

DOI:10.20033/j.1003-7241.(2026)04-0083-05

# 基于随机森林的智慧电厂锅炉给水泵振动异常快速辨识

李仁刚, 朱洪伟, 王立勇, 黄永丰

(国网能源新疆准东煤电有限公司, 新疆 昌吉 831800)

**摘要:**针对电厂锅炉给水泵因设备老化、运行环境复杂等因素导致振动信号噪声高、特征模糊,进而使现有快速辨识方法精度低、实时性差的问题,提出一种更高性能的振动异常信号智能辨识方法。该方法首先通过滤波与模态分解技术对原始振动信号进行预处理,有效分离并抑制噪声;进而利用随机森林算法对提取的时频域多维特征进行重要性评估与筛选,构建出能够表征异常状态的关键特征子集;最后,通过计算关键特征的熵值并与阈值比较,实现异常信号的快速判定。为验证所提方法性能,在某600 MW智慧电厂进行了实地测试,采集了为期24 h的给水泵振动数据。与现有2种方法对比,实验结果显示,所提方法在10组数据集上的平均误检率低于1%(最低0.22%),且平均辨识时间仅需4.8 ms,在辨识精度与速度上均显著优于对比方法。所提基于随机森林的方法能够快速、准确地辨识锅炉给水泵的振动异常,为智慧电厂实现设备预测性维护、保障安全稳定运行提供了有效的技术手段。

**关键词:**随机森林;智慧电厂;锅炉给水泵;振动异常;特征选择;信号辨识

中图分类号: TP277.3; