

采用小波分析的风力机叶片声发射信号处理与分析

官宇楠¹, 王超¹, 宋博扬²

(1. 西北工业大学航海学院, 710072, 西安; 2. 中国船舶集团有限公司, 200011, 上海)

摘要: 为有效对风力机叶片损伤进行在线监测,采用小波分析技术对风力机叶片运行状态下的声发射信号进行降噪和时频分析。采用多通道高频采集设备搭配声发射传感器,搭建双通道声发射信号在线检测系统,实时采集某型全尺寸叶片带伤运行声发射信号,改进了小波阈值降噪方法并对该方法在真实叶片损伤定位和模态分析中的表现进行检验。实验结果表明:与传统的维纳滤波降噪、谱减法降噪等方法相比,改进的小波阈值降噪方法应用于在线监测系统时具有精度高、速度快、稳定性好的优势;对模拟损伤的声发射信号进行时差定位,精度达到2.2%;同时,采用改进的小波分析也能够从风力机叶片的声发射信号中准确检出叶片的运行模态信息。改进的小波阈值降噪在风力机叶片损伤定位和模态信息检测方面表现良好,具备实际的应用价值。

关键词: 风力机叶片;时频分析;小波阈值降噪

中图分类号: TM315 **文献标志码:** A

DOI: 10.7652/xjtub202505020 **文章编号:** 0253-987X(2025)05-0209-08

Processing and Analysis of Acoustic Emission Signals from Wind Turbine Blades Using Wavelet Analysis

GUAN Yunan¹, WANG Chao¹, SONG Boyang²

(1. School of Marine Science and Technology, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China;

2. China State Shipbuilding Corporation Limited, Shanghai 200011, China)

Abstract: To effectively conduct online monitoring of the damage to wind turbine blades, wavelet analysis technology was adopted to reduce noise and perform time-frequency analysis on the acoustic emission signals of wind turbine blades during operation. A dual-channel acoustic emission signal online detection system consisting of a multi-channel high-frequency acquisition device and several domestic acoustic emission sensors was established to collect real-time acoustic emission signals from a certain type of full-scale blade operating with damage. The wavelet threshold denoising method was optimized and its performance in the localization and operation modal analysis of actual blade damage was also examined. As revealed by experimental results, in contrast to traditional methods such as Wiener filtering denoising and spectral subtraction denoising, the optimized wavelet threshold denoising method features high precision, fast speed, and good stability when applied to the online monitoring system; The time difference positioning accuracy for the acoustic emission signals of simulated damage reaches 2.2%; wavelet analysis can also effectively detect the operation modal information of the blades. The experiment

reveals that wavelet threshold denoising performs well in the aspects of damage localization and modal information detection of wind turbine blades and holds practical application value.

Keywords: wind turbine blades; time-frequency analysis; wavelet threshold denoising

中国具有丰富的风电资源,可开发利用的风能储量约为 10 GW。随着对风能的重视程度日渐提升,中国风电装机容量也在逐年提升。作为风电机组中的核心部件,风力发电机的运行是否稳定可靠,与整个风电系统的发电效率有着紧密的联系。在实际运行过程中,由于恶劣的环境以及本身复杂的结构,风力发电机发生故障的情况在所难免。风力机叶片损伤导致倒塔事件发生频繁。其中由于老化、外部机械力等原因,风力机叶片发生如图 1 所示的形变、疲劳、断裂等损伤是风电倒塔的主要诱因,占比 40% 以上,因此风力机叶片损伤的在线检测工作刻不容缓^[1-2]。



图 1 风力机叶片损伤

Fig. 1 Wind turbine blade damage

声发射技术作为一种工作在更高频率上的检测手段,因其充分关注材料和结构应力应变过程,从而得到损伤在线检测行业的广泛关注^[3]。将声发射技术应用于风力机损伤检测的研究,关键在于对叶片损伤声发射特征的分析、提取以及对声发射源的定位^[4]。通过对声发射信号的分析处理,能够判断风力机叶片的损伤位置,并提取更多的有用信息。Liu 等采用声发射检测技术对风力机叶片进行疲劳损伤生长监测,该技术具有高效、长距离、可实现在线检测等优点^[5-6];Beale 等采用一种自适应降噪方法,通过自动扫描技术识别损伤区域,能够有效检测风电叶片内部的分层、黏接区域缺胶等缺陷^[7];Xue 等捕捉风力机叶片的声发射信号,通过分析波形特征实现了对叶片损伤类型和程度的识别^[8]。

