

基于声学特征提取和支持向量机的 风机叶片缺陷识别

蔡巧巧¹, 刘小英^{1*}, 何根新², 万俨彬¹

¹华中科技大学光学与电子信息学院, 湖北 武汉

²国家电投集团江西吉安新能源有限公司, 江西 吉安

Email: *liuxy@hust.edu.cn

收稿日期: 2021年6月4日; 录用日期: 2021年7月9日; 发布日期: 2021年7月20日

摘要

为了诊断风机叶片工作中出现的腐蚀、裂纹、穿孔甚至断裂等故障, 我们提出了一种基于声音特征提取的风机叶片健康监测和预警方法。在运行过程中收集风扇叶片的声音信号并对声音信号进行预处理, 然后采用六分之一倍频程划分频带, 将各频带能量作为特征数据, 训练支持向量机二分类模型, 采用的风机声音特征样本共4762个, 其中有缺陷样本3341个, 随机抽取百分之七十的数据作为训练集, 剩下的则为测试集。对训练后的模型进行测试, 测试集总正确率达到95.91%。实验证明该方法得到的风力发电机叶片健康状况分类结果可靠性高, 可以达到无接触实时监测目的。

关键词

支持向量机, 健康监测, 倍频程分析, 风机叶片

Wind Turbine Blade Defect Recognition Based on Acoustic Feature Extraction and Support Vector Machine

Qiaqiao Cai¹, Xiaoying Liu^{1*}, Genxin He², Yanbin Wan¹

¹School of Optical and Electronic Information, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan Hubei

²State Power Investment Group Jiangxi Ji'an New Energy Co. Ltd., Ji'an Jiangxi

Email: *liuxy@hust.edu.cn

Received: Jun. 4th, 2021; accepted: Jul. 9th, 2021; published: Jul. 20th, 2021

*通讯作者。

文章引用: 蔡巧巧, 刘小英, 何根新, 万俨彬. 基于声学特征提取和支持向量机的风机叶片缺陷识别[J]. 软件工程与应用, 2021, 10(4): 454-462. DOI: 10.12677/sea.2021.104050

Abstract

For diagnosis of the wind turbine blade in the work of such as corrosion, crack, perforation and fracture failure, we put forward a kind of acoustics-based feature extraction method of wind turbine blade health monitoring and early warning. We first collect the voice of the fan blade run time signal, and the acoustic signal preprocessing, and then use one-sixth octave band, divided into each frequency band energy as the feature data, training support vector machine (SVM) classification model, USES the fan noise features a total of 4762 samples, including defect sample of 3341, according to the 7:3. The training set and the test set were randomly divided in proportion to each other. After the training model was tested, the total correct rate of the test set reached 95.91%. The experimental results show that the classification results of wind turbine blade health condition obtained by this method are reliable and can achieve the purpose of non-contact real-time monitoring.

Keywords

Support Vector Machine, Health Monitoring, Octave Analysis, Wind Turbine Blade

Copyright © 2021 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

风力发电机组通常在野外严酷的自然环境下自主运行, 风机叶片作为风力发电机组的关键构成部分, 成本高昂, 会因为极端天气、工作疲劳、或其他因素导致叶片破损[1] [2]。若不及时发现并采取相应措施, 叶片小裂纹逐渐发展成大裂缝甚至断裂脱落, 会严重影响风机工作, 造成安全事故[3]。许多学者对此进行了大量的研究, 一些诊断技术包括声发射[4] [5] [6]、振动分析[7] [8] [9]、超声波检测[10] [11]图像识别[12] [13] [14]和光纤传感[15] [16]等等都可以用于风机叶片的实时损伤检测。声发射和光纤传感技术灵敏度高, 可以检测微小缺陷, 但是需要在风机叶片内部安装一定数量的传感器, 不适用于在役风机。图像识别技术结合无人机拍照和神经网络识别, 在一定程度上节省了人力, 精确率不如声发射和光纤传感技术, 并且, 无人机需要在风机停机状态下才能拍摄清晰的叶片照片, 影响风场的经济效益。目前, 风电场最常用的诊断方法是人工巡检, 这种方法受到背景噪声的强烈影响, 和操作人员经验也有关, 非接触实时在线叶片故障自动监测技术急需发展。

