

基于深度声纹识别的风机运行状态 智能诊断方法研究

戴立伟, 赵 岩, 党哲辉

(大唐凉山新能源有限公司, 四川 成都 610000)

摘要:传统风机运行诊断方法难以从复杂噪声背景中有效提取声纹信号的时序特征。为此, 提出新的风机运行状态智能诊断方法。采用时频分析方法同步提取声纹信号时序特征和频域特征; 将耦合特征输入深度学习网络, 利用自编码器的压缩-重构机制计算重构误差, 实现风机诊断。实验结果表明, 该方法诊断结果的 Brier 分数为 0.035, 精度较高。

关键词:深度声纹识别; 风机运行状态; 智能诊断; 特征耦合

中图分类号: TP306

文章编号: 1000-0682(2026)02-0072-05

文献标识码: A

DOI: 10.19950/j.cnki.CN61-1121/TH.2026.02.014

Research on intelligent diagnosis method for fan operation status based on deep voiceprint recognition

DAI Liwei, ZHAO Yan, DANG Zhehui

(Datang Liangshan New Energy Co., Ltd., Sichuan Chengdu 610000, China)

Abstract: Traditional methods for diagnosing the operation of wind turbines are difficult to effectively extract the timing features of voiceprint signals from complex noise backgrounds. To this end, a new intelligent diagnosis method for the operating status of wind turbines is proposed. The time-frequency analysis method is adopted to synchronously extract the timing features and frequency domain features of the voiceprint signal. The coupled features are input into the deep learning network, and the reconstruction error is calculated by using the compression-reconstruction mechanism of the autoencoder to achieve the diagnosis of wind turbines. The experimental results show that the Brier score of the diagnostic results of this method is 0.035, with relatively high accuracy.

Keywords: deep voiceprint recognition; fan operating status; intelligent diagnosis; feature coupling

0 引言

风机叶片决定风机发电效率的核心部件, 其结构健康将直接影响到风机的运行状态^[1-2]。现有的风机运行状态诊断方法多依赖于振动分析和 SCADA 监测到的数据^[3-4]。虽然能够捕捉到风机结构部件的故障特征, 但对于微小缺陷的识别精度不足, 且易

受风机作业环境影响, 导致诊断准确性较低^[5-6]。

在该研究背景下, 针对风机运行状态领域, 研究者提出了多种风机状态诊断方法。李敬兆等^[7]人应用 DBN 对矿用压风机进行实时监测, 对监测到的数据进行无监督学习, 通过贪婪训练提取数据的深层特征, 应用 BES 算法优化 LSSVM 的多个参数, 由此, 实现对风机状态类型进行映射, 实现对风机异常状态的识别。该方法在应用时难以实现 BES 算法和 LSSVM 模型的高效拟合, 未能提高方法的识别精度。蒋佳炜等^[8]人提出基于相对混乱度特征选择的船舶风机智能状态监测与故障诊断方法。应用振动、压力等多个传感器实时采集船舶风机运行数据, 采用小波阈值法消除数据噪声, 从中提取数据的多个特征, 建立特征-标签的映射空间矩阵, 计算每

收稿日期: 2025-11-10

基金项目: 四川省凉山州重点研发计划项目—大唐凉山新能源有限公司风机声纹故障听诊系统建设(P-XJ-24-00024459)

第一作者: 戴立伟(1991—), 男, 蒙古族, 内蒙古自治区兴安盟人, 硕士, 工程师, 技师, 主要研究方向为计算机视觉算法, 神经网络算法, 目标检测, 知识图谱, 语义大模型等。

E-mail: cd_dailiwei@126.com

个特征对故障类型的贡献值,筛选出贡献值较高的特征,将其输入到SVM模型中,通过设定核函数,对风机状态进行分类,进而实现对风机故障的准确诊断。该方法在极端工况下易出现特征模糊,增加状态监测的误判率,降低诊断精度。

因此,设计了基于深度声纹识别的风机运行状态智能诊断方法。该研究能够实时对风机运行状态的实时监测,也能及时发现其中的潜在问题,进而实现对风电运维体系的重构。

1 风机运行状态智能诊断方法设计

1.1 基于深度声纹识别的风机运行状态时频域联合特征耦合

在风机的关键位置,安装声学传感器,应用声学传感器实时收集风机运行状态的声纹信号,通过分析声纹信号特性,提取风机运行状态的时序特征和频域特征^[9-11]。其中,风机运行状态声纹信号的时序特征提取过程如下所示:

$$x_t = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_{t+iT} \quad (1)$$

$$y_t = x_t + \frac{E_t}{\sqrt{N}} \quad (2)$$

式中: x_t 表示风机运行状态的声纹信号; N 表示传感器采集的声纹信号样本数量; x_{t+iT} 表示传感器在采样周期 T 内采集信号中的有效成本; y_t 表示声纹信号的时序特征; E_t 表示采集的信号中出于干扰信号外的其余信号。

