

基于气动噪声信号检测模型与无线传感的风电机组叶片故障诊断方法

段长江, 李发伟, 闫文倩, 季鹏举[†]

(陕西吉电能源有限公司, 陕西 西安 710000)

摘 要: 为避免风电机组叶片故障导致的风力发电厂安全运行的问题, 提出了基于气动噪声信号检测模型与无线传感的风电机组叶片故障诊断方法, 以精准诊断叶片故障。在分析气动噪声信号的基础上, 构建基于无线传感的智能监测终端, 采集气动噪声信号, 将采集信号输入气动噪声信号检测模型中, 标准化处理气动噪声信号后, 利用 ITD 方法将信号分解为多个 PRC 分量, 求出气动噪声信号 PRC 分量能量, 重构特征向量并进行 PCA 降维处理。将降维后的特征向量作为支持向量机数据基础, 通过支持向量机对特征向量实施分类, 完成风电机组叶片故障诊断。经实验验证: 该方法对气动噪声信号特征提取明显, 可准确诊断出风电机组叶片故障, 分类识别精度高达 93%, 且诊断结果与实际分类结果基本相同, 对风电机组叶片故障诊断的效果较好。

关键词: 气动噪声信号; 检测模型; 无线传感; 风电机组叶片; 时频分析; 故障诊断

中图分类号: TM315

文献标识码: A

Wind Turbine Blade Fault Diagnosis Method Based on Aerodynamic Noise Signal Detection Model and Wireless Sensor

DUAN Changjiang, LI Fawei, YAN Wenqian, JI Pengju[†]

(Shaanxi Jilin Electric Power (JEP) Energy Co., Ltd., Xi'an, Shaanxi 710000, China)

Abstract: In order to avoid the problem of safe operation of wind power plant caused by wind turbine blade fault, a wind turbine blade fault diagnosis method based on aerodynamic noise signal detection model and wireless sensor is proposed to accurately diagnose the blade fault. On the basis of analyzing the aerodynamic noise signal, an intelligent monitoring terminal based on wireless sensor is constructed to collect the aerodynamic noise signal, input the collected signal into the aerodynamic noise signal detection model, standardize the aerodynamic noise signal, decompose the signal into multiple PRC components using ITD method, calculate the PRC component energy of the aerodynamic noise signal, reconstruct the feature vector and perform PCA dimension reduction processing. The dimensionality reduction feature vector is used as the data basis of support vector machine, and the feature vector is classified by support vector machine to complete the fault diagnosis of wind turbine blades. The experimental results show that the method can extract the characteristics of aerodynamic noise signal obviously, and can accurately diagnose the fault of wind turbine blades, with the classification accuracy of 93%, and the diagnosis result is basically the same as the actual classification result, which has a good effect on the fault diagnosis of wind turbine blades.

Key words: pneumatic noise signal; test model; wireless sensing; wind turbine blades; time-frequency analysis; fault diagnosis

我国丰富的风能资源为风力发电发展奠定了基础。风力发电作为新兴发电方式,将风能转换为电能,在保护环境的同时,可提高能源利用率^[1-3]。1986 年,第一座风力发电厂在山东投入运行,并取得较好的应用效果,风电作为国家电网主要的电源,相关资料表明,2022 年全国风力发电量为 6867 亿千瓦时^[4]。风电机组是风力发电厂的核心部分,风电机组的运行情况直接影响整个风力发电厂的运行。在风电机组故障诊断中,将风电机组叶片作为故障诊断重点^[5],因为风电机组叶片是风电机组风力发电的主要零件,在运转时会发生氧化、裂纹、损坏等问题。风电机组叶片运行状态会影响风力发电的效果,对风电机组叶片故障诊断至关重要。因此,相关学者开始对风电机组叶片故障诊断方法展开研究。黄子恒等人研究优化模态分解和 Xg-blr 的诊断方法^[6],利用小波变换对信号实施降噪后,经模态分解提取故障特征分量,通过损失函数,实现风电机组叶片故障诊断。但是该方法在模态分解噪声信号时会出现模态叠加的问题,导致诊断效果不佳。李姣等人研究 ARGAN 表面阴影预处理与迁移学习故障识别方法^[7],采用对抗网 ARGAN 对原始叶片图片实施处理后,识别出风电机组叶片故障位置。但是该方法适应性比较低,在风电机组叶片故障信号识别方面效果不佳。