我们开发了一套远程实时在线非接触式风机叶片健康监测和预警系统, 满足了上述需求, 本文提出了在多种背景噪声下风机叶片的声学特征故障信息提取方法, 在此基础上重点探讨了故障识别算法。风机叶片裂纹形状、腐蚀孔洞大小不同, 产生的缺陷声音特征也不相同。风机叶片扫风声信号频率覆盖范围广泛, 且受环境和自身的影响, 是非周期的时变信号。某些噪声频率与缺陷声音产生的频率有重叠, 给常规仪器识别带来了困难。通过提取信号的频带能量特征结合机器学习的方法, 将声信号转变为一维特征向量后送入支持向量机训练, 充分训练后的支持向量机, 能较快识别出缺陷声音。结合风电场实录声学数据, 得到了较为满意的结果。

2. 系统总述

该系统由声音信号采集前端、光网络、数据处理中心及系统软件组成。

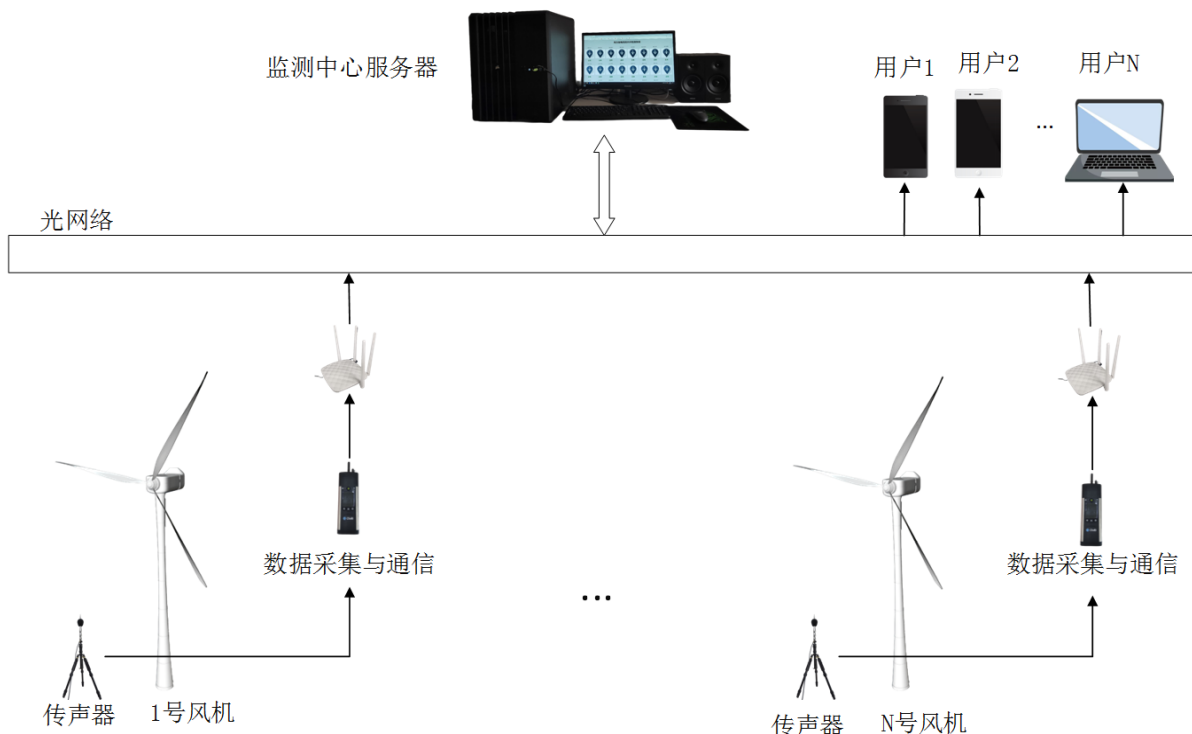


Figure 1. Remote real-time online non-contact fault monitoring system

图 1. 远程实时在线非接触式故障监测系统

系统如图 1 所示，声信号采集前端采集到的叶片扫风声信号通过光网络发送到数据处理中心，在数据处理中心保存原始声信号并进行处理，通过特征提取得到特征向量后送入到支持向量机分类器中分类，在系统软件主界面显示信号分类结果，点击风机标号进入信息详情页面可以听取原始声信号，看到信号的特征图。工作人员可以听取风机扫风原始音频，对类别为故障的信号进行再一次确认。

3. 算法描述

该系统基于倍频程和支持向量机原理来监测风力发电机叶片的健康状况。

算法主要构成为特征提取部分和声信号分类部分，其流程如图 2 所示。为了更好的提取训练数据的特征，采用 1/6 倍频程对运行风机叶片产生的声学信号的整体频率进行分段，计算得到每个子频带的平均能量后送入支持向量机对信号特征进行正常与故障二分类。