根据提取的时序特征,对声纹信号中的时序成分进行分析,将原本的声纹信号从时序信号进行转换,进而从中提取出信号的频域特征^[12-13]。其信号转换过程如下所示:

$$Y_t = \frac{2}{k} \sum_{n=1}^{k-1} y_t^n \left[\cos\left(\frac{2\pi}{k}pn\right) - j\sin\left(\frac{2\pi}{k}pn\right) \right] \quad (3)$$

式中: Y_t 表示声纹信号的频域转换结果; k 表示声纹信号的时间序列长度; y_t^n 表示第 n 个时刻的声纹信号; p 表示信号转换参数; j 表示虚数。

从转换后的声纹信号中提取频域特征,提取的频域特征分为功率谱、相位谱^[14-15]。其具体计算过程如下所示:

$$F_a = [Y_t^r(m)]^2 + [Y_t^i(m)]^2 \quad (4)$$

$$F_b = \arctan\left(\frac{Y_t^i(m)}{Y_t^r(m)}\right) \quad (5)$$

式中: F_a 表示声纹信号的功率谱特征; $Y_t^r(m)$ 表示声纹信号转换后在频域的实部; $Y_t^i(m)$ 表示声

纹信号转换后在频域的虚部; F_b 表示声纹信号的相位谱特征。

基于提取的时域和频域特征,耦合时频域联合特征,得到信号特征耦合结果^[16-17]。其具体如下所示:

$$P_g = \gamma_y y_t + \gamma_f (F_b, F_a) \quad (6)$$

式中: P_g 表示声纹信号时频域特征耦合结果; γ_y 表示时序特征的耦合参数; γ_f 表示频域特征的耦合参数。

基于上述公式,实现对声纹信号时频域特征的耦合处理,便于后续实现对风机运行状态的监测。

1.2 风机运行状态监测

在风机运行状态监测时,将上述耦合的声纹信号时频域联合特征作为输入变量,将其输入到深度学习网络中^[18-19]。在深度学习网络中,设计自编码器,对输入的联合特征耦合结果进行压缩,得到压缩后的隐变量,得到的压缩后的隐藏变量如下所示:

$$B_y = R(w_z P_g + b_z) \quad (7)$$

式中: B_y 表示应用自编码器压缩声纹信号时频域耦合特征的隐变量; $R(\cdot)$ 表示深度学习网络中的非线性激活函数; w_z 表示自编码器的权重矩阵; b_z 表示压缩常数。

对输入的声纹信号时频域耦合特征进行压缩后,再利用解码器,对压缩后的隐变量进行重构处理^[20]。其具体重构结果如下所示:

$$B_j = R(w_j B_y + b_j) \quad (8)$$

式中: B_j 表示解码器对压缩隐变量的重构结果; w_j 表示解码器的权重矩阵; b_j 表示重构常数。

应用解码器对隐变量重构后,结合公式(6)的声纹信号时频耦合特征,计算两者之间的重构误差^[21]。通过对比重构误差数值的大小,实现对风机运行状态的实时监测^[22]。其重构误差的计算公式如下所示:

$$L_s = \frac{1}{m} \sum_{a=1}^m \|B_j^a - P_g^a\|^2 \quad (9)$$

式中: L_s 表示特征重构后与耦合特征之间的误差; m 表示重构迭代次数; B_j^a 表示第 a 次重构结果; P_g^a 表示第 a 次进行压缩、重构的特征。

基于计算的重构误差 L_s ,若该数值高于设定的阈值,则当前风机处于异常运行状态,反之,则判定为正常状态。由此,实现对风机运行状态的实时监测,便于后续确定风机运行状态类型。