小波分析是继傅里叶变换和加窗傅里叶变换后

对信号时频分析技术的进一步发展^[9-10]。Zhao 等采用小波分析方法对风力机叶片进行了高效的故障分析^[11]。小波分析同样对风力机旋转机械结构的故障声发射信号检测具有较好的效果^[12]。Zhu 等采用小波变换和短时能量分析对管道泄漏声发射信号进行识别和定位,取得了较好的定位精度^[13]。Pratumnopharat 等采用 Morlet 小波对风力机叶片伸展方向上的应力变化进行分析,该研究为叶片应力应变产生的声发射信号特征分析提供重要理论和实验支撑,同时验证了小波分析方法符合风力机叶片的力学变化规律^[14]。小波分析方法被证明能够用于监测风力机叶片运行状态、固有频率等^[15-17]。在此基础上,研究人员采用小波分析方法对风力机叶片损伤的声发射信号进行研究,验证了小波分析技术在风力机叶片疲劳损伤等类型损伤信号分析中的有效性^[18-19]。现有研究表明,小波分析方法对于非稳态的风力机叶片声发射信号分析具有良好的效果。

然而,上述研究普遍将小波分析技术用于风力机叶片声发射信号的后处理,尤其是用于损伤模式识别,主要是因为现有小波分析技术采用分解-加阈值-重构-分析的模式不能满足实时信号处理的要求。因此,本研究充分发掘风力机叶片声发射信号时频特性和非稳态特征,提出一种基于小波分解的风力机叶片声发射信号分析模式,即分解-分析-加阈值-重构的模式,能有效提升小波分析技术处理的实时性,同时采用改进的阈值选取方法进行小波降噪,改善输出信号质量。该模式以风力机叶片声发射信号为研究对象,对信号进行 Haar 小波分解,低频层和高频层信号分别进行相关分析,实现多模态信息的实时提取后加阈值重构。实验验证了该分析模型在风力机叶片损伤检测和模态提取中方法精度、速度和稳定性等方面的显著优势,可满足工程应用需求。

1 小波变换

1.1 小波变换理论

设 $f(t)$ 是平方可积函数,则该连续函数的小波变换^[20]定义为

$$W_f(a, b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \Psi^* \left(\frac{t-b}{a} \right) dt, \\ a, b \in \mathbf{R}, a > 0 \quad (1)$$

式中: $W_i(a, b)$ 为对函数 $f(t)$ 进行连续小波变换的结果,称为离散小波系数; $\Psi^*(t)$ 函数为母小波函数,对 $\Psi^*(t)$ 函数进行尺度伸缩和平移,得到 $\Psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \Psi^*\left(\frac{t-b}{a}\right)$,其中 a 为尺度因子, b 为时变因子。

信号 $f(t)$ 可由下式进行小波重构

$$f(t) = \sum_{a=-\infty}^{\infty} \sum_{b=-\infty}^{\infty} d_{a,b} \Psi_{a,b}(t) \quad (2)$$

式中: $d_{a,b}$ 为小波基函数系数。

1.2 信号多尺度分解

基于小波变换理论和小波空间分析理论^[21],若 $\Psi_{a,b}(t)$ 的解空间中有一组正交解 $\psi_{j,k}(t)$,则称 $\psi_{j,k}(t)$ 为小波函数,由 $\psi_{j,k}(t)$ 生成的空间 W_j 是尺度为 j 的小波空间,又称为细节空间。

小波多分辨率分析就是将信号分解为近似粗糙部分 $\varphi_{j,k}(t)$ 和一系列细节部分 $\psi_{j,k}(t)$ 。设 J 为任意给定的小波分解尺度系数(也被称为小波分解层数),则 $f(t)$ 可以作如下分解

$$f(t) = \sum_{j=-\infty}^J \sum_{k=-\infty}^{\infty} d_{j,k} \psi_{j,k}(t) + \sum_{k=-\infty}^{\infty} c_{J,k} \varphi_{J,k}(t) \quad (3)$$

多尺度分解式(3)中的绝对值较大的 $c_{J,k} \varphi_{J,k}(t)$ 分量称为信号 $f(t)$ 的高频分量,绝对值较小的 $d_{j,k} \psi_{j,k}(t)$ 分量称为信号 $f(t)$ 的低频分量,对应的 $c_{J,k}$ 和 $d_{j,k}$ 分别称为高频系数和低频系数。