3.1. 声信号的特征提取

风速过低时，风机无法正常发电，所以风电机组叶片转动发电必然伴随着较高风速，有较大的风噪 [17]。此外，采集到的声信号还包括自然界背景噪声，风机因偏航或者冷却风道开启产生的自身机械噪声等等。但从风场实录信号分析，相比于其它的噪声，风机叶片扫风带来的风噪对叶片故障声信号的影响最为严重，其声音大且一直存在。风噪大多集中在低频段，而故障种类较多，其声信号的频谱分布广泛。因而预处理主要是采用巴特沃斯带通滤波器去除低频风噪，对音频数据做一个初步的去噪处理。在进行声学信号分析时，一般不需要详细了解每个频率点上的能量情况 [18]。

可按一定规律将人耳可听频率范围分为若干个段落即若干子频带。一般将上下限频率的比值取某一固定的常数来划分子频带。将一个频带内的声能量看做平均分布，分析全频率上不同子频带的声能量分布。采用倍频程提取信号特征能量的步骤大致分为以下两步：

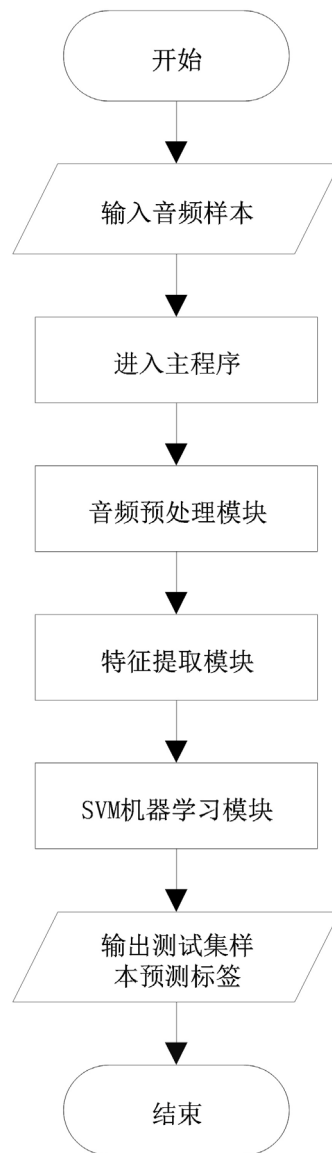


Figure 2. Algorithm flow chart
图 2. 算法流程图

1、将全频带划分为若干子频带。

f_i 、 f_b 、 f_i 分别为每个子频带自己的上下限截止频率和中心频率，三者间关系如下式所示：

$$\begin{cases} f_i = 2^n f_b \\ f_i = \sqrt{f_i f_b} \end{cases} \quad (2-1)$$

当式(2-1)中 n 取值为 1 时，称作一倍频程。 N 取 1/3 时则称 1/3 倍频程。 n 值需要做出一定的调整以适应不同分析的需求。当分析精度要求较高时，为了将全频带划分为更窄的子频段， n 应该取较小值。

