

# 基于音频数据的风电机组叶片异常状态检测技术研究

胡凯凯, 陈亚楠, 陈 刚, 舒 晖, 李籽圆  
(中车株洲电力机车研究所有限公司, 湖南 株洲 412001)

**摘 要:** 为提升风电机组自身的感知能力, 更多的数字化、智能化新技术开始被用于风电机组。基于音频数据对风电机组的异常状态做监测, 就是其中一个较为前沿和实用的技术探索方向。文章利用叶片损伤后其气动音频信号会发生变化这一特点, 设计了一套基于音频数据的风电机组叶片异常状态监测系统, 其通过在风力发电机组上安装拾音器、分析挖掘所收集的风电机组音频数据, 并基于多分类的机器学习模型, 探索出一套音频数据的特征分析和模式识别的方法。仿真和实际应用结果显示, 用该方法可以识别叶片是否损伤、冷却风扇是否工作等工况, 以排除冷却风扇运行对叶片异常检测的干扰, 实现叶片啸叫的异常检测, 从而形成了一套可行的基于风电机组音频数据的叶片异常检测方法。

**关键词:** 风电叶片; 机器学习; 异常状态检测; 音频数据; 特征分析

中图分类号: TM315; TM614      文献标识码: A      文章编号: 2096-5427(2021)05-0113-09  
doi:10.13889/j.issn.2096-5427.2021.05.019

## Research on Detection Technology of Wind Turbine Blade Anomaly Based on Audio Data

HU Kaikai, CHEN Yanan, CHEN Gang, SHU Hui, LI Ziyuan  
(CRRC Zhuzhou Institute Co., Ltd, Zhuzhou, Hunan 412001, China)

**Abstract:** In order to improve the perception ability of wind turbines, more and more digital and intelligent new technologies have been used in wind turbines. Monitoring abnormal states of wind turbine based on audio data is one of the more cutting-edge and practical technology exploration directions. Taking advantage of the characteristic that the aerodynamic audio signal of damaged blade is different from the signal of normal one, this paper designs a set of wind turbine blade abnormal state monitoring system based on audio data. By installing a pickup on the wind turbine, analyzing and mining the collected wind turbine audio data, and based on the multi classification machine learning model, it explores a set of audio data feature analysis and pattern recognition methods. Simulation and practical application results show that this method can identify whether the blade is damaged and whether the cooling fan works, so as to eliminate the interference by the operation of cooling fan on the blade anomaly detection and realize the abnormal detection of blade whistle, so as to form a feasible blade anomaly detection method based on the audio data of wind turbine.

**Keywords:** wind turbine blade; machine learning; abnormal state detection; audio data; feature analysis

### 0 引言

随着物联网、大数据以及人工智能技术的快速发展, 在风电整机产品严重同质化的今天, 各大整机厂

都在陆续推出其产品智能化、数字化整体解决方案, 覆盖从风电场开发、设计、建设到运维的产品全生命周期过程<sup>[1]</sup>。基于音频数据对风电机组的异常状态进行监测就是其中一个落地应用的探索方向。华北电力大学和南京航空航天大学等高校、远景科技集团和新疆金风科技股份有限公司等风电机组整机厂家以及国内语音识别龙头厂家科大讯飞股份有限公司均开展过

收稿日期: 2021-04-20

作者简介: 胡凯凯(1984—), 男, 高级工程师, 主要从事风电数字化产品设计工作。

相关技术的研究和应用<sup>[2]</sup>,取得了一定的成果;但受限于成本压力,该方案整体上仍处于科研样机试装阶段。风电机组被安装在户外,风沙、盐雾等恶劣环境易导致叶片出现损伤<sup>[3]</sup>。目前,判断叶片是否损伤主要依据运维人员的巡检结果,其效率低,且容易漏检,由此造成叶片损伤的进一步扩大,影响风电机组的发电量和运行安全。因此,使用技术手段监测叶片损伤情况,实现叶片异常状态的早期诊断,这成为解决该问题的一个重要途径。为此,本文利用叶片损伤后其气动音频信号会发生变化这一特点,设计了基于音频数据的风电机组异常状态监测系统,并形成一套初步可行的基于风电机组音频数据的风电机组叶片异常状态检测方法。下面将对该方法的系统架构、样本收集、数据探索、特征工程、模型训练与验证、风电机组工况识别和异常模式的探索情况进行全面的介绍。

## 1 系统架构

基于音频数据的风电机组异常状态监测系统的主要功能是采集风电机组运行过程中发出的声音,对声音数据进行特征分析、模式识别,判断机组(部件)是否存在异常或损伤情况,结合业务规则发出报警,为机组运行维护提供决策支持<sup>[4-5]</sup>。

### 1.1 总体设计

系统主要由 3 部分组成:声音采集子系统、状态分析与异常诊断子系统、集成与人机交互子系统。以下分硬件与软件两部分进行总体设计描述<sup>[6-7]</sup>。

#### 1.1.1 硬件部分

系统的主要硬件由传声器、采集器和智能终端组成,三者均被安装在风电机组设备上,系统构成简图如图 1 所示。传声器和采集器用于将机组的运行声

音转换为数字量信号;智能终端作为边缘计算单元,其主要作用为采集声音信号和机组可编程逻辑控制器(programmable logic controller, PLC)的状态相关数据、运行状态分析与异常诊断程序、存储并向上位机服务:

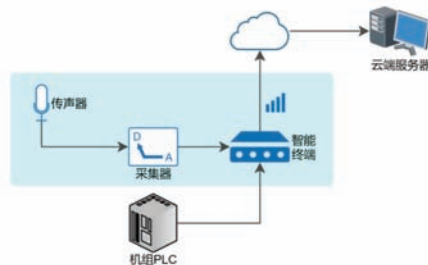


图 1 基于音频数据的风电机组异常状态监测系统硬件构成简图

Fig. 1 Hardware composition diagram of wind turbine abnormal condition monitoring system based on audio data

本设计采用一种最简化的配置部署方案——在单台风电机组上,基于叶片扫塔声音对叶片结构健康和相关异常情况做单点监测,其需要配置传声器、采集器和智能终端各一套。传声器被安装于塔底的塔筒外壁,采集器与智能终端被安装于塔底塔筒内<sup>[8]</sup>。

