类。

3.4 识别准确率测试

利用上述三种方法对每种类型图像的检测准确率进行计算,对比检测效果。检测准确率计算公式为:

$$Precision = \frac{N_{TP}}{N_{TP} + N_{FP}} \times 100\% \quad (13)$$

式中 N_{TP} 代表焊接缺陷图像被正确检测的数量; N_{FP} 代表焊接缺陷图像被错误检测的数量。

通过式(13)计算得到不同方法焊接缺陷检测准确率对比结果如图4所示。

根据图4可知,文中方法对各类焊接缺陷(包括正常情况)类型图像的检测准确率均稳定在90%以上,表现出良好的泛化能力和适应性。相比之下,

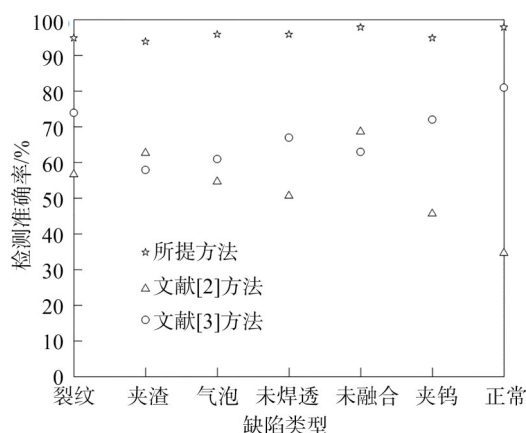


图4 不同方法焊接缺陷图像检测准确率

Fig. 4 Accuracy of welding defect image detection using different methods

文献[2]方法和文献[3]方法在部分缺陷类型上的准确率较低,说明其适应性相对较弱。这进一步验证了文中方法在复杂缺陷检测任务中的优越性。

3.5 检测效率测试

最后通过焊接缺陷图像的检测时间进一步验证文中方法的优越性,与上述测试条件相同,不同方法检测效率如表2所示。

表2 不同方法检测效率

Table 2 Detection efficiency of different methods

焊接缺陷	检测时间/s		
	所提方法	文献[2]方法	文献[3]方法
裂纹	3.48	10.14	7.41
夹渣	3.26	15.02	6.66
气泡	2.98	12.22	7.58
未焊透	3.01	13.47	7.92
未融合	2.84	14.02	6.97
夹钨	3.24	15.25	6.24
正常	2.87	14.11	7.02
平均用时/s	3.15	13.46	7.11

由表2可知,在相同的测试条件下,文中方法的焊接缺陷图像检测时间均在3.50 s以内,平均检测时间为3.15 s,低于文献[2]方法的13.46 s和文献[3]方法的7.11 s,由此可充分证明该不仅检测精度高,而且具有更高的处理速度,能够满足实际应用中对实时性的要求。

4 结论

针对目前叶轮裂纹焊接缺陷图像检测方法存

在检测精度较低和校测效率较低等问题,提出大型风电机组叶轮裂纹焊接缺陷图像检测技术。在对图像实施一系列预处理的基础上。利用粒子小波变异算法完成对焊接缺陷图像的检测。通过试验得到如下结论:

(1)原始图像中的噪声得到了有效抑制,图像对比度提升,获得了无噪且色彩饱和度归零的新图像,检测清晰度较好。

(2)本文方法能够准确定位出叶轮裂纹焊接缺陷的精确位置,定位效果最佳。

(3)本文方法能更有效地去除图像中的噪声,更准确地识别和分类焊接缺陷,检测准确率较高。

(4)文中方法的焊接缺陷图像检测时间均在3.50 s以内,平均检测时间为3.15 s,检测时间较短,充分证明了其在实际应用中的有效性和优越性。

本研究的意义和贡献在于,它不仅解决了现有叶轮裂纹焊接缺陷检测方法在检测效率和精度方面的瓶颈问题,还通过技术创新为风电机组的安全运行提供了更加可靠的技术保障。然而,本研究也存在一定的局限性。目前的研究主要集中于静态图像的检测,未来可以考虑将图像数据与其他类型的传感器数据进行融合,以实现更全面的缺陷评估,探索多模态数据融合技术在焊接缺陷检测中的应用,以提高检测的可靠性。

参考文献:

- [1] 万书亭,程侃如,绳晓玲,等. 基于风速时空分布的双馈风力发电机组叶轮质量不平衡故障特性分析[J]. 太阳能学报,2021,42(09):236-243.
WANG S T, CHEN K R, SHENG X L, et al. Characteristics Analysis of Blade Mass Imbalance Fault of Dfig Wind Turbines based on Spatiotemporal Distribution of Wind Speed[J]. Acta Energiac Solaris Sinica, 2021, 42 (09):236-243.
- [2] 付思琴,邱涛,王权顺,等. 基于改进YOLOv4的焊接件表面缺陷检测算法[J]. 包装工程,2022,43(15):23-32.
FU S Q, QIU T, WANG Q S, et al. Surface defect detection algorithm for welding parts based on improved YOLOv4[J]. Packaging Engineering, 2022, 43(15):23-32.
- [3] 吴鸿杨,康维新. 基于改进RetinaNet的多类焊接缺陷X射线图像检测模型[J]. 计算机应用,2022,42(S1):100-105.