气动噪声信号检测方法通过分析气动噪声信号,可实现声音来源的故障诊断。无线传感技术利用无线传感器采集故障检测数据^[8,9],经无线传感网络实现数据传输,该技术采集效率高,并在故障检测领域取得较好的应用效果。将气动噪声信号检测模型与无线传感技术应用在风电机组叶片故障诊断中,提高风电机组叶片故障诊断能力。

1 风电机组叶片故障诊断

1.1 风电机组叶片气动噪声分析

风电机组叶片发生故障时,风电机组叶片会产生异常的气动噪声信号^[10]。在三分之一倍频程带声压级下的风电机组叶片气动噪声主要包括以下几种:

吸入湍流噪声公式如下:

$$WPL_{a,\frac{1}{3}}(f) = T_a(f) + \lg \left[\frac{A \sin^2 \varphi \rho^2 R \sigma^2 U_{0.7}^4 D_{0.7}}{(l_0^2 * d_0^2)} \right] \quad (1)$$

其中:和频率相关比率因子用 $T_a(f)$ 描述,风轮半径用 R 描述;声速用 d_0 描述;叶片数量用 A

描述;中心频率用 f 描述;风轮中心和风电机组叶片转动之间夹角用 ϑ 描述;叶片弦长用 $D_{0.7}$ 描述;湍流强度平均值用 σ^2 描述;0.7 倍风轮半径的自由层速率用 $U_{0.7}$ 描述;空气密度用 ρ 描述;直线距离(预测位置和风轮中心位置之间)用 l_0 描述。

湍流边界层噪声公式如下:

$$WPL_{\beta,\frac{1}{3}}(f) = \lg \left\{ T_\beta + \left[\left(\frac{z}{z_{\max}} \right) + \frac{1}{2} \right]^{-4} \times U^5 AE \frac{\delta o}{l_0^2} \left(\frac{z}{z_{\max}} \right)^4 \right\} \quad (2)$$

其中:比例因子用 T_β 描述, $T_\beta = 5.5$;叶片翼展用 o 描述;斯特劳哈尔数用 z 描述;边界层厚度用 δ 描述;指向因子用 E 描述;自由层速率用 U 描述。

脱落涡噪声公式如下:

$$WPL_{\chi,\frac{1}{3}}(f) = \lg \left\{ \frac{AU^{5.3} \varphi \sin^2 \left(\frac{\theta}{2} \right) \sin^2 \tau}{l_0^2 [1 + (N - N_c) \cos \theta]^2 * (1 + N \cos \theta)^3} \right\} + T_\chi(f) \quad (3)$$

其中:和频率相关比例因子用 $T_\chi(f)$ 描述;翼展马赫数用 N 描述;叶片转动和声源间夹角用 θ 描述;叶片边缘厚度用 φ 描述;对流马赫数用 N_c 描述, $N_c = 0.8N$;投影夹角用 τ 描述。

将三种噪声叠加后通过计权处理求出总噪声,表达式如下:

$$WPL_{\frac{1}{3}}(f) = \lg \left[10^{\frac{WPL_{a,\frac{1}{3}}(f)}{10}} + 10^{\frac{WPL_{\beta,\frac{1}{3}}(f)}{10}} + 10^{\frac{WPL_{\chi,\frac{1}{3}}(f)}{10}} \right] \quad (4)$$

$$S_{B\frac{1}{3}}(f) = \Delta B + WPL_{\frac{1}{3}}(f) \quad (5)$$

$$S_B = \lg \left[\sum_i 10^{0.1 S_{B\frac{1}{3}}(f_i)} \right] \quad (6)$$

其中:声级用 S_B 描述;总噪声用 B 描述;总噪声计权修正值用 ΔB 描述。

1.2 基于无线传感的气动噪声信号采集

在分析风电机组叶片气动噪声基础上,通过构建无线传感智能监测终端实现气动噪声信号采集,该监测终端结构图见图 1。

由图 1 可知,该监测终端采用声发射无线传感器采集风电机组叶片气动噪声信号后,通过信号调理和 A/D 转换实现风电机组叶片气动噪声信号 2 级放大和 A/D 转换^[11],将处理后气动噪声信号经主控制器和无线传输模块传输至风电机组叶片气动噪声信号接收终端。