1.3 小波函数选取方法

小波函数的种类很多^[22],包括 Haar、Daubechies、Symlets、Coiflets、Morlet、Mexican Hat、Meyer 等。根据经验:Morlet 小波一般用于图像识别及特征提取;Haar 和 Daubechies 小波一般用于数字信号处理;在系统辨识中普遍采用 Mexican Hat、Meyer 等小波形式。尤其在离散小波变换中小波函数必须具备正交性,所以 Morlet、Mexican Hat、Meyer 等小波不适用于信号降噪,因此该实验中选用 Haar 小波。

1.4 小波分解层数选取

小波变换的分解层数与采样信号频率、故障特征频率之间满足如下关系

$$\frac{f_s}{2^J + 1} \leq f_c \leq \frac{f_s}{2^J} \quad (4)$$

式中: f_s 为采样频率; f_c 为损伤特征频率。本研究按式(4)进行 6 层小波分解。

1.5 改进的小波阈值降噪方法

通常利用二进小波对含噪信号进行变换,灵活选取高频系数和低频系数进行信号重构可实现信号

分析和降噪处理^[23]。对二进尺度 2^J 上的模极大值点幅值 A 作如下变换

$$T_J = \frac{\ln(1 + \sqrt{N})}{J + Z} A \quad (5)$$

式中: Z 为常参数(本研究中取 2); N 为噪声功率。

与传统小波阈值降噪的固定阈值选取方法不同,本研究对每层分解的尺度 T_J 进行计算,仅保留 $T_J \geq \sigma_{\max}(T_J)$ 相应尺度上的 $d_{j,k}$ 和 $c_{J,k}$ 系数,其中 $\sigma(0 < \sigma \leq 1)$ 为从历史数据得到的经验常数,从而形成分解-分析-加阈值-重构的小波阈值降噪流程。后续实验验证该改进的小波阈值选取方法在风力机叶片信号分析及降噪中有良好的效果。

1.6 相关分析定位理论

相关定位是一种检测系统常用的信号源定位方法^[24],通常利用两个不同传感器检测同一个信号源,并对两个传感器的输出信号 $x(t)$ 和 $y(t)$ 作互相关处理

$$R_{xy}(\tau) = E[y(t)x(t-\tau)] = K_1 K_2 R_s(\tau) \quad (6)$$

式中: K_1 、 K_2 为常数。式(6)等号左侧 $R_{xy}(\tau)$ 为可测得量,右侧为以 τ 为变量的函数。因此可以得出信号到达两个传感器的时间差 τ ,从而实现信号定位。

2 风力机叶片损伤检测实验

2.1 硬件系统

如图 2 所示,测试人员沿风力机叶片长度方向布放了两组声发射传感器,位于机舱位置的信号采集设备以 500 kHz~2 MHz 的采样率对传感器信号

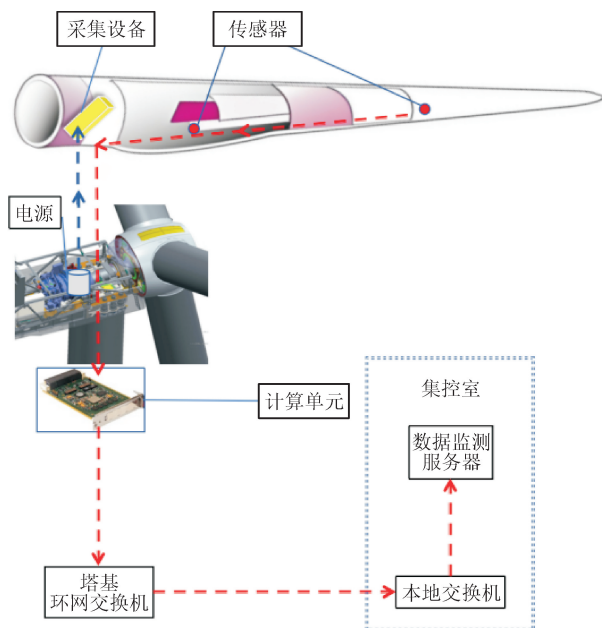
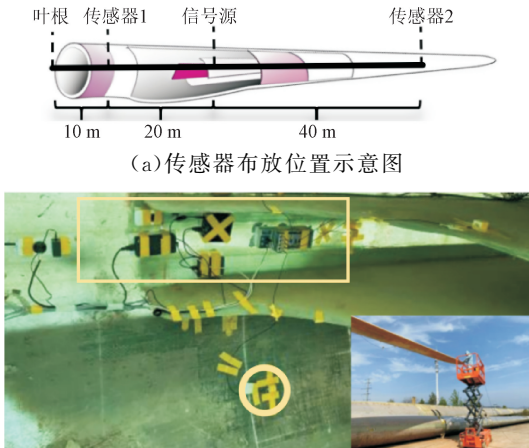