- WU H Y, KANG W X. Detection model for multi-category welding defects in X-ray images based on improved RetinaNet[J]. Computer Applications, 2022, 42 (S1): 100-105.
- [4] 叶汉民, 刘英志, 程小辉. 基于生成对抗网络的V形焊缝图像修复算法[J]. 河南科技大学学报(自然科学版), 2022, 43(04): 46-54.
- YE H M, LIU Y Z, CHEN X H. V-shaped weld bead image restoration algorithm based on Generative Adversarial Networks[J]. Journal of Henan University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2022, 43(04): 46-54.
- [5] 朱占龙, 马艳玲, 董建彬, 等. 融入人类贡献抑制因子的灰度级模糊C均值图像分割[J]. 智能系统学报, 2021, 16(04): 641-648.
- ZHU Z L, MA Y L, DONG J B, et al. Gray-level fuzzy C-means image segmentation with the integration of contribution suppression factor[J]. Journal of Intelligent Systems, 2021, 16(04): 641-648.
- [6] 温静, 乔志伟. 正弦图智能插值法CT稀疏重建[J]. 核电子学与探测技术, 2021, 41(06): 1125-1131.
- WEN J, QIAO Z W. Intelligent interpolation method for CT sparse reconstruction based on sine graph[J]. Nuclear Electronics and Detection Technology, 2021, 41 (06): 1125-1131.
- [7] 王丽红, 胡长宏, 范鲜红, 等. 自适应中值滤波器优化及其FPGA实现[J]. 哈尔滨理工大学学报, 2021, 26 (05): 68-75.
- WANG L H, HU C H, FAN X H, et al. Optimization of Adaptive Median Filter and Its FPGA Implementation [J]. Journal of Harbin University of Science and Technology, 2021, 26(05): 68-75.
- [8] 朱刘晔, 李竞择, 吴磊, 等. 基于Gabor滤波器的光纤缺陷检测方法[J]. 南京理工大学学报, 2022, 46(01): 119-126.
- ZHU L G, LI J Z, WU L, et al. Method for detecting fiber defects based on Gabor filters[J]. Journal of Nanjing University of Science and Technology, 2022, 46 (01): 119-126.
- [9] 刘凤, 刘浩哲, 张文天, 等. 一种鲁棒的基于对抗结构的生物特征ROI提取方法[J]. 自动化学报, 2023, 49 (06): 1339-1353.
- LIU F, LIU H Z, ZHANG W T, et al. A robust method for biometric ROI extraction based on adversarial structure [J]. Journal of Automation, 2023, 49(06): 1339-1353.
- [10] 郑佳慧, 俞晓迪, 赵生妹, 等. 基于均值滤波的关联成像去噪[J]. 光学学报, 2022, 42(22): 49-56.
- ZHENG J H, YU X D, ZHAO S M, et al. Denoising of correlation imaging based on mean filtering[J]. Optical Journal, 2022, 42(22): 49-56.
- [11] 荆鹏辉, 韩朝阳, 艾永乐, 等. 基于粒子群优化小波神经网络的光伏阵列故障检测[J]. 武汉大学学报(工学版), 2021, 54(09): 860-865.
- JING P H, HAN Z Y, AI Y L, et al. Fault detection of photovoltaic arrays based on particle swarm optimization wavelet neural network[J]. Journal of Wuhan University (Engineering Edition), 2021, 54(09): 860-865.
- [12] 李海, 白锦, 孙研, 等. 基于修正小波变换插值-TAN的雷达降水粒子分类[J]. 系统工程与电子技术, 2022, 44(05): 1527-1535.
- LI H, BAI J, SUN Y, et al. Radar precipitation particle classification based on modified wavelet transform interpolation-TAN [J]. System Engineering and Electronic Technology, 2022, 44(05): 1527-1535.
- [13] 李浩东, 肖伸平, 余锦. 基于自适应PSO的微电网双向DC-DC变换器前馈自抗扰控制[J]. 电机与控制应用, 2023, 50(02): 73-81.
- LI H D, XIAO S P, YU J. Adaptive PSO-based feedforward self-disturbance control for bidirectional DC-DC converters in microgrids [J]. Electric Machines and Control Applications, 2023, 50(02): 73-81.
- [14] 杨茂华, 谭飞. 多变异遗传算法及其在非线性控制中的应用[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2022(11): 52-55+61.
- YANG M H, TAN F. Multi-variant genetic algorithm and its application in nonlinear control [J]. Combined Machine Tools and Automated Processing Technology, 2022(11): 52-55+61.
- [15] 邓飞跃, 强亚文, 郝如江, 等. 基于自适应Morlet小波参数字典设计的微弱故障检测方法研究[J]. 振动与冲击, 2021, 40(08): 187-193+254.
- DENG F Y, QIANG Y W, HAO R J, et al. Research on Weak Fault Detection Method Based on Adaptive Morlet Wavelet Parameter Dictionary Design [J]. Vibration and Impact, 2021, 40(08): 187-193+254.
- [16] 李雪娇, 宋建萍, 郑晓东. 基于小波的弱光照图像增强算法仿真[J]. 计算机仿真, 2023, 40(03): 210-213.
- LI X J, SONG J P, ZHENG X D. Simulation of Image Enhancement Algorithm for Low Light Conditions Based on Wavelets [J]. Computer Simulation, 2023, 40 (03): 210-213.