因气动噪声的频率较广^[12,13],需要采用频率响应在 30 Hz~30 kHz,灵敏度为 -38 dB,低失真的声发射无线传感器,采集风电机组叶片气动噪声

信号。采集原始风电机组叶片气动噪声信号中存在低频段幅值较高的情况,则采用信号调理模块对信号实施 2 级放大处理,该模块频域宽带在 550 ~ 30 kHz。主控制模块以 STM32 单片机作为核心设备,每个数字转换器中拥有 18 个转换通道,采用频率是 8 MHz 提高风电机组叶片气动噪声信号采样速率。无线通信模块实现控制器和串口信息传输,通过无线传感网络经采集信号传输至接收终端。

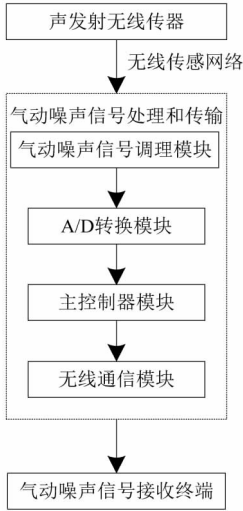


图 1 无线传感智能监测终端结构图

1.3 气动噪声信号检测模型

1.3.1 ITD 固有时间尺度分解的时频分析方法

ITD 固有时间尺度分解的时频分析方法将 1.2 小节获取的信号分解成表征信号。

采集到的气动噪声原始信号(非线性) $\mathbf{r}_t$ 的公式如下:

$$\mathbf{r}_t = (1 - \epsilon)\mathbf{r}_t + \epsilon\mathbf{r}_t = \mathbf{Q}_t + K_t \quad (7)$$

其中:旋转 PR 分量用 $\mathbf{Q}_t$ 描述, $\mathbf{Q}_t = (1 - \epsilon)\mathbf{r}_t$;基线信号用 K_t 描述, $K_t = \epsilon\mathbf{r}_t$;基线提取算子用 ϵ 描述。

若设置实信号序列的局部极值点和实信号序列,则分别用 $\{\zeta_t, t = 1, 2, \dots\}$, $\zeta_t = 0$ 、 $\{\mathbf{r}_t, t\}$ 描述,当 $\mathbf{r}_t$ 为常数时,极值同信号会发生变动。为了简化求解,设置原始信号用 $\mathbf{r}(\zeta_t)$ 描述,基线信号用 $K(\zeta_t)$ 描述,在 $[\zeta_t, \zeta_{t+1}]$ 基线信号表达式为:

$$\epsilon\mathbf{r}_t = K_t + [(K_{t+1} - K_t)/(\mathbf{r}_{t+1} - \mathbf{r}_t)] \quad (8)$$

其中:在极值点信号用 $\mathbf{r}_t$ 描述;在极值点基线信号用 K_t 描述。

$$K_{t+1} = \eta \left[\mathbf{r}_t + \left(\frac{\zeta_{t+1} - \zeta_t}{\zeta_{t+2} - \zeta_t} \right) (\mathbf{r}_{t+2} - \mathbf{r}_t) \right] + (1 - \eta)\mathbf{r}_{t+1} \quad (9)$$

其中:常数用 η 描述, $\eta = 0.5$;通过多次求解后将 $\mathbf{r}_t$ 分解为如下表达式:

$$\mathbf{r}_t = \mathbf{Q}_1 + \mathbf{Q}_2 + \dots + \mathbf{Q}_m + K \quad (10)$$