1.3 风机运行状态类型映射

在风机运行状态进行诊断时,根据公式(7)~

(9),确定风机运行时的异常状态,再对风机异常运行状态进行细分,映射多种风机运行状态类型^[23]。因此,将上述监测到的风机异常运行状态输入到经过 Adaboost 迭代算法改进后的 BP 神经网络中(统称为 Adaboost_BP 算法),通过迭代处理,确定风机运行状态类型^[24]。应用 Adaboost_BP 算法初始化输入风机异常运行状态的分类权重向量^[25],其具体计算过程如下所示:

$$\mathbf{W}_c = \frac{D_z}{k-1} \quad (10)$$

式中: \mathbf{W}_c 表示初始化的分类权重向量; D_z 表示风机异常运行状态样本数据的分布权重值; k 表示样本数据分布参数。

由此,设定加权函数,对样本分布权重进行更新,进而得到最优的状态类型分类器^[26]。其具体计算过程如下所示:

$$\beta_u = \mathbf{W}_c e^{-\frac{1}{2}(1+y_i)} \quad (11)$$

$$H_f = \operatorname{argmax} \sum_{u=1}^T \lg \frac{1}{\beta_u} h_u \quad (12)$$

式中: β_u 表示加权函数; y_i 表示权重更新系数; H_f 表示风机异常运行状态分类器; h_u 表示第 u 次迭代时的错误率; T 表示迭代次数。

根据设计的分类器输出值,将风机的异常运行状态划分为多个类型,实现对风机运行状态的诊断。划分结果如表 1 所示。

表 1 风机运行状态类型诊断结果

类型编号	状态类型	分类器输出值
1	轴承异常	(0,0.20]
2	齿轮异常	(0.20,0.40]
3	转子异常	(0.40,0.60]
4	电机绕组异常	(0.60,0.80]
5	叶片异常	(0.80,1.00]

如表 1 所示,根据上述诊断到的五种异常状态,结合风机的正常运行状态,将风机的运行过程划分为六种不同的状态,由此实现对风机运行状态的实时监测与类型诊断。

2 实验测试

2.1 实验环境及参数设置

实验选择 GW 2.5MW - 131 风机作为研究对象,在风机的关键位置点安装声学传感器,安装的声学传感器频率响应范围为 4 Hz ~ 20 kHz,采样频率为 1 kHz,防护等级为 IP65,能适应风机的运行环

境。GW 2.5 MW - 131 风机的具体概况如图 1 所示。

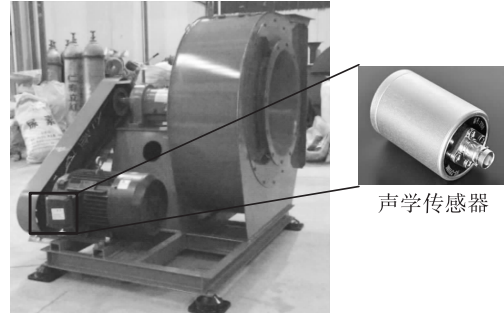
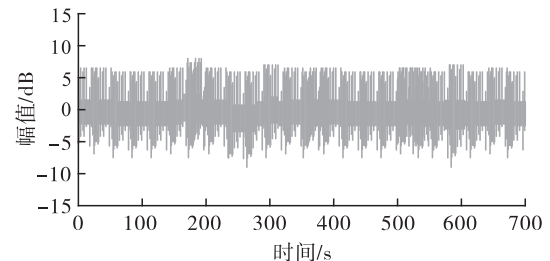


图 1 GW 2.5 MW - 131 风机的基本概况

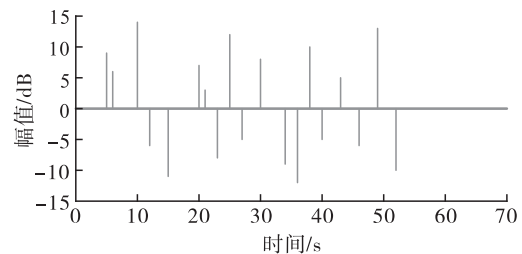
2.2 诊断过程

应用所提方法对图 1 所示的风机进行诊断时,设定所提方法的多个参数变量,其具体设定如下:信号转换参数 p 为 0.72,时序特征耦合参数 γ_y 为 0.45,频域特征耦合参数 γ_f 为 0.55。

基于设定的参数,从声学传感器收集的声纹信号中提取出风机运行过程中的时序特征。通过对声纹信号进行转换,再从中提出声纹信号的频域特征。提取的时序特征和频域特征如图 2 所示。