图2 风力机叶片测试系统

Fig. 2 Wind turbine blade testing system

进行采样,采集设备的大数据量输出信号进入到计算单元进行边缘计算以实现数据处理和压缩,从而将少量运行和损伤相关的有效数据通过位于塔基的环网交换机发送到控制室。

单只风力机叶片上传感器布放方式如图 3(a)所示,两个传感器分别布放在距离叶根 10 m 和 70 m 距离,从而实现对两传感器之间 60 m 范围段的叶片损伤信号进行相关分析定位。同时,在距离叶根 30 m 位置设置声发射信号源,模拟叶片损伤信号。叶根部传感器及采集装置安装如图 3(b)所示,圆形框内为传感器 1,方形框内为采集设备和计算单元。



(b)传感器叶根位置现场安装效果

图 3 传感器布放图

Fig. 3 Layout of sensors' deployment

2.2 软件系统

LabVIEW 软件平台被广泛应用于风力机的故障信号实时监测,且均取得了良好的实验结果^[25-26]。因此,本次实验也选择在计算单元中使用 LabVIEW 软件与美国国家仪器有限公司(NI)采集卡搭配实现数据的在线采集。数据的峰值检测、小波降噪和小波分析等其他方法合并为数据处理模块,采用 Matlab 完成并嵌入 LabView 流程中,损伤监测及数据流程如图 4 所示。

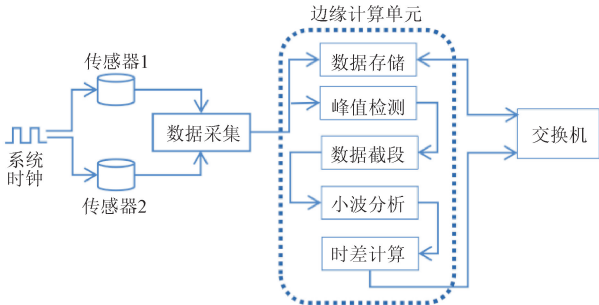


图 4 LabView 在线监测及数据流程

Fig. 4 LabView online monitoring process and data stream

3 实验数据分析

基于前述方法和系统,对实时采集的风力机叶片声发射信号进行处理,得到了风力机叶片运行信息及损伤信号,同时也验证了小波分析方法在风力机叶片信号分析系统时差精度、数据处理速率、运算稳定度方面的优势。

对一段含有损伤特征的信号分别使用传统小波降噪、维纳滤波降噪、改进的小波降噪和谱减法降噪,结果如图 5 所示,显然改进的小波降噪方法处理后的信号具有更高的信噪比。

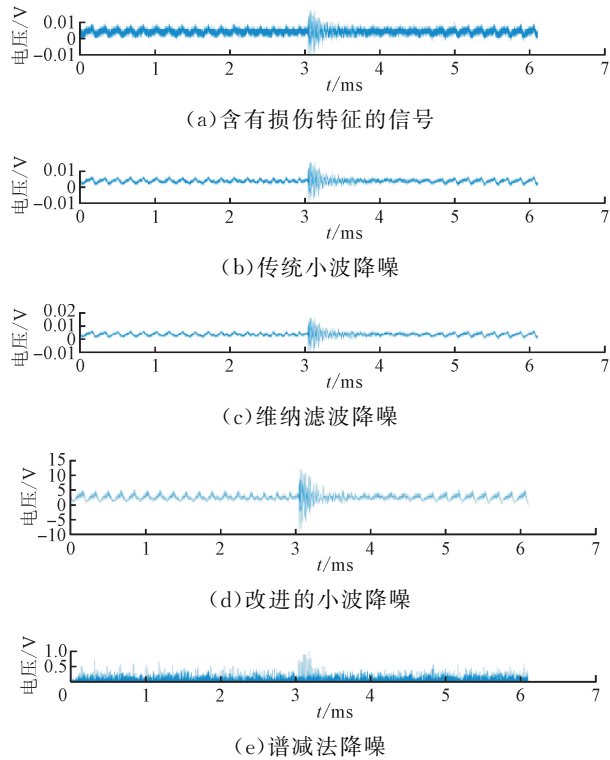


图 5 改进的小波降噪与其他方法降噪效果比较

Fig. 5 Comparison of the improved wavelet algorithm with other algorithms for noise reduction