2、计算子频带声能量。

设 P_j 为第 j 个子频带的能量， F 为声信号的频谱幅度，则子频带声能量公式为：

$$P_j = \sqrt{\sum_{i=f_b}^{i=f_i} F_i^2} \quad (2-2)$$

然后，再转化为声压级，转化公式如下：

$$S_j = 20 \log_{10} \left(\frac{P_j}{P_{ref}} \right), j = 1, 2, \dots, n \quad (2-3)$$

其中， P_{ref} 为参考电压，大气中通常取 2×10^{-5} Pa。

3.2. SVM 描述

基于统计学习理论的支持向量机(Support Vector Machine, SVM)能使结构风险最小化，具有易于推广和训练样本需求少的特点，为解决非线性分类问题提供了新的方法。

待分类的样本集合为 $\{x_i, y_i\}$ 。其中 x_i 是待分类数据的 m 维特征向量。 y_i 是样本对应标签， $y_i \in \{-1, +1\}$ 。引入非负松弛因子 ε_i ，当 $\varepsilon_i = 0$ 时表示为线性可分，如果为其他情况则为线性不可分。分类超平面首先需满足 $\omega x_i + b = 0$ ，需要在众多满足基本要求的超平面中找到最优分类超平面，设最优超平面满足以下约束条件：

$$y_i (\omega x_i + b) - 1 + \varepsilon_i \geq 0 \quad (2-4)$$

式中 ω 、 b 分别为权重向量和偏置项。当分类间隔 $\rho = 2/\|\omega\|$ 取最大值时等价于 $\|\omega\|^2$ 取最小值。符合公式(2-4)中的约束条件的同时满足 $\|\omega\|^2/2$ 最小的分类面即称为最优分类超平面，确定最优超平面的向量叫做支持向量。

支持向量机通常又称为基于核的方法。当模型学习的特征数据在同等维度上的特征空间较难做到线性可分时，可以将数据通过某种映射关系转到更高维的特征空间然后在此高维空间寻找一个能够较好分类特征的超平面。因此可以在支持向量机中引入合适的核函数将原始低维空间中的非线性关系转换为高维特征空间中的线性关系。

给出线性可分的表达式：

$$f(x) = \sum_{i=1}^m a_i y_i \langle x_i, x \rangle + b \quad (2-5)$$

选用高斯核，高斯核函数为：

$$K(x_i, x) = \exp \left(-\frac{\|x_i - x\|^2}{2\sigma^2} \right) \quad (2-6)$$

其中 σ 为核函数带宽，是 SVM 训练时有重要影响的超参数。那么映射后的表达式为：

$$f(x) = \sum_{i=1}^m a_i y_i k(x_i, x) + b \quad (2-7)$$

4. 实验研究

传声器选型的时候首先应满足的条件是其频率响应的线性范围包括 20 Hz~20 kHz；灵敏度高，尽可能清晰的录制现场声信号；其次要能适应野外恶劣环境。前端声信号采集系统选用高精度麦克风 40CD 加配套的前置放大器 PRE22，其性能指标如表 1 所示。配备防雨盖保护麦克风，选配防风罩，在一定程度上滤除风噪，减小风噪的影响。

实地采集了湖北省大悟风场、江西省七琴上风城和钓鱼台风场多台在役风机的声信号数据。平均来说，山地风场的风速大致在 4~10 m/s 之间，年平均风速为 6 m/s [19]，风机工作的转速为 7~17 r/min，低于此转速范围不发电，高于此转速范围时为了保护风机会强制停止风机叶片转动。为了保证每个样本至少包含三个叶片的声音也就是一个转动周期，将每个样本时长规定为 10 秒。每个风场采集到的正常与异