在风电场进行批量部署时,各机组智能终端的数据经由风电场网络汇集到风电场中控室的服务器,通过安全隔离装置,再发送给云端服务器。

#### 1.1.2 软件部分

系统软件的主要结构与数据流向如图 2 所示。

风电机组运行数据(wind turbine operating data, WTOD)监控与触发采集模块,其负责接入机组 PLC 运行数据并对机组运行状态进行监测。一旦满足机组声音采集条件,则触发声音采集程序,对固定时长的机组声音信号和同时期机组叶片运行相关测点的 PLC 运行数据进行采集<sup>[9]</sup>,并将所采集的数据

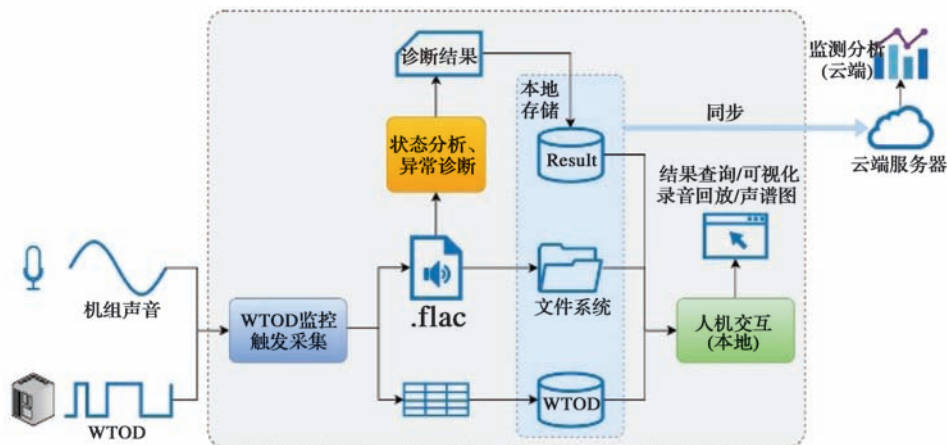


图 2 软件模块与数据流向

Fig. 2 Software modules and data flow

分别存入本地的文件系统和数据库。

状态分析与异常诊断模块，其负责读取所采集的机组声音数据，进行特征分析、状态识别与异常模式诊断，输出诊断结果并将其存入到本地的 Result（结果）数据库中。

人机交互模块，其不仅具备诊断结果与运行数据查询、录音回放、声音数据的声谱图可视化等功能，还提供声音采集、异常诊断等程序的基础配置功能，可实现对全场机组声音异常的集中监测。

## 2 数据采集与处理

在一台风电机组上部署了本文所设计的声音采集子系统进行音频数据采集，策略为每隔 1 h 采样一次，每次采样时间为 30 s。整个试验期间共采集了 6 877 个音频数据，并对这些音频数据进行处理。

### 2.1 样本收集

为满足机器学习算法对样本数量的要求，并且为了区分不同背景（工况）下的风电机组运行状态，本文收集一段时间样本，利用人耳对样本进行人为选择和贴标签。

为保证塔筒底部变流器处于正常工作温度范围内，本文中的风电机组在塔筒门外底部设计了冷却风扇。通过对这些音频数据的分析发现，塔筒门外底部冷却风扇工作与否对风电机组叶片工况的识别具有较大影响，因此将音频分为“冷却风扇未工作、风电机组未工作”“冷却风扇未工作、风电机组工作”“冷却风扇工作、风电机组未工作”及“冷却风扇工作、风电机组工作”4 种工况类型，并通过多分类的机器学习模型进行分类识别。

### 2.2 滤波

本文根据声谱图发现的规律，对风电机组工作状态下的音频进行滤波分析；通过采用多种滤波工具进行对比研究，最终找到最为合适的滤波工具。

#### 2.2.1 傅里叶变换

风扇未工作时，风电机组的背景声中没有强干扰，扫塔声中夹杂着环境噪声。图 3 示出某个音频数据的波形图，图 4 示出该音频数据的傅里叶变换频谱图，图中示出将横轴映射到 20 000 Hz 范围内、中间点个数为音频采样点长度一半的结果。可以看出，环境噪声对扫塔声的影响很小，扫塔的周期性特征非常明显；同样，频谱图中高频部分示出了频率的规律，低频部分夹杂着环境噪声频率，但从总体上而言，对

扫塔频率无明显影响。因此，对于“冷却风扇未工作、风电机组工作”的状态，无须进行音频滤波。

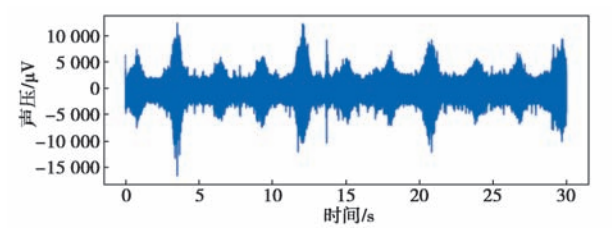


图 3 冷却风扇未工作时音频数据波形  
Fig. 3 Audio data waveforms when cooling fan is not working

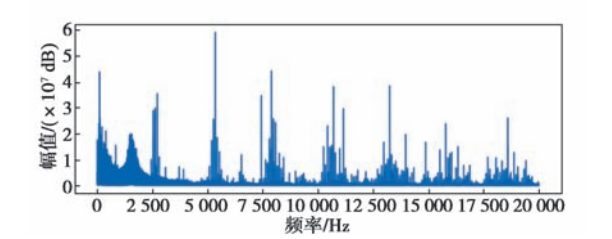


图 4 冷却风扇未工作傅里叶变换频谱  
Fig. 4 Fourier transform spectrum when cooling fan is not working