3.1 风力机叶片模态的提取

图 6 为实验中一段叶片动态声发射信号 800 kHz 采样后进行 6 层分解的信号波形,图 6 中子窗口均为电压-时间序列,图 6(a)为原始信号, A_6 为风力机叶片声发射信号进行 6 层小波分解后得到的低频分量, $D_1 \sim D_6$ 为各层小波分解得出的高频分量。该实验对此段数据进行 6 层的 Haar 小波分解。可以看到,第 6 层分解得出的低频层 A_6 已经能够清晰地反映出叶片的挥舞过程的时域上的周期特征。

对图 6(h)中 A_6 层梳状信号进行分析得到信号周期为 1.25 s,与实际激励周期 1.2 s 和振动传感器

测得的激励周期 1.217 s 相近。验证了小波分析方法具有良好的叶片振动周期检测效果,可以有效提取风力机叶片的运行信息。

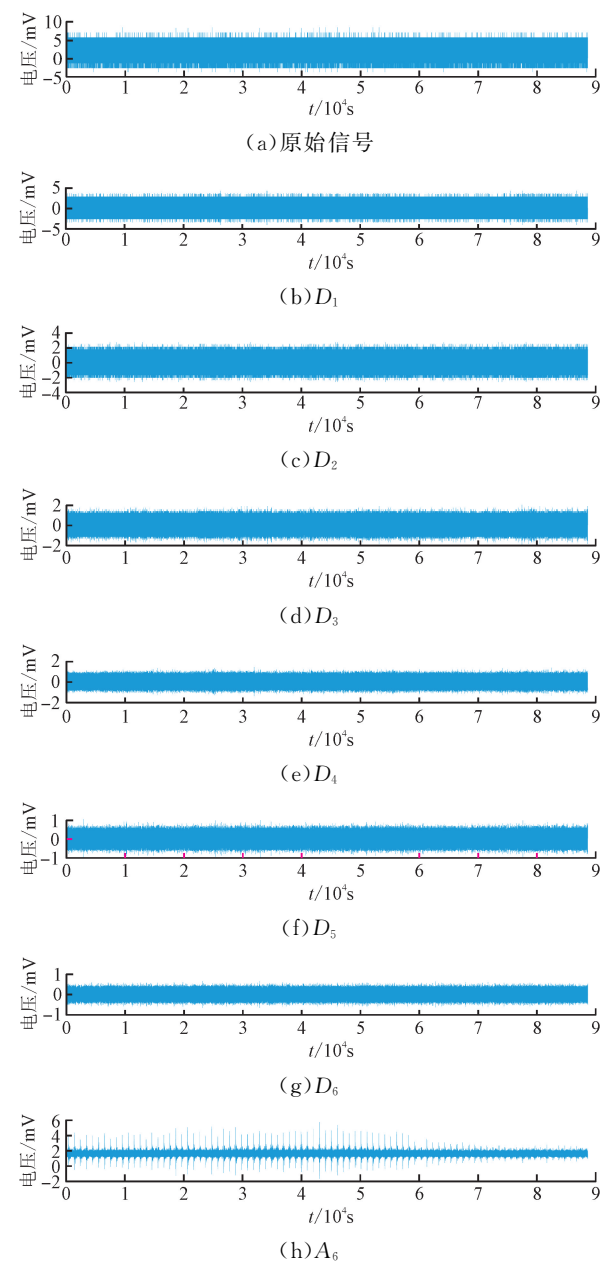


图 6 叶片声发射信号 6 层分解后的各层信号波形

Fig. 6 Signal waveform of each layer after six-layer decomposition of acoustic emission signal of blade

同时也可以看出,风力机叶片的声发射信号信息是存在于部分“层”中的,因此本文中提出的对不同“层”进行分别分析处理,并根据阈值大小进行信号重构是有意义的。

3.2 损伤信号时差精度

采用 1.5 节中所述的时差定位法对损伤信号进行定位。在该方法中,信号时差检测精度决定了定

位精度,故有必要对方法检测时差的精度进行分析。测试人员在距离叶根 30 m 位置模拟损伤信号。图 7(a)、图 7(b)为图 3(a)中两个位置传感器信号通过改进的小波降噪方法处理后的信号。图 7(c)为两通道信号作互相关后的时差分析信号,取该信号最大值的横坐标即为两信号时差。