常风机叶片音频信号样本数据分布情况如表 2 所示。

Table 1. Microphone performance parameters
表 1. 麦克风性能参数

频率响应	3.15 Hz~20 kHz \pm 2 dB
灵敏度	50 mV/Pa
工作温度范围	-40℃~+120℃
上限(3%失真)	148 dB
湿度影响	<0.1 dB (0~100% RH)

Table 2. Source and distribution of wind field measured data
表 2. 风场实测数据来源和分布

	大悟	七琴	钓鱼台	总计
正常/个	802	370	213	1385
异常/个	1828	412	1101	3341

有故障的风机叶片在运行时会发出有规律的啸叫声，区别于正常风机叶片扫风的声音。经验丰富的风场工作人员可以通过听取风机运转时的声音来判断此风机叶片是否健康。通过风场工作人员人工标注得到带标签的数据，将正常风机声音标注为 0，异常风机声音标注为 1。

现场声音采集系统将采集到的声音信号发送到数据中心，首先，采用上限截止频率为 20 kHz，下限截止频率为 0.1 kHz 的巴特沃斯带通滤波器，去除低频风噪，对音频数据做一个初步的去噪处理。

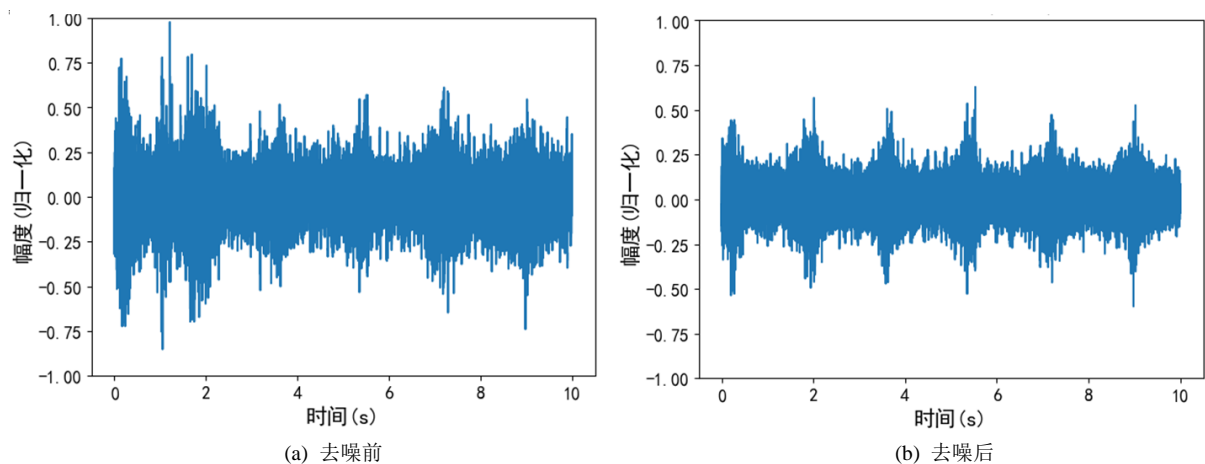


Figure 3. Audio time domain diagram. (a) Before denoising; (b) After denoising
图 3. 音频时域图。(a) 去噪前；(b) 去噪后

图 3 中可以看到，同一个 10 s 的声信号经过巴特沃斯带通滤波之后，一些无干扰被滤除，风机叶片声信号时域图周期性更加明显。

特征提取算法流程如图 4 所示，选用 1/6 倍频程划分频带，将频率划分为 64 段，计算每个子频带的平均能量，一段声音信号形成一个 64 维的频带能量特征向量。得到特征向量后，为了减小信号强度的影响，便于后续模型学习信号特征，将特征向量做归一化处理。