风扇工作时，其噪声对风电机组的扫塔声造成了强干扰，因此图 5 中的波形呈现出杂乱无章、较多毛刺的状态，扫塔声被淹没在风扇噪声内。

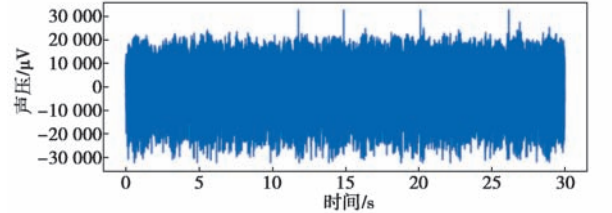


图 5 冷却风扇工作时音频数据波形  
Fig. 5 Audio data waveforms when cooling fan is working

图 6 示出“冷却风扇工作”扫塔声音频数据傅里叶变换频谱。可以看出，高频部分的幅值信息被低频部分的幅值信息所淹没，使得高频部分的特征不明显。由于风扇噪声主要集中在低频部分，因此有必要对低频部分进行高通滤波，以挖掘高频部分的特征。

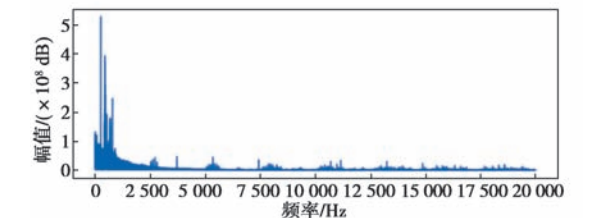


图 6 冷却风扇工作时音频数据傅里叶变换频谱  
Fig. 6 Fourier transform spectrum of audio data when the cooling fan is working

滤除频率低于 1 kHz 的音频信号，得到如图 7 所示的频谱图。可以看出，低频部分被滤除后（并未将



所有背景噪声滤除), 高频部分的特征呈现明显的周期性, 表明滤波效果明显。

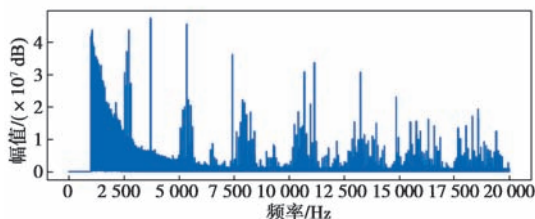


图7 滤波之后的音频数据傅里叶变换频谱

Fig. 7 Fourier transform spectrum of audio data after filtering

滤波之后的音频数据波形图与声谱图分别如图8和图9所示。可以看出, 音频波形虽然具有较多毛刺, 但较为明显地呈现出扫塔周期性特征, 从声谱图(图9)上也可以看出类似规律。

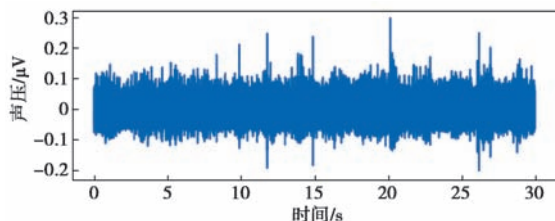


图8 滤波之后的音频数据波形

Fig. 8 Audio data waveforms after filtering

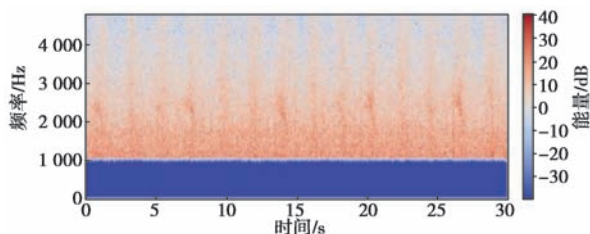


图9 滤波之后的声谱

Fig. 9 Sonogram after filtering

### 2.2.2 其他滤波工具研究及结果

本文还对小波变换、数字滤波、前后向滤波、局域多项式最小二乘滤波、椭圆滤波以及 Chebyshev 滤波等工具进行了研究。采用数字滤波、前后向滤波、椭圆滤波与 Chebyshev I 型滤波之后的声谱图与傅里叶变换后的声谱图(图9)类似, 这说明这几种滤波工具滤波效果相当。根据“奥卡姆剃刀”原则, 本文选择最常用、最易理解的傅里叶变换作为冷却风扇工作时的滤波工具。

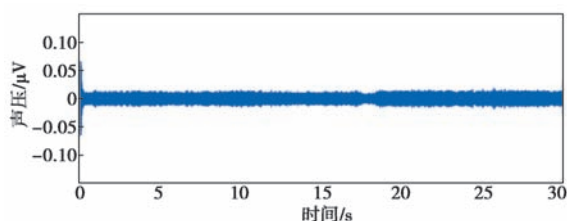
## 3 数据探索

基于所采集的音频数据进行时域、频域上的可视化探索<sup>[10-11]</sup>, 从而充分了解数据、了解业务, 同时对重要因子的确定、特征工程的支持、模型的选取和调

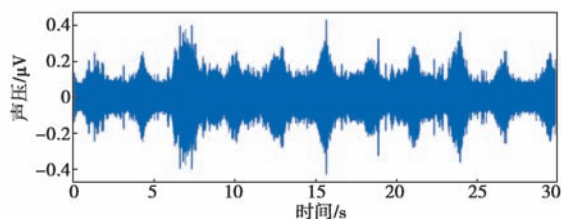
整等后续深度挖掘工作有着重要的影响。

### 3.1 音频波形图

为了观察每种音频文件中数据的形态, 绘制了时序波形曲线。图10示出“冷却风扇未工作”工况下风电机组时的音频波形。可以看出, 在无外界强干扰的情况下, 可以通过波形图很好地展示出风电机组是否处于工作状态。



(a) 风电机组未工作

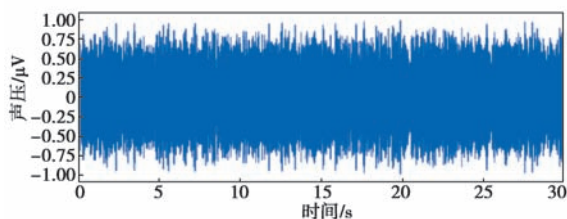


(b) 风电机组工作

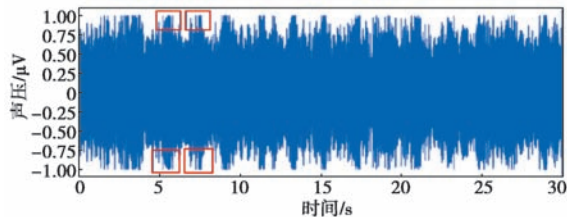
图10 冷却风扇未工作时音频数据波形

Fig. 10 Audio data waveform when cooling fan is not working

图11示出“冷却风扇工作”工况下风电机组的音频数据波形。可以看出, 冷却风扇工作时所产生的噪声对风电机组叶片扫塔音造成了强干扰, 波形中毛刺较多, 一般情况下, 叶片扫塔音虽淹没在音频波形内, 但可看出其周期性的规律(图中红色框部分)。