其中:趋势信号用 K 描述;第 m 个 PRC 分量用 $\mathbf{Q}_m$ 描述。

1.3.2 支持向量机叶片故障诊断

支持向量机(support vector machine, SVM)的分类效果较好,被广泛应用在分类问题中^[14]。本文应用 SVM 完成风电机组叶片故障诊断。设置用 $\{x_i, y_i\}$ 表示需要分类样本集合,其中特征维向量用 x_i 描述, $i = 1, 2, \dots, n$, 用 $y_i \in [-1, 1]$ 表示风电机组叶片故障类别号。通过非负松弛因子 $\bar{\omega}_i$ 区别线性和非线性问题,当 $\bar{\omega}_i = 0$ 时,为线性可分问题。当分类超平面 $s + \omega x_i = 0$ 时,其约束条件表达式如下:

$$y_i(s + \omega x_i) - 1 + \bar{\omega}_i \geq 0 \quad (11)$$

其中:偏置用 s 描述;权向量用 $y_i(s + \omega x_i) - 1 + \bar{\omega}_i \geq 0$ 描述。

风电机组叶片故障分类间隔用 $\lambda = \frac{2}{\|\omega\|}$ 描述,当间隔最大时 $\|\omega\|^2$ 最小,样本满足公式(10)同时 $\frac{\|\omega\|^2}{2}$ 最小时,为最优支持向量机,可获取最佳风电机组叶片故障诊断结果。最优分类函数如下:

$$y = \text{sgn} \left(s + \sum_{i=1}^{\tau_s} \mu_i y_i W(x, x_i) \right) \quad (12)$$

其中:系数用 μ_i 描述;核函数用 $W(x, x_i)$ 描述;输入向量用 x 描述;SVM 数量用 τ_s 描述。通过该分类函数可完成非线性分类。

1.3.3 故障诊断实现

通过构建气动噪声信号检测模型实现风电机组叶片故障诊断,气动噪声信号检测模型的风电机组叶片故障诊断流程见图 2。

由图 2 可知,气动噪声信号检测模型流程如下:

步骤 1:对采集的风电机组叶片气动噪声信号实施标准化处理,为特征提取奠定基础,标准化的风电机组叶片气动噪声信号表达式为:

$$\tilde{B} = H_e^{-1} [B - \gamma(B)] \quad (13)$$

其中:风电机组叶片气动噪声信号标准差与期望值分别用 H_e 、 $\gamma(B)$ 描述。

步骤 2:采用 ITD 对标准化的风电机组叶片气动噪声信号实施分解,求出气动噪声信号在 m 个频段时域信号(分别用 PRC_1 、 PRC_2 、 PRC_m

描述)。

步骤 3:分别求解每个频带信号能量和归一化能量,其中每个频带信号能量求解公式如下:

$$\gamma(Q_i) = \sum_{j=1}^M |Q_{i,j}|^2$$

(14)

其中:频带信号点数量用 M 描述。

归一化能量求解公式如下:

$$\overline{\gamma(Q_i)} = \gamma(Q_i) / \sqrt{\sum_{j=1}^M |Q_{i,j}|^2}$$

(15)

步骤 4:重构风电机组叶片气动噪声信号特征向量,其表达式为:

$$V = [\overline{\gamma(Q_1)}, \overline{\gamma(Q_2)}, \dots, \overline{\gamma(Q_m)}]$$

(16)