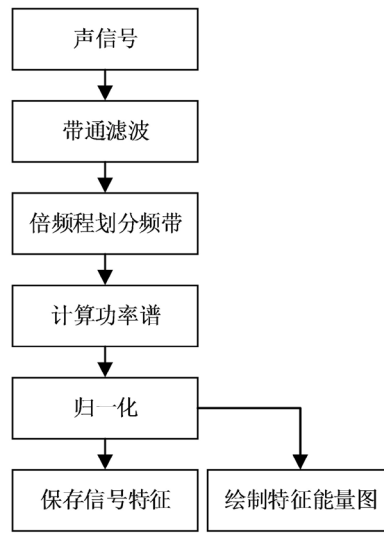


Figure 4. Flow chart of signal feature extraction
图 4. 信号特征提取流程图

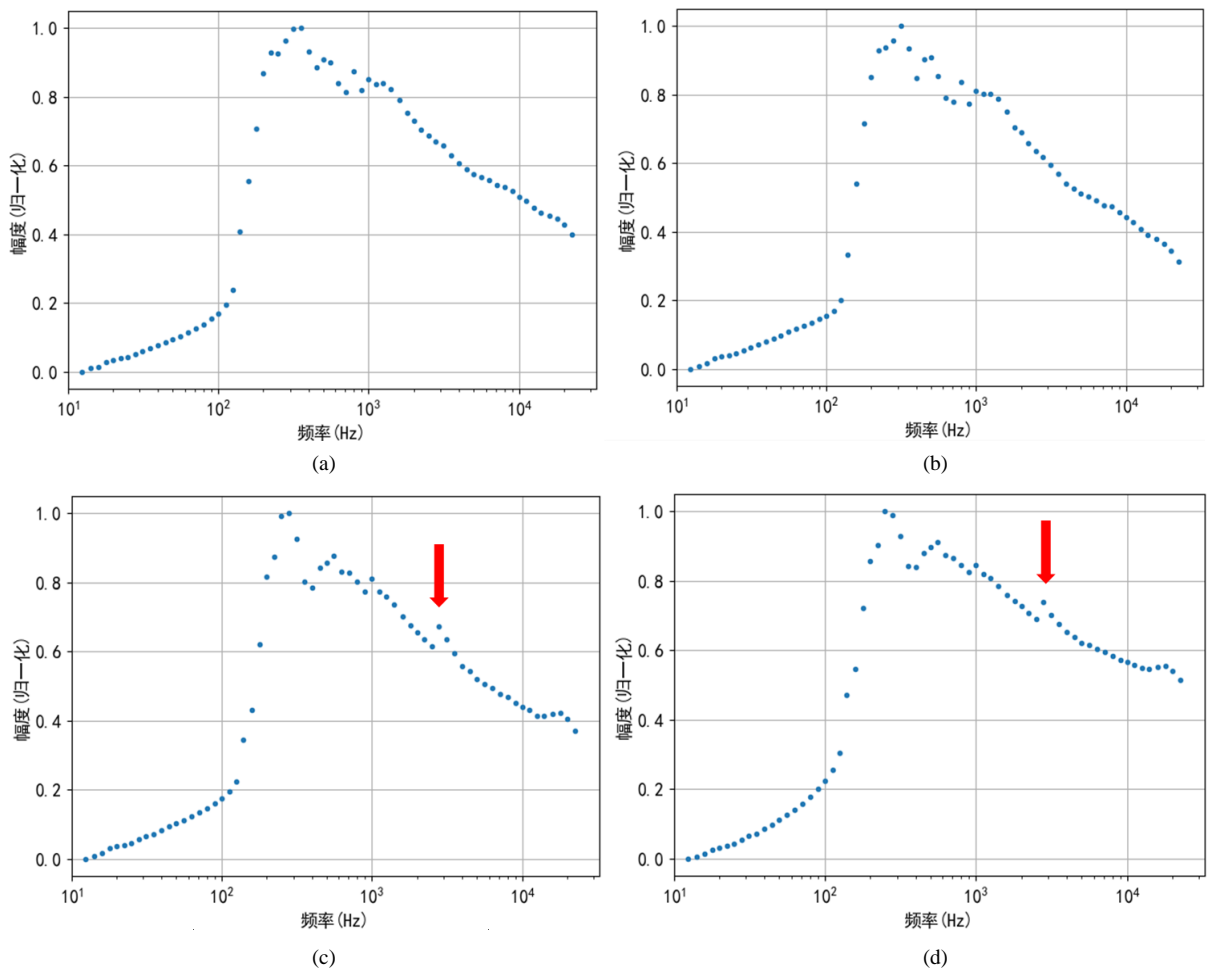


Figure 5. Normalized frequency band energy distribution of normal and abnormal wind turbine blades within 20 s. (a) Normal; (b) Normal; (c) Abnormal; (d) Abnormal

图 5. 正常与异常风机连续 20 s 内归一化后频带能量分布图。(a) 正常风机; (b) 正常风机; (c) 异常风机; (d) 异常风机

由图 5 可以看出由于带通滤波, 故障和正常风机声音频带能量在低频部分能量较低且分布相似。从高频部分来看, 样本异常风机(c)、(d)在高频部分存在明显凸起, 区别于正常风机频带能量特征。

模型训练过程中共读取了特征样本共 4762 个, 其中有缺陷样本 3341 个。按读取的样本顺序打乱, 按 7:3 划分训练集和测试集。选用网格搜索法自动寻参确定支持向量机的超参数, 由于正常样本相较于缺陷样本来说, 数据偏少, 所以网格搜索法的分数标准设置为 F1。F1 分数可以更好的反应数据不平衡模型的训练效果, F1 值越接近于 1, 则模型分类效果更好。网格搜索法自动选择最优的 c, γ 值。设定好以上参数, 再选择高斯核做为核函数后正式开始 SVM 的训练验证过程。

Table 3. Test set results

表 3. 测试集结果

	精准率	召回率	F1 分数	样本量
正常	0.94	0.91	0.92	391
故障	0.97	0.98	0.97	1027

测试集结果表 3 中分别给出了正常样本和故障样本的精准率、召回率、F1 分数和数量。测试集总正确率为预测正确的样本数和总样本的比值, 测试集总正确率达到 95.91%。从表 3 中可以看出, 故障样本的 F1 分数较高, 证明此方法可以有效识别故障信号。

5. 结论

本文提出了将风机叶片扫风的声信号经过倍频程提取频带能量特征并结合 SVM 进行正常和故障风机分类。在预处理过程中采用巴特沃斯滤波器可以去除主要的干扰成分风噪和高频人耳不可听部分, 并利用 1/6 倍频程得到频带能量信息组成的特征向量。之后, 采用带高斯核的 SVM 对非线性特征参数进行二分类, 得到测试集样本的分类正确率达到 95.91%, 此设计可以实现远程实时在线风机状态的监测, 有较大工业实用价值。

基金项目

国家重点研发计划项目(项目编号: 2018YFF01011800)。

参考文献

- [1] Takoutsing, P., Wamkeue, R., Ouhrouche, M., et al. (2014) Wind Turbine Condition Monitoring: State-of-the-Art Review, New Trends, and Future Challenges. *Energies*, **7**, 2595-2630. <https://doi.org/10.3390/en7042595>