(a) 风电机组未工作



(b) 风电机组工作

图11 冷却风扇工作时音频数据波形

Fig. 11 Audio data waveforms when cooling fan is working

3.2 声谱图

通过波形图可以较为清晰地看出不同工况下的音频特征，而不同工况的基本频率信息可以通过声谱图展示。

图 12 示出“冷却风扇未工作”工况下风电机组的音频声谱图。可以看出，在无外界强干扰的情况下，通过声谱图中的周期性能量特征（叶片扫塔声）可以区分风电机组是否工作，也可识别出风电机组工作时音频频率大约集中在 1~4 kHz 之间。

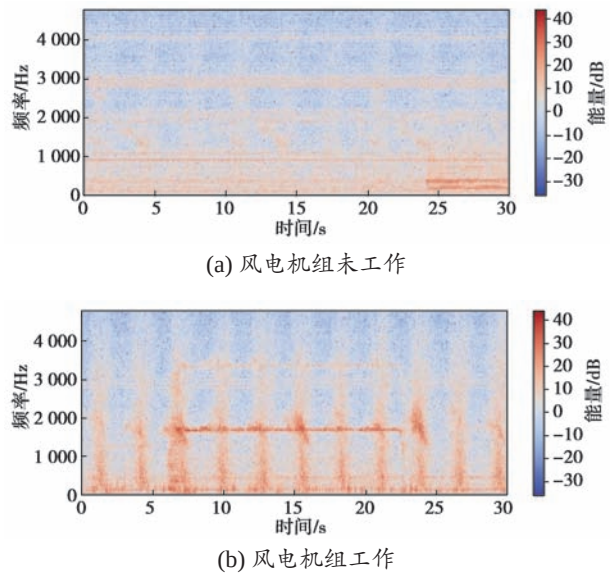


图 12 冷却风扇未工作时风电机组音频声谱图  
Fig. 12 Sonogram of wind turbine audio data when cooling fan is not working

图 13 示出“冷却风扇工作”工况下风电机组的音频声谱图。可以看出，冷却风扇工作时所产生的噪声频率集中在 0~2 kHz 左右。0~1 kHz 之间声谱图

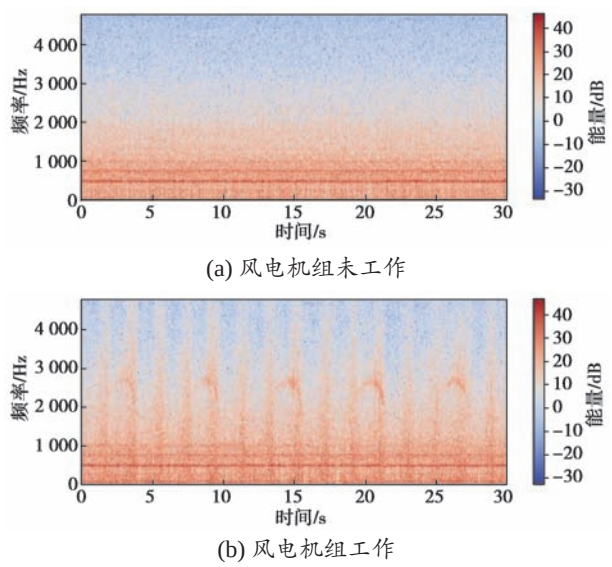


图 13 冷却风扇工作时风电机组音频声谱图  
Fig. 13 Sonogram of wind turbine audio data when cooling fan is working

颜色较深，显示能量较大；1~2 kHz 之间声谱图颜色较浅，显示能量较小。这为后续滤波设计提供了思路，即可以滤去 1 kHz 以下的音频部分，从而使得叶片扫塔声相对清晰。风电机组工作状态下，扫塔的声音频率主要集中在 1~4 kHz 之间，周期性特征明显；从声谱图中还可以看出，能量有增强的特征（可能是啸叫引起的）。

4 特征工程

为了从风电机组音频数据中识别出 2.1 节中 4 种不同运行工况，本节基于时域和频域的特征构建、特征选择等特征工程的方法，从音频数据中提取出能够进行工况识别的特征。

4.1 特征构建

为了识别不同运行状态类型的风电机组音频，需要构建分类模型。从图 3~图 9 可以看出，不同类型的音频之间具有较为明显的特征区别，因此可从时域和频域两个角度出发提取特征并构建分类模型。

4.1.1 时域特征

时域特征主要通过对每一个数据文件中的波形数据进行统计描述而得到。其统计指标包括最大值、最小值、极差、均值、方均根差、方差、偏斜度及峭度。

4.1.2 频域特征

频域特征提取的内容包括短时过零率、光谱质心、光谱衰减、频域方均根、梅尔频率倒谱系数、色度频率以及其他一些频域特征（如 P 阶频谱带宽、光谱平坦度等）。其中，短时过零率用于衡量每帧信号内通过零点的次数；光谱质心是频谱的一阶矩阵；光谱衰减用于度量信号的形状；频域方均根是在频域中对信号进行分帧，然后计算每一帧的方均根值；梅尔频率倒谱系数用于描述频谱包络的整体形状；色度频率表示音频的色度。

通过 Librosa 库提取这些频域特征并进行分帧处理，默认 512 字节为一帧；之后再进一步计算均值、总和、中位数、25% 分位数、75% 分位数、最大值及最小值等时域特征，一共得到 1 365 个特征。