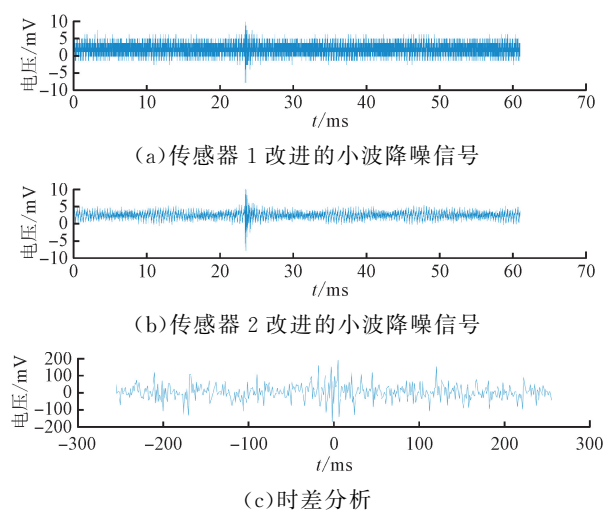


图 7 损伤信号时差分析

Fig. 7 Damage signal data time-delay analysis

表 1 中列出了在图 3(a)相同信号源位置上进行两次模拟损伤实验并采集声发射信号,对两次实验采集数据(数据 1 和数据 2)采用不同降噪方法进行时差检测。

表 1 不同方法处理两组风力机叶片损伤信号的时差对比

Table 1 Comparison of the time delay between the two groups of wind turbine blade damage signals treated by different methods

数据段	理论 时差/s	改进的 小波降噪 时差/s	维纳滤波 降噪 时差/s	谱减法 降噪 时差/s
数据 1	0.022	0.022 5	0.034 5	0.036 3
数据 2	0.022	0.022 5	0.019 0	0.020 1

如表 1 所示,按照图 4 流程分别对数据进行改进的小波降噪、维纳滤波降噪和谱减法降噪后,可获得信号时差,理论时差为信号源与两个传感器距离差与声发射信号理论波速之商。由表 1 可以得出,改进的小波降噪后时差测算精度最好(时延误差约为 2.2%),维纳滤波降噪效果次之,谱减法降噪精度最差。

3.3 数据处理速率

软件系统运算效率是在线检测系统的重要指

标,若效率过低容易造成数据拥堵,导致系统崩溃。关于运算速率这一性能指标,该实验将改进的小波降噪与维纳滤波分别用于峰值检测和时差计算,记录程序运行时长进行对比分析。

按照图 4 所示数据流程对 3.2 节采集到的数据 2 分别采用改进的小波降噪和维纳滤波降噪方法进行了峰值检测和时差计算,方法运行耗时的对比见表 2。

表 2 不同方法运行耗时对比

Table 2 Comparison of execution time for different methods

方法模块	改进的小波 降噪耗时/s	维纳滤波 降噪耗时/s
峰值检测	13.015 4	15.875 9
时差计算	237.623 8	270.542 0

如表 2 所示,数据段相同的情况下,对比采用改进的小波和维纳滤波作数据预处理的效果,基于改进的小波降噪方法在峰值检测和时差计算中的方法耗时较短,这一优势对于复杂的在线监测系统具有重要价值。

3.4 运算稳定度

由图 4 所示的数据处理流程可知,在峰值检测后需根据峰值位置灵活选取数据段长度进行数据截断才能进行小波处理。实验结果表明,数据段长度的变化会对降噪方法精度产生影响,因此密切关注数据段长度对时差定位方法精度的作用,具有重要的现实意义。

为验证数据段长度变化情况下的时差定位方法稳定度,测试人员在距叶根 30 m 处模拟损伤信号进行激励(如图 3(a)所示),并对采集到的激励信号(如图 8 所示)选择不同数据段长度截取峰值附近信号,分别使用维纳滤波和小波降噪对数据进行预处理,时差计算结果见表 3。

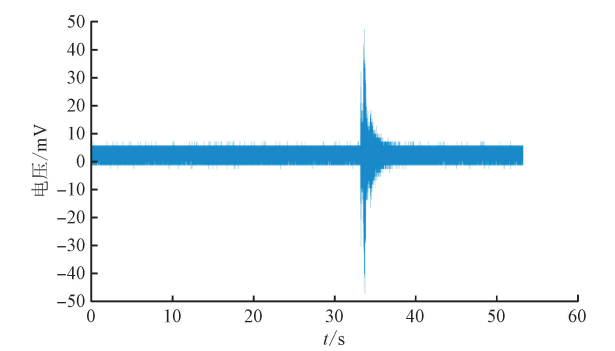


图 8 距叶根 30 m 位置激励信号

Fig. 8 Excitation signal 30 m from blade root

表 3 距叶根 30 m 处激励信号截取不同数据长度的时差

Table 3 Time delays at a distance of 30 m from the root of the blade with varying data lengths