(a) 声纹信号的时域特征



(b) 声纹信号的频域特征

图 2 声纹信号的时域特征和频域特征

如图 2 所示,根据上述提取的声纹信号时域特征和频域特征,通过耦合函数,将上述特征进行耦合,得到声纹信号的时频域联合特征。

在验证所提方法的性能时,以基于 DBN 和 BES - LSSVM 的矿用压风机异常状态识别方法作为参照组 1,基于相对混乱度特征选择的船舶风机智能状态监测与故障诊断作为参照组,构建参照组实验,通过对比分析,验证所提方法的诊断精度。

2.3 诊断结果与分析

实验中,以轴承异常的声纹信号为(a)组,齿轮异常的声纹信号为(b)组,将这两组声纹信号作为样本信号,应用所提方法对其进行诊断,给出具体的诊断结果。所提方法的诊断结果如图3所示。

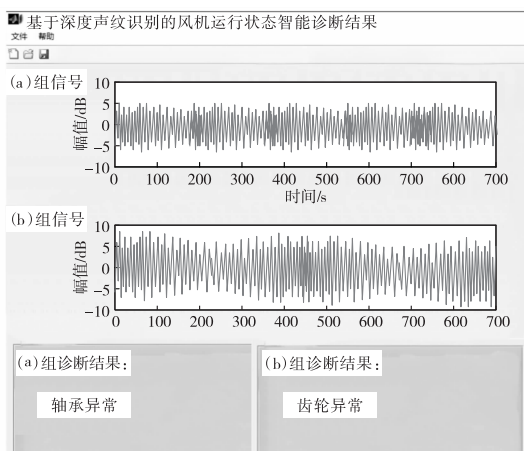


图3 所提方法的诊断结果

从图3所示的诊断结果来看,对于(a)组和(b)组轴承异常的样本信号,所提方法均准确诊断出“轴承异常”。这充分表明所提方法在对不同类型故障(轴承异常、齿轮异常)对应的声纹信号进行处理时,能够有效提取信号中蕴含的特征信息(如前文所提的时序特征、频域特征以及时频域特征耦合结果等)。

Brier分数能够衡量方法诊断出风机运行状态类型与实际的风机运行状态类型的偏离程度,其数值越低,方法的诊断精度越高。在多次实验中,三种方法的诊断结果如图4所示。

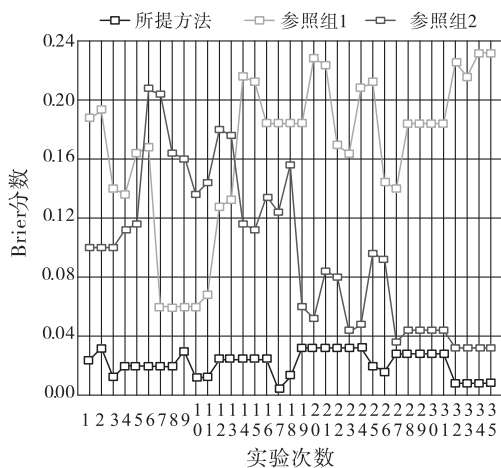


图4 三种方法的Brier分数的诊断结果

如图4所示,在多次实验中,所提方法的Brier分数为0.035,参照组1的Brier分数为0.168,参照

组2的Brier分数为0.205,所提方法的数值较低。所提方法通过引入深度学习网络和Adaboost_BP算法,减少诊断结果与实际结果的偏差,从而提高准确性。因此,所提方法在实际应用中的诊断准确性较高。

3 结束语

通过深入研究风机运行状态智能诊断的关键技术问题,提出了一种基于深度声纹识别的智能诊断方法。该方法在轴承异常和齿轮异常等典型故障诊断中表现出色,诊断结果与实际情况高度吻合,Brier分数低至0.035,充分证明了其诊断精度和可靠性。该研究不仅为风机运行状态监测提供了新的技术思路,其提出的时频域特征耦合方法和深度学习-集成学习混合诊断框架,也为其他旋转机械的故障诊断提供了有价值的参考。未来工作将进一步优化算法在复杂工况下的鲁棒性,并探索该方法在更多工业场景中的应用潜力。

参考文献:

- [1] 李政宇,李练兵,芮莹莹.基于改进遗传算法优化自联想神经网络的风机故障诊断[J].计算机应用与软件,2022,39(06):297-302+328.
- [2] 王军龙,杨欢红,沈森,等.基于时频域特征提取和Attention-DNN的光伏功率区间预测[J].计算机仿真,2025,42(05):468-474.
- [3] 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(07):56-62.
- [4] 赵平,赵健,吴姗,等.多变量相关性Gentle Adaboost的风机叶片覆冰故障诊断[J].控制工程,2024,31(06):1107-1113.
- [5] 罗煜权,刘明鹏,陈姝文,等.基于深度神经网络的充电负荷预测及优化调度模型[J].电子设计工程,2025,33(08):92-95.
- [6] 陈闻鹤,程龙生,常志朋,等.改进BiLSTM-GRU-DMD的风机叶片结冰故障检测与状态评估模型[J].工业工程与管理,2023,28(05):108-118.
- [7] 李敬兆,王克定,王国锋,等.基于DBN和BES-LSSVM的矿用压风机异常状态识别方法[J].流体机械,2024,52(03):89-97.
- [8] 蒋佳炜,胡以怀,丁梦豪,等.基于相对混浊度特征选择的船舶风机智能状态监测与故障诊断[J].上海海事大学学报,2023,44(01):88-94.
- [9] 蒲米世行,丁浩,杨孟,等.基于卷积神经网络的隧道风机健康状态诊断研究[J].机电工程,2023,40(07):1121-1129.

- [10] 张玉彦,张永奇,孙春亚,等.不平衡样本下基于生成式对抗网络的风机叶片开裂状态识别[J].计算机集成制造系统,2023,29(02):532-543.
- [11] 崔巍,孟国营,万星炜.基于迁移学习的矿用主扇风机滚动轴承故障诊断方法[J].煤炭科学技术,2024,52(S1):280-287.
- [12] 张家安,邓强,马增强,等.基于IMHSA-MSCNN-BiLSTM的风机轴承故障诊断[J].电子测量技术,2024,47(07):170-176.
- [13] 刘森,刘美,韩惠子,等.基于GADF与SAM-LCNN机制的石化离心风机轴承故障诊断方法[J].机电工程,2025,42(01):72-81.
- [14] 吴海涵,李俊妮,王维佳,等.基于声纹识别技术的变压器异常状态自动诊断方法[J].中国测试,2024,50(S1):31-37.
- [15] 唐贵基,孙军科,王晓龙,等.基于改进SSD-Teager时频分析的引风机转子故障诊断方法[J].电力自动化设备,2022,42(03):121-127+167.
- [16] 冀肖彤,江克证,姚雅涵,等.计及风机运行状态差异的风电场频率协同支撑控制[J].电力自动化设备,2024,44(03):98-104.
- [17] 杨晓峰,方逸航,赵鹏臻,等.基于K-means和BPNN的风机状态识别[J].中国电力,2023,56(06):158-166+175.
- [18] 魏玮,吕游,齐欣宇,等.基于CNN-LSTM-AM动态集成模型的电站风机状态预测方法[J].仪器仪表学报,2023,44(04):19-27.
- [19] 王中冠,刘嘉琛,郭力,等.基于状态空间映射的模型不完备风电场调频能力在线评估方法[J].中国电机工程学报,2023,43(03):927-939.
- [20] 朱茂林,刘灏,毕天姝.基于可观性分析和多步预报CKF的双馈风机动态状态估计[J].电力系统自动化,2023,47(03):49-58.
- [21] 李敬兆,王克定,王国锋,等.基于DBN和BES-LSSVM的矿用压风机异常状态识别方法[J].流体机械,2024,52(03):89-97.
- [22] 李东东,张先明,姚寅,等.考虑风速时空分布及机组运行状态差异的风电场有效惯量估计[J].电力建设,2024,45(01):112-124.
- [23] 王鹏,邓祥力,汪凯琳.考虑风机及光伏机组三状态的微电网混合储能双层容量配置模型[J].现代电力,2023,40(03):323-331.
- [24] 黄中华,刘喆,谢雅.海上风机多桩式支撑结构动力学特性[J].机械制造与自动化,2023,52(02):15-18+34.
- [25] 田哲,郭子康,章杞龙,等.基于ABC-BP神经网络的海上风机碰撞损伤识别[J].船舶工程,2024,46(10):135-141.
- [26] 张良,何山,艾纯玉.基于Sine-SSA-BP神经网络模型的风机叶根载荷预测[J].可再生能源,2023,41(10):1322-1328.

欢迎投稿！ 欢迎订阅！ 欢迎刊登广告！

国内邮发代号:52-49 国际发行代号:BM529 定价:18.00元/期 108.00元/年
地址:西安市高新区沣惠南路8号 邮编:710075 电话:029-81871277
网址:<http://yb-zdh.shaangu-group.com> 电子邮箱:gyybbjb@126.com