4.2 特征选择

在特征构建过程中，产生了 1 365 个特征，其中必然存在对模型贡献度为零的特征（即冗余特征），因此需要对这些特征加以筛选。

通过构建多分类逻辑回归模型（有监督学习），



利用 eli5 工具库提取分类模型的特征权重。根据权重不为 0 要求来筛选特征，得到 264 个特征，用这 264 个特征重新构建分类模型。

测量点名称中相关字符的含义如表 1 所示。

表 1 测量点名称中字符含义表  
Tab. 1 Meaning of characters in measuring point name

| 字符           | 含义    |
|--------------|-------|
| max          | 最大值   |
| min          | 最小值   |
| mean         | 均值    |
| var          | 方差    |
| std          | 标准差   |
| 25           | 上四分位数 |
| 75           | 下四分位数 |
| median       | 中位数   |
| sum          | 求和    |
| skew         | 偏度    |
| kurt         | 峰度    |
| boxing       | 波形因子  |
| fengzhi      | 峰值因子  |
| maichong     | 脉冲因子  |
| yudu         | 裕度因子  |
| qiaodu       | 峭度因子  |
| peak_to_peak | 极差    |

测量点命名规则如表 2 所示。

表 2 测量点命名规则  
Tab. 2 Naming rules of measuring points

| 测量点名称                 | 含义                       |
|-----------------------|--------------------------|
| x_max                 | 时域中的最大值                  |
| zero_crossing_rate_25 | 短时过零率的上四分位数              |
| spectral_centroids_25 | 光谱质心的上四分位数               |
| spectral_rolloff_25   | 光谱衰减的上四分位数               |
| rmse_25               | 频域均方根的上四分位数              |
| spec_bw_25            | P 阶频谱带宽的上四分位数            |
| spec_flat_25          | 光谱平坦度的上四分位数              |
| mfccs_scale_1_25      | 梅尔频率倒谱系数归一化后的第一维特征的上四分位数 |
| chroma_stft_1_25      | 色度频率的第一维特征的上四分位数         |
| ch_cqt_1_25           | 恒定 Q 色谱图的第一维特征的上四分位数     |
| spec_con_1_25         | 光谱对比度的第一维特征的上四分位数        |
| poly_f_1_25           | 频谱图列系数的第一维特征的上四分位数       |
| tonne_1_25            | 音质质心特征的第一维特征的上四分位数       |
| mels_1_25             | 梅尔缩放频谱图的第一维特征的上四分位数      |

用于重新构建分类模型的 264 个具体特征如图 14 所示。

|                        |                       |                        |                        |
|------------------------|-----------------------|------------------------|------------------------|
| mfccs_scale_0_median   | spec_con_5_25         | poly_f_1_sum           | mels_54_max            |
| x_fengzhi              | chroma_stft_1_mean    | mfccs_scale_19_sum     | mels_13_min            |
| spectral_centroids_25  | chroma_stft_1_75      | spec_con_6_max         | mels_55_min            |
| x_min                  | ch_cqt_8_75           | mfccs_scale_6_sum      | mels_46_min            |
| spec_bw_25             | spec_con_4_median     | mfccs_scale_19_mean    | mfccs_scale_10_25      |
| ch_cqt_7_sum           | mels_31_75            | mels_81_median         | mels_65_min            |
| ch_cqt_7_median        | mels_23_mean          | mfccs_scale_6_min      | mfccs_scale_0_75       |
| mfccs_scale_6_max      | chroma_stft_11_median | mfccs_scale_7_mean     | mels_70_min            |
| mfccs_scale_4_mean     | mels_15_75            | spec_con_3_max         | mels_57_mean           |
| zero_crossing_rate_sum | mfccs_scale_14_75     | chroma_stft_0_75       | mels_80_25             |
| ch_cqt_7_min           | mels_31_median        | mels_52_max            | mels_57_sum            |
| mfccs_scale_4_sum      | tonne_2_75            | mels_80_25             | mels_75_25             |
| ch_cqt_7_75            | tonne_2_median        | mfccs_scale_17_sum     | mfccs_scale_16_75      |
| chroma_stft_6_median   | mels_23_sum           | mfccs_scale_14_median  | mels_56_75             |
| chroma_stft_7_25       | mels_24_sum           | mels_81_25             | spec_con_1_max         |
| ch_cqt_7_mean          | x_mean                | mfccs_scale_7_sum      | mfccs_scale_17_mean    |
| mels_101_sum           | tonne_2_min           | chroma_stft_7_75       | mels_78_25             |
| mels_102_median        | mels_23_median        | mfccs_scale_12_mean    | mfccs_scale_14_mean    |
| mels_100_mean          | mels_23_75            | mfccs_scale_14_mean    | mfccs_scale_4_mean     |
| mels_105_median        | mels_24_75            | chroma_stft_3_max      | mels_67_min            |
| mels_103_sum           | mels_24_mean          | mfccs_scale_14_sum     | mels_16_min            |
| mels_101_mean          | mels_24_median        | mfccs_scale_12_sum     | mfccs_scale_0_median   |
| spec_con_6_median      | spec_con_1_25         | mfccs_scale_17_mean    | tonne_4_max            |
| mels_4_max             | mfccs_scale_0_median  | mels_79_median         | mels_84_25             |
| spec_con_4_max         | spec_con_3_25         | chroma_stft_7_sum      | mfccs_scale_2_mean     |
| mels_100_sum           | chroma_stft_11_median | mels_51_max            | mfccs_scale_4_sum      |
| mels_8_max             | mels_113_min          | mels_79_25             | chroma_stft_3_max      |
| mels_104_median        | mfccs_scale_4_75      | chroma_stft_8_sum      | mfccs_scale_16_min     |
| ch_cqt_0_sum           | ch_cqt_11_25          | mels_56_max            | mfccs_scale_14_sum     |
| mels_98_mean           | mfccs_scale_11_75     | mels_13_min            | mfccs_scale_2_sum      |
| mels_112_mean          | mels_27_min           | chroma_stft_3_75       | mfccs_scale_9_min      |
| mfccs_scale_2_median   | mels_22_min           | mfccs_scale_15_median  | mels_14_min            |
| ch_cqt_0_25            | mels_103_min          | mels_76_25             | mfccs_scale_17_sum     |
| spec_con_5_25          | mfccs_scale_18_min    | mfccs_scale_14_25      | mfccs_scale_7_min      |
| spec_con_5_sum         | mfccs_scale_7_75      | mels_48_max            | mfccs_scale_12_sum     |
| spec_con_6_25          | mels_21_min           | mfccs_scale_10_25      | mfccs_scale_12_mean    |
| mfccs_scale_2_75       | mfccs_scale_18_25     | chroma_stft_9_75       | mels_83_min            |
| spec_con_6_mean        | mels_17_min           | mfccs_scale_16_median  | mfccs_scale_14_min     |
| mfccs_scale_6_75       | mfccs_scale_17_25     | tonne_4_max            | spec_con_4_mean        |
| ch_cqt_0_median        | mels_32_min           | chroma_stft_8_mean     | zero_crossing_rate_min |
| mels_29_median         | mels_20_min           | mfccs_scale_16_75      | mfccs_scale_5_sum      |
| zero_crossing_rate_min | mels_37_min           | mfccs_scale_9_min      | mels_122_min           |
| spec_con_4_75          | spec_con_2_min        | mels_46_min            | spec_con_4_sum         |
| spec_con_4_25          | mfccs_scale_13_median | mfccs_scale_7_min      | spec_con_3_25          |
| spec_con_6_sum         | mels_24_min           | mels_54_max            | mels_103_25            |
| spec_con_5_mean        | mfccs_scale_18_mean   | mels_75_25             | mfccs_scale_5_mean     |
| spec_con_5_75          | chroma_stft_11_mean   | spectral_rolloff_25    | spec_con_3_median      |
| spec_con_4_sum         | mfccs_scale_3_75      | chroma_stft_5_median   | chroma_stft_8_max      |
| spec_con_4_median      | mfccs_scale_9_75      | spectral_centroids_max | mfccs_scale_6_mean     |
| spec_con_4_mean        | mfccs_scale_5_sum     | mels_83_25             | mfccs_scale_6_sum      |
| spec_con_6_75          | mfccs_scale_13_max    | mfccs_scale_2_median   | mfccs_scale_13_25      |
| spec_con_0_75          | tonne_0_max           | mels_6_min             | mfccs_scale_18_sum     |
| spec_con_6_75          | chroma_stft_8_max     | mels_75_min            | mfccs_scale_4_median   |
| spec_con_6_sum         | mfccs_scale_6_mean    | mfccs_scale_11_median  | mfccs_scale_18_mean    |
| spec_con_6_median      | mfccs_scale_18_sum    | mels_82_25             | mels_109_mean          |
| spec_con_6_mean        | mfccs_scale_16_25     | mfccs_scale_0_75       | mfccs_scale_13_max     |
| tonne_3_max            | mels_23_min           | chroma_stft_8_75       | mfccs_scale_13_median  |
| mfccs_scale_2_75       | mels_19_min           | mels_55_max            | mfccs_scale_18_min     |
| chroma_stft_1_sum      | mfccs_scale_14_min    | mels_79_25             | mfccs_scale_8_25       |
| spec_con_0_mean        | mfccs_scale_8_25      | mfccs_scale_11_median  | mels_115_min           |
| spec_con_6_25          | mfccs_scale_5_mean    | mels_76_25             | spec_con_4_25          |
| mels_10_max            | mels_18_min           | mels_6_min             | mels_103_min           |
| mels_9_max             | chroma_stft_11_25     | mels_56_mean           | mfccs_scale_18_25      |
| spec_con_4_25          | mfccs_scale_13_mean   | mels_75_min            | mels_113_min           |
| spec_con_0_sum         | mfccs_scale_13_sum    | mels_82_min            | mfccs_scale_7_75       |
| spec_con_4_75          | poly_f_0_sum          | mels_56_sum            | mfccs_scale_11_75      |