数据段长度/kB	小波降噪获得 时差/s	维纳滤波获得 时差/s
49	0.031 8	0.106 8
55	0.028 6	0.068 6
59	0.020 1	0.020 7
71	0.036 8	0.036 6
115	0.020 6	0.043 3
135	0.030 6	0.091 1
165	0.019 9	0.043 2
标准差	0.006 8	0.031 3

根据表 3 记录数据可得,小波降噪获得时差的标准差为 0.006 8 s,维纳滤波获得时差的标准差为 0.031 3 s,理论计算真实时差为 0.022 s。由此可以验证基于小波降噪的时差定位方法得到的数据波动较小且接近真实值,即小波降噪作数据预处理能够更好地减小数据段长度对时差定位方法运算稳定度的影响。

4 结 论

本文提出了一种基于小波分解的风力机叶片多状态信息分析模式,其中改进的小波阈值降噪方法用于信号预处理,具有运算速度快、损伤定位精度高、稳定性好、可有效提取模态分量等优势。通过实验验证了该分析模式在真实风力机叶片损伤检测场景下运用的可行性,为风力机叶片的损伤在线检测提供了切实可行的方案。

风电能源不断被广泛应用,风力机叶片的损伤检测对于提升电力系统的安全性与可靠性具有一定意义。对风力机叶片信号进行小波降噪处理,可以在低延迟、高稳定性的前提下有效获得风力机叶片模态、故障特征等有用信息。可以看到,去噪后的叶片信号频率得到了简化,保留了有用的低频特征,这简化了故障诊断的步骤,使得后续信号处理更加便捷。

参考文献:

[1] 陈露露. 风电叶片无损检测技术和标准现状研究 [J]. 装备制造技术, 2017(12): 44-46.
CHEN Lulu. Non-destructive testing techniques of wind turbine blades and standard research [J]. Equip-

- ment Manufacturing Technology, 2017(12): 44-46.
- [2] 朱静. 风电机组传动系统故障检测及诊断研究 [D]. 南京: 东南大学, 2017.
 - [3] GHOLIZADEH S, LEMAN Z, BAHARUDIN B T H T. A review of the application of acoustic emission technique in engineering [J]. *Structural Engineering and Mechanics*, 2015, 54(6): 1075-1095.
 - [4] 李孟珠, 刘纲, 黎华, 等. 大型风力机叶片状态监测方法研究进展 [J]. *热力发电*, 2022, 51(12): 18-29.
LI Mengzhu, LIU Gang, LI Hua, et al. Research progress on condition monitoring methods of large scale wind turbine blades [J]. *Thermal Power Generation*, 2022, 51(12): 18-29.
 - [5] LIU Zepeng, ZHANG Long, CARRASCO J. Vibration analysis for large-scale wind turbine blade bearing fault detection with an empirical wavelet thresholding method [J]. *Renewable Energy*, 2020, 146: 99-110.
 - [6] LIU Zepeng, YANG Boyuan, WANG Xuefei, et al. Acoustic emission analysis for wind turbine blade bearing fault detection under time-varying low-speed and heavy blade load conditions [J]. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 2021, 57(3): 2791-2800.
 - [7] BEALE C, NIEZRECKI C, INALPOLAT M. An adaptive wavelet packet denoising algorithm for enhanced active acoustic damage detection from wind turbine blades [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2020, 142: 106754.
 - [8] XUE Xinyu, SUN Dabiao, GU Lei, et al. Application of synchrosqueezed wavelet transforms in Lamb wave based structural health monitoring of wind turbine blades [C]//2019 Chinese Control and Decision Conference (CCDC). Piscataway, NJ, USA; IEEE, 2019: 3190-3195.
 - [9] 孙永军. 小波理论及其在信号处理中的应用 [J]. *空间电子技术*, 2009, 6(4): 25-30.
SUN Yongjun. Wavelet theory and its applications in signal processing [J]. *Space Electronic Technology*, 2009, 6(4): 25-30.
 - [10] GUO Tianian, ZHANG Tongpo, LIM E, et al. A review of wavelet analysis and its applications: challenges and opportunities [J]. *IEEE Access*, 2022, 10: 58869-58903.
 - [11] ZHAO Qian, LI Wei, SHAO Yichuan, et al. Damage detection of wind turbine blade based on wavelet analysis [C]//2015 8th International Congress on Image and Signal Processing (CISP). Piscataway, NJ, USA; IEEE, 2015: 1406-1410.
 - [12] 张瑞, 邓艾东, 司晓东, 等. 一种新的声发射信号消噪及故障诊断方法 [J]. *振动与冲击*, 2018, 37(4): 75-81.
 - [13] ZHANG Rui, DENG Aidong, SI Xiaodong, et al. A new method for acoustic emission signal de-noised and fault diagnosis [J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2018, 37(4): 75-81.
 - [14] ZHU Yongqiang, LANG Xianming, ZHANG Lin, et al. Leak localization method of jet fuel pipeline based on second-generation wavelet transform and short-time energy time delay estimation [J]. *IEEE Sensors Journal*, 2023, 23(3): 2823-2832.
 - [15] PRATUMNOPHARAT P, LEUNG P S, COURT R S. Application of Morlet wavelet in the stress-time history editing of horizontal axis wind turbine blades [C]//2012 2nd International Symposium on Environment Friendly Energies and Applications. Piscataway, NJ, USA; IEEE, 2012: 396-401.
 - [16] OGAILI A A, HAMZAH M N, JABER A A, et al. Application of discrete wavelet transform for condition monitoring and fault detection in wind turbine blades: an experimental study [J]. *Engineering and Technology Journal*, 2024, 42(1): 104-116.
 - [17] JANELIUKSTIS R. Continuous wavelet transform-based method for enhancing estimation of wind turbine blade natural frequencies and damping for machine learning purposes [J]. *Measurement*, 2021, 172: 108897.
 - [18] ULRIKSEN M D, TCHERNIAK D, KIRKEGAARD P H, et al. Operational modal analysis and wavelet transformation for damage identification in wind turbine blades [J]. *Structural Health Monitoring*, 2016, 15(4): 381-388.
 - [19] XU D, LIU P F, CHEN Z P. Damage mode identification and singular signal detection of composite wind turbine blade using acoustic emission [J]. *Composite Structures*, 2021, 255: 112954.
 - [20] ULRIKSEN M D, SKOV J F, KIRKEGAARD P H, et al. Wavelet transformation for damage identification in wind turbine blades [C]//Structural Health Monitoring. Cham, Switzerland; Springer International Publishing, 2014: 187-193.
 - [21] 刘崇春, 裴正定, 杜锡钰. 小波变换理论及其在信号处理中的应用 [J]. *北方交通大学学报*, 1997, 21(1): 24-31.
LIU Chongchun, QIU Zhengding, DU Xiyu. Wavelet transform theory and its application in signal processing [J]. *Journal of Northern Jiaotong University*, 1997, 21(1): 24-31.
 - [22] 耿艳峰, 冯叔初. 小波构造综述 [J]. *石油大学学报 (自然科学版)*, 2004, 28(1): 127-131.

GENG Yanfeng, FENG Shuchu. Overview of wavelet construction [J]. Journal of the University of Petroleum, China, 2004, 28(1): 127-131.

[22] SAHOO G R, FREED J H, SRIVASTAVA M. Optimal wavelet selection for signal denoising [J]. IEEE Access, 2024, 12: 45369-45380.

[23] 裴嵩, 孙超. 声发射信号的小波阈值降噪研究 [J]. 舰船电子对抗, 2023, 46(5): 88-91.

PEI Song, SUN Chao. Research into wavelet threshold value de-noising of AE signals [J]. Shipboard Electronic Countermeasure, 2023, 46(5): 88-91.

[24] 高琳, 曹建国. 基于输气管道泄漏声发射信号特征的小波基构造研究 [J]. 振动与冲击, 2023, 42(10): 128-135.

GAO Lin, CAO Jianguo. Research on wavelet basis construction based on the characteristics of acoustic emission signals in gas pipe leakage [J]. Journal of Vibration and Shock, 2023, 42(10): 128-135.

[25] 秦永晋, 郭亮, 付力扬, 等. 基于 LabVIEW 的大功率海上风电机组增速箱轴承试验机测控系统设计 [J]. 制造技术与机床, 2022(7): 85-90.

QIN Yongjin, GUO Liang, FU Liyang, et al. Design of measurement and control system of bearing tester for speed increase box of high-power offshore wind turbine based on LabVIEW [J]. Manufacturing Technology & Machine Tool, 2022(7): 85-90.

[26] 轩亮, 董帅, 董嘉欣, 等. 基于 LabVIEW 的风电主轴承螺栓预紧力监测系统 [J]. 中国工程机械学报, 2024, 22(2): 270-275.

XUAN Liang, DONG Shuai, DONG Jiaxin, et al. The monitoring system of bolt preload of wind power main bearing based on LabVIEW [J]. Chinese Journal of Construction Machinery, 2024, 22(2): 270-275.

(编辑 武红江)