- [2] Malcolm, M. and Leon, M. (2020) Damage Mechanism Based Approach to the Structural Health Monitoring of Wind Turbine Blades. *Coatings*, **10**, 1223. <https://doi.org/10.3390/coatings10121223>
- [3] 石可重, 赵晓路, 徐建中. 大型风电机组叶片疲劳试验研究[J]. 太阳能报, 2011, 32(8): 1264-1268.
- [4] Tang, J.L., et al. (2016) An Experimental Study of Acoustic Emission Methodology for in Service Condition Monitoring of Wind Turbine Blades. *Renewable Energy*, **99**, 170-179. <https://doi.org/10.1016/j.renene.2016.06.048>
- [5] Carlos, G.M. and Fausto, G.M. (2016) A New Fault Location Approach for Acoustic Emission Techniques in Wind Turbines. *Energies*, **9**, 40. <https://doi.org/10.3390/en9010040>
- [6] 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.
- [7] Ghoshal, A., et al. (2000) Structural Health Monitoring Techniques for Wind Turbine Blades. *Journal of Wind Engineering & Industrial Aerodynamics*, **85**, 309-324. [https://doi.org/10.1016/S0167-6105\(99\)00132-4](https://doi.org/10.1016/S0167-6105(99)00132-4)
- [8] Hoell, S. and Omenzetter, P. (2017) Sequential Projection Pursuit for Optimal Transformation of Autoregressive Coefficients for Damage Detection in an Experimental Wind Turbine Blade. *Procedia Engineering*, **199**, 2226-2231.

- <https://doi.org/10.1016/j.proeng.2017.09.188>
- [9] 萨昊亮, 李成良, 余启明, 陈淳. 风电叶片疲劳试验振动分析与研究[J]. 玻璃钢/复合材料, 2013(2): 57-59.
- [10] 耿晓锋, 魏克湘, 王琼, 等. 基于多频简谐调制的风力机叶片裂纹检测研究[J]. 振动与冲击, 2018, 37(22): 201-205.
- [11] Moises, A.O., Eduardo, F.S.F., *et al.* (2020) Ultrasound-Based Identification of Damage in Wind Turbine Blades Using Novelty Detection. *Ultrasonics*, **108**, 106-166. <https://doi.org/10.1016/j.ultras.2020.106166>
- [12] Ying, D., Sheng, X. and Ngaiming, K. (2020) Damage Detection Techniques for Wind Turbine Blades: A Review. *Mechanical Systems and Signal Processing*, **141**, Article No. 106445. <https://doi.org/10.1016/j.ymsp.2019.106445>
- [13] Zhang, H. and Jackman, J. (2014) A Feasibility Study of Wind Turbine Blade Surface Crack Detection Using an Optical Inspection Method. *Renewable Energy Research & Applications*, 2013, 847-852. <https://ieeexplore.ieee.org/document/6749869>
- [14] Wu, R., Zhang, D.S., Yu, Q.F. and Jiang, Y.X. (2019) Health Monitoring of Wind Turbine Blades in Operation Using Three-Dimensional Digital Image Correlation. *Mechanical Systems and Signal Processing*, **130**, 470-483. <https://doi.org/10.1016/j.ymsp.2019.05.031>
- [15] Choi, K.S., Huh, Y.H., Kwon, I.B. and Yoon, D.J. (2012) A Tip Deflection Calculation Method for a Wind Turbine Blade Using Temperature Compensated FBG Sensors. *Smart Materials and Structures*, **21**, 25-34. <https://doi.org/10.1088/0964-1726/21/2/025008>
- [16] Shin, C.S., Chen, B.L. and Liaw, S.K. (2011) Foreign Object Impact Monitoring on Wind Turbine Blade Using FBGs. *SENSORS*, 2011 *IEEE*, Limerick, Ireland, 28-31 October 2011, 347-350. <https://doi.org/10.1109/ICSENS.2011.6127026>
- [17] Yang, W.X., Peng, Z.K., Wei, K.S., *et al.* (2017) Structural Health Monitoring of Composite Wind Turbine Blades: Challenges, Issues and Potential Solutions. *IET Renewable Power Generation*, **11**, 411-416. <https://doi.org/10.1049/iet-rpg.2016.0087>
- [18] Yokoyama, S., Kobayashi, T. and Tachibana, H. (2018) A Practical Method for Estimating a Presence of a Prominent Tonal Component in Wind Turbine Noise. *INTER-NOISE and NOISE-CON Congress and Conference Proceedings*, Chicago, IL, 2018, 5471-5482.
- [19] 吴琼, 聂秋生, 周荣卫, 徐卫民. 江西省山地风场风能资源储量及特征分析[J]. 自然资源学报, 2013, 28(9): 1605-1614.