图 14 特征选择后的特征  
Fig. 14 Features after feature selection

## 5 多分类模型的训练与验证

通过音频进行风机叶片异常模式的探索主要是以风机发电（即风机工作）过程的音频数据为主要依据。因此，从现有数据中找出风机工作时的数据进行

后续分析显得尤为重要。其一方面是需要找到可供分析的数据；另一方面，也为了避免分析不需要关注的数据。

将数据样本和工况标签划分为训练集和验证集，训练多分类模型，并验证模型的准确度。本项目可以通过人耳区分音频，确定每一个音频的标签，因此可以构建有监督学习的模型，从而更加准确地识别音频数据对应的不同工况。

5.1 数据划分与标签

数据划分，是指训练数据和验证数据的划分，关系到模型训练与泛化的基础。为了尽量涵盖不同时间段的音频数据，采样随机混合划分的方式，训练集与验证集的数据比例为 3:1。数据划分与标签情况如表 3 所示。

表 3 数据划分与标签  
Tab. 3 Data partitioning and tagging

| 工艺类型        | 训练数据量 | 验证数据量 | 标签 |
|-------------|-------|-------|----|
| 风扇未工作、风机未工作 | 152   | 50    | 1  |
| 风扇未工作、风机工作  | 156   | 52    | 2  |
| 风扇工作、风机未工作  | 157   | 52    | 3  |
| 风扇工作、风机工作   | 176   | 59    | 4  |

注：冷却风扇简称“风扇”，风电机组简称“风机”。

5.2 算法选择

考虑到有 4 种工况（表 3），分类模型的构建主要采用多分类逻辑回归模型。模型超参数设置如下：

```
penalty='l1'  
solver='liblinear'  
C=0.5  
multi_class='ovr' random_state=1992  
n_jobs=-1
```

5.3 模型训练结果

5.3.1 训练结果

通过计算，训练数据的精度（accuracy）、混淆矩阵和分类结果如图 15 所示。可以看出，精度结果

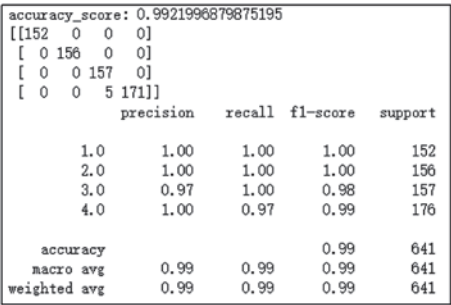


图 15 模型训练结果  
Fig. 15 Training results of model

为 0.992，具有很高的准确率。

5.3.2 验证结果

通过计算，验证数据的精度（accuracy）、混淆矩阵和分类结果如图 16 所示。可以看出，该多分类模型的泛化性能较好。

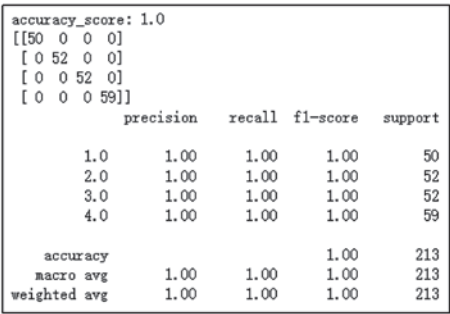


图 16 验证结果  
Fig. 16 Validation results

多分类结果的受试者操作曲线（receiver operating characteristic, ROC）如图 17 所示。可以看出，ROC 曲线下包围的面积（area under curve, AUC）值均为 1。AUC 越接近 1，说明模型的预测能力越强。

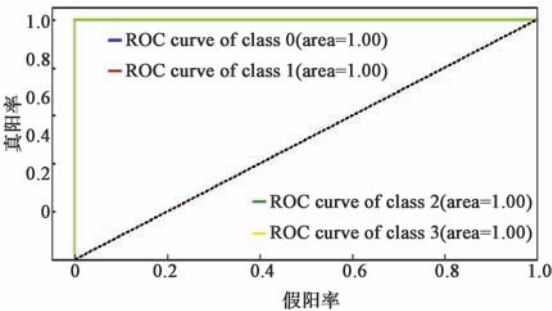


图 17 ROC 曲线  
Fig. 17 ROC curves

6 叶片异常检测模型探索

风机叶片异常模式的探索是音频数据用于叶片检测最重要的价值体现。通过对音频数据的挖掘分析，尽可能简便有效地识别叶片可能出现的异常情况，为日常运维检修提供智能化帮助。由于当前音频数据主要是通过一台机组收集得到，异常模式样本较少，因此本文仅对“啸叫”进行探索分析。叶片啸叫可能的原因有排水孔堵塞、结构松动、叶片开裂等。图 18 示出该机组某段音频的声谱。图中，红框中能量较强，属于比较明显的啸叫，而且集中于某一个叶片，可能为排水孔堵塞。因此尝试探索叶片啸叫这一异常模式。



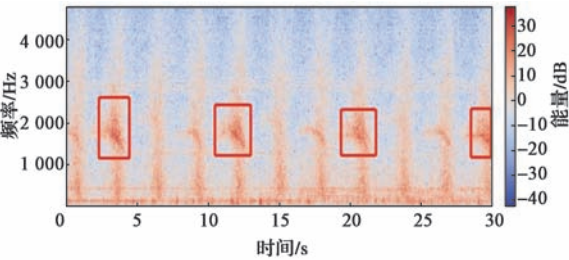
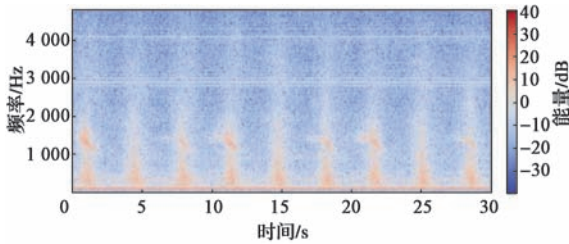
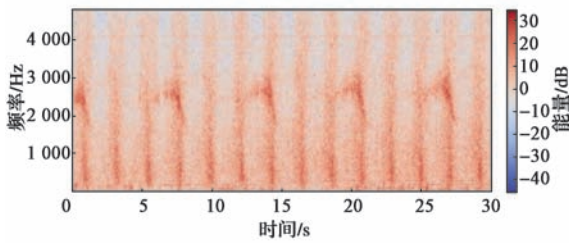


图 18 某风电机组音频声谱图  
Fig. 18 Audio spectrogram of a wind turbine

值得注意的是，啸叫的发生伴随着多普勒效应，叶片扫塔的过程中音调由雄浑变为纤细，因为啸叫发生时，声谱图中该时段的能量较强。为了计算短时能量，提高帧长度，尝试以 1 s 时段的采样点（共 44 100 个）为一帧来计算每一帧的短时能量数值，具体如图 19 和图 20 所示。可以看出，发生啸叫的时段，其音频的短时能量数值较高，时间点相对一致。但该方法目前还存在一定的不足和局限性，其主要原因是背景噪声的不确定、风电机组转速的不同会导致扫塔声的强弱不同，故计算出来的短时能量数值不同，无法确定一个统一的阈值进行判断。

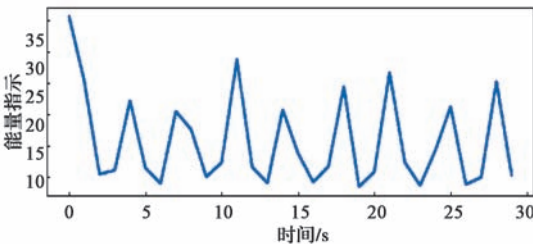


(a) 转速为 5 r/min 时

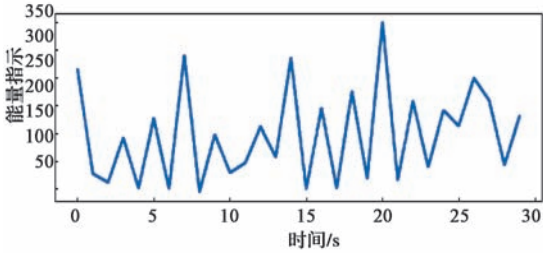


(b) 转速为 8.7 r/min 时

图 19 不同转速下风电机组音频声谱图  
Fig. 19 Audio spectrogram of wind turbine at different rotational speeds



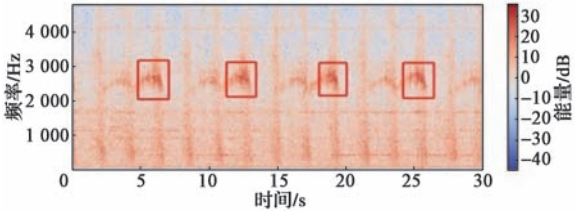
(a) 转速为 5 r/min



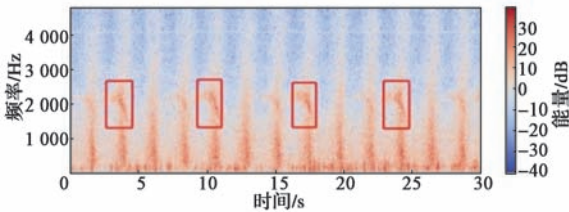
(b) 转速为 8.7 r/min

图 20 不同转速下风电机组音频短时能量数值图  
Fig. 20 Numerical chart of wind turbine audio short-time energy at different rotational speeds

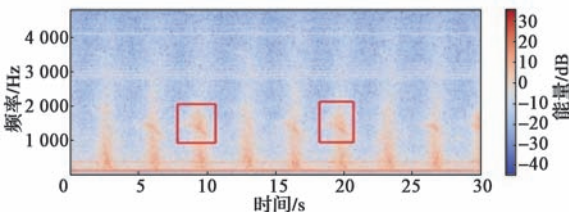
图 21 示出不同转速下叶片啸叫的声谱图。可以看出，不同转速下啸叫对应的频率范围有所差异，而且啸叫发生时其能量大小也不一样。因此，可通过模型生成声谱图，由人工判断是否发生啸叫，以便判断是否有排水孔堵塞（啸叫）的异常情况发生。



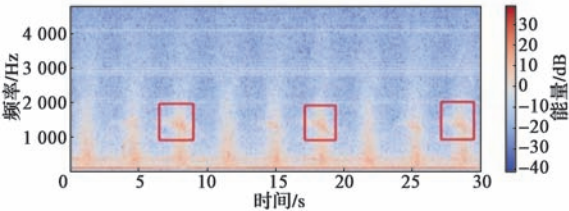
(a) 转速为 9 r/min 时



(b) 转速为 8.2 r/min 时



(c) 转速为 6 r/min 时



(d) 转速为 5.3 r/min 时

图 21 不同转速下叶片啸叫的声谱图  
Fig. 21 Sonogram of blade howling at different rotational speeds



7 结语

本文通过在某机型一台新吊装的风电机组安装拾音器、设计检测系统、分析挖掘收集的风电机组音频数据，初步形成一套可行的基于风电机组音频数据的异常状态检测方法。其可以识别叶片是否损伤、冷却风扇是否工作等工况，以排除冷却风扇运行对于叶片异常检测的干扰；可以实现叶片啸叫的异常检测。由于本文中的实践只涉及一台机组，且该机组叶片状态较为良好，样本数量少，本文能够探索到的异常状态有限。因此，后续考虑有针对性地选择一些高龄风电机组实施本文中的方案，以完善和拓展文中所提的状态监测方法。

参考文献：

[1] 黄荣舟, 汤宝平, 杨燕妮, 等. 基于长短时记忆网络融合 SCADA 数据的风电齿轮箱状态监测 [J]. 太阳能学报, 2021, 42(1): 235-239.  
HUANG R Z, TANG B P, YANG Y N, et al. Condition Monitoring of Wing Turbine Gearbox Based on LSTM Neural Network Fusing SCADA Data [J]. Acta Energiæ Solaris Sinica, 2021, 42(1): 235-239.

[2] 彭媛宁. 基于音频特征的风电叶片损伤监测技术研究 [D]. 南京: 南京航空航天大学, 2018.  
PENG Y N. Research on Wind Turbine Blade Damage Monitoring Technology Based on Audio Features[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2018.

[3] 陈思函, 马永光, 马良玉. 基于大数据分析的风电机组变桨系统建模及故障预警研究 [J]. 电力科学与工程, 2020, 36(9): 24-29.  
CHEN S H, MA Y G, MA L Y. Research on Wind Turbine Pitch System Modeling and Fault Warning Based on Big Data Analysis[J]. Electric Power Science and Engineering, 2020, 36(9): 24-29.

[4] 李杰. 工业大数据: 工业 4.0 时代的工业转型与价值创造 [M].

邱伯华, 等, 译. 北京: 机械工业出版社, 2019.

[5] MAZIDI P, MIAN D, BERTLING L, et al. A health condition model for wind turbine monitoring through neural networks and proportional hazard models[J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part O: Journal of Risk and Reliability, 2017, 231(5): 481-494.

[6] 张传俊, 张春芳, 李艳华, 等. 基于人工智能的故障预警系统研究 [J]. 兰州文理学院学报 ( 自然科学版 ), 2020, 34(4): 52-56, 114.  
ZHANG C J, ZHANG C H, LI Y H, et al. Research on Fault Alarm System Based on Artificial Intelligence[J]. Journal of Lanzhou University of Arts and Sciences (Natural Science Edition), 2020, 34(4): 52-56, 114.

[7] Gustavo de Novaes Pires Leite, Alex Maurício Araújo, Pedro André Carvalho Rosas. Prognostic techniques applied to maintenance of wind turbines: a concise and specific review[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2018, 81: 1917-1925.

[8] 黄峰, 易浩, 金崇伟. 一种基于 FPGA 的风机音视频智能故障预警器 [J]. 湖南工程学院学报 ( 自科版 ), 2015(3): 10-12.  
HUANG F, YI H, JIN C W. A Design of Video and Audio Intelligent Fault Alarm for Wind Turbines Based on FPGA [J]. Journal of Hunan Institute of Engineering (Natural Science Edition), 2015(3): 10-12.

[9] 闫慧丽, 陈亚楠, 陈刚, 等. 基于模糊综合评判法的风电机组健康量化评价 [J]. 风能, 2019(3): 78-82.  
YAN H L, CHEN Y N, CHEN G, et al. Quantitative Evaluation of Wind Turbine Health Based on Fuzzy Comprehensive Evaluation Method[J]. Wind Energy, 2019(3): 78-82.

[10] 焦卫东, 丁祥满, 严天宇, 等. 基于频域特征波形模式匹配的故障诊断方法研究 [J]. 华东交通大学学报, 2021(2): 73-81.  
JIAO W D, DING X M, YAN T Y, et al. Approach for Fault Diagnosis Based on Pattern Match of Characteristic Waveforms in Frequency Domain [J]. Journal of East China Jiaotong University, 2021(2): 73-81.

[11] 尹诗, 侯国莲, 胡晓东, 等. 风力发电机组发电机前轴承故障预警及辨识 [J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(5): 242-251.  
YIN S, HOU G L, HU X D, et al. Fault warning and identification of front bearing of wind turbine generator[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(5): 242-251.