步骤 5:采用主成分分析对风电机组叶片各故障类型特征样本实施降维处理^[15],提升 SVM 故障诊断能力。

步骤 6:将特征向量添加至 SVM 实施训练后输出风电机组叶片故障诊断结果。

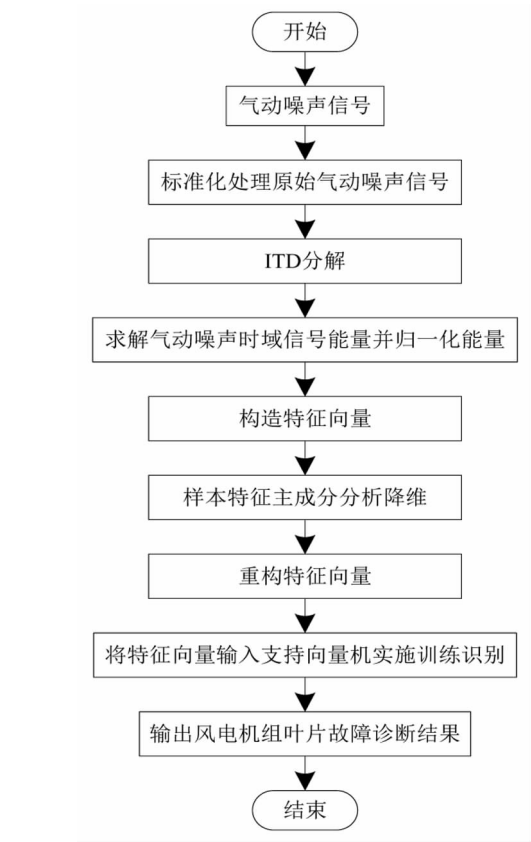


图2 气动噪声信号检测模型流程

2 实验分析

为了验证本文方法的应用效果,选取某地区风力发电厂的风电机组的风力机叶片作为试验对象,风力发电厂的风电机组共有 10 组风电机组,风电

机组的风力机和叶片相关参数见表 1。

表 1 风电机组的风力机和叶片相关参数

参数	取值	单位
叶片数量	4	片
额定功率	2.5	MW
叶尖半径	65	m
风轮直径	85	m
最大弦长	4	m
轮毂半径	2.2	m
风速	12.6	m/s
轮毂高度	75	m
塔高	92	m
风轮转速	25	r · m-1
风向	垂直迎风	—

本文试验采用的信号采集设备为日本富士公司的 AE204DH 型号声发射无线传感器,该设备主要参数如表 2 所示。

表 2 声发射无线传感器主要参数

参数	取值	单位
灵敏度峰值	≥-38	dB
工作温度	-25~90	℃
绝缘电阻	100 以上	MΩ
工作频率	30~30000	Hz
外形尺寸	20 * 25	mm
谐振频率	18	kHz
静态电容	480	pF
本机质量	26	gr
输出形式	压电型、差分输出	

采用本文方法对试验对象中 3 个风电机组叶片进行故障诊断,将声发射无线传感器设备安装在叶片叶尖位置,采样频率为 45kHz,采样点总数为 350000,通过声发射无线传感器采集风电机组叶片气动噪声时域与频域信号,见图 3。

分析图 3 可知,采用本文方法可准确采集风电机组叶片气动噪声时域与频域信号,并利用气动噪声信号检测模型对风电机组叶片故障实施诊断。在高频区间内,三个风电机组叶片的气动噪声信号幅值没有显著区别,但是 8 号风电机组叶片在 3.5~6.5 kHz 时,气动噪声信号幅值波动较大,明显高于另外两个风电机组叶片气动噪声信号幅值,其高频能量最大同时气动噪声信号与叶片故障时声音相一致,通过本文方法诊断出 8 号风电机组叶片存在故障。

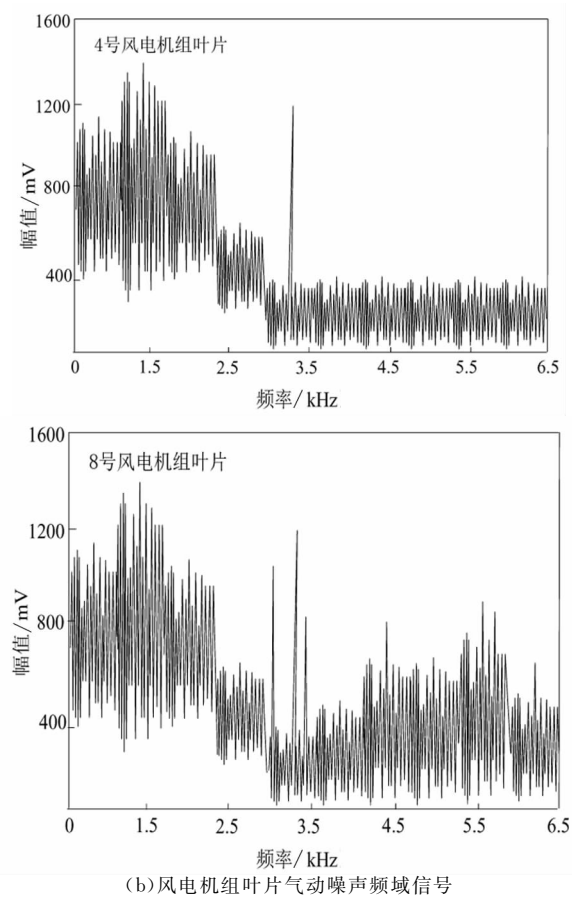
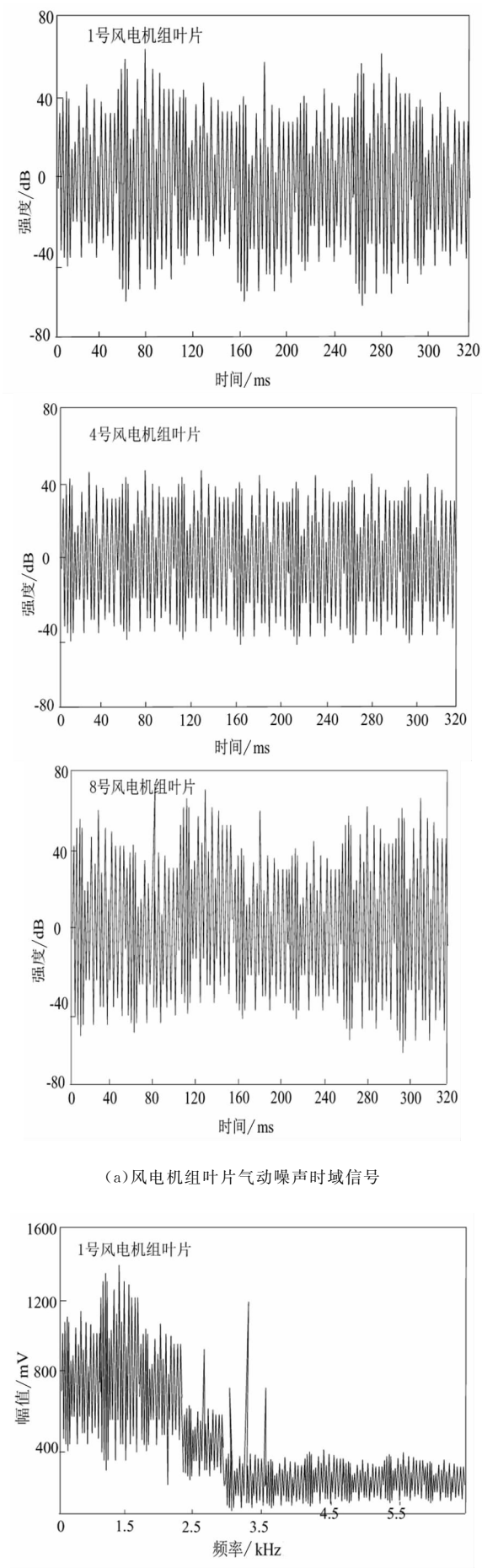


图 3 风电机组叶片气动噪声时域与频域信号

试验中采集样本数量为 150 个,经 ITD 分解后的风电机组叶片各故障类型特征样本较多,采用 PCA 方法对特征样本实施降维处理,其结果见图 4。

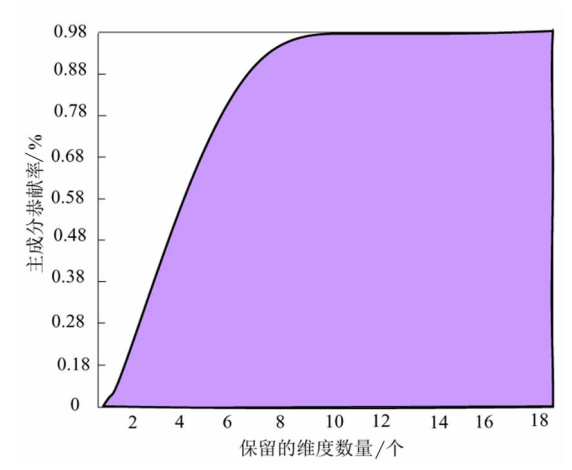


图 4 PCA 降维处理结果

分析图 4 可知,随着维度数量的增加,主成分贡献率呈现快速上升的趋势。在维度数量为 10 时,PCA 降维曲线逐渐平稳,此时主成分贡献率高达 98%,说明采用 PCA 方法对特征样本降维处理

效果较好,可去除多余的特征样本,提高 SVM 分类效率。

当样本数据经过主成分分析降维后,选取测试样本为 30 个,其中 10 个叶片故障状态的气动噪声信号样本作为训练样本,采用支持向量机对试验样本实施训练,其结果如图 5 所示。

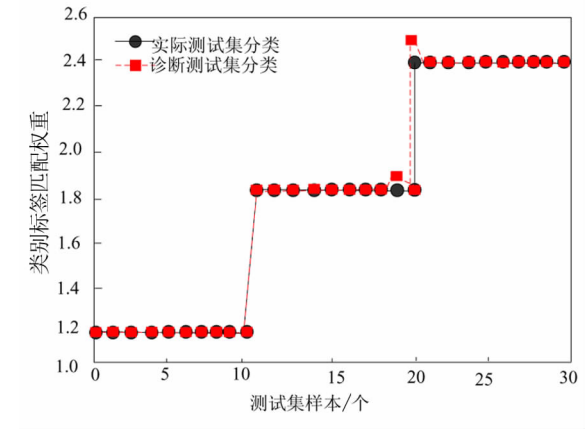


图 5 SVM 分类结果

分析图 5 可知,采用 SVM 对样本实施训练后得出分类结果与实际分类结果基本相同,在 30 个测试样本中仅有 2 个测试样本分类结果与实际分类结果存在差异,SVM 分类精度为 93%,说明 SVM 分类效果较好,对于叶片故障诊断分类的准确率较高。

3 结 论

针对以往风电机组叶片故障诊断方法存在局限性的问题,研究了基于气动噪声信号检测模型与无线传感的风电机组叶片故障诊断方法,提升风电机组叶片故障诊断效率。试验结果表明:本文方法具有较好应用效果,可准确诊断出风电机组叶片故障,保证了风电机组运行的安全性与可靠性。因时间与精力有限,本文研究仍存在不足之处,下一步将研究重点风电机组的其他零件故障诊断,扩大本文方法适用范围。

参考文献

[1] 曾明伍,朱卫军,孙振业,等. 风力机叶片气动噪声的影响参数[J]. 应用声学,2020,39(6):924—931.

[2] 吕安强,魏伦. 基于光纤传感技术的风机叶片故障检测技术研究进展[J]. 高压电器,2022,58(7):83—92.

[3] 王进花,朱恩昌,曹洁,等. 基于修正 IMM 的风机变桨系统故障诊断方法[J]. 北京航空航天大学学报,2020,46(8):1460—1468.

[4] 刘文婧,赵鹏飞,张文兴,等. 基于流形半监督 K 均值算法的风力发电机故障诊断方法[J]. 机床与液压,2020,48(17):191—194.

[5] 张李炜,李孝忠. 基于 Apriori 算法和卷积神经网络的风电机组故障诊断模型[J]. 天津科技大学学报,2022,37(5):50—55.

[6] 黄子恒,许钊源,伍剑波,等. 基于优化模态分解和 Xgblr 的风机叶片故障诊断方法[J]. 机械设计,2022,39(7):56—62.

[7] 李姣,郭鹏. 基于 ARGAN 表面阴影预处理与迁移学习风电机组叶片故障识别[J]. 华北电力大学学报(自然科学版),2021,48(2):73—79.

[8] 李森娟,张萍,岳大为,等. 基于支持向量机的风电机组故障预测[J]. 计算机仿真,2022,39(5):84—88+180.

[9] 史光宇,徐健,杨强. 基于卷积神经网络的风电机组轴承机械故障智能诊断方法[J]. 华北电力大学学报(自然科学版),2020,47(4):71—79.

[10] 郭宏宇,霍志红,许昌,等. 风电机组故障的宽度学习诊断模型[J]. 可再生能源,2022,40(5):634—638.

[11] 李东东,赵阳,赵耀,等. 基于深度特征融合网络的风电机组行星齿轮箱故障诊断方法[J]. 电力系统保护与控制,2022,50(10):1—10.

[12] 乔福宇,马良玉,马永光. 基于功率曲线分析与神经网络的风电机组故障预警方法[J]. 中国测试,2020,46(8):44—50.

[13] 刘少康,武英杰,安伟伦,等. 基于声音信号和改进 MS—LMD 的风电齿轮箱故障诊断[J]. 振动与冲击,2021,40(11):230—239+251.

[14] 李卫民,马继召,雷晓柱. 基于近似熵与支持向量机的异步电机故障诊断研究[J]. 机床与液压,2021,49(5):173—176+155.

[15] 靳志杰,霍志红,许昌,等. 基于特征选择和 XGBoost 的风电机组故障诊断[J]. 可再生能源,2021,39(3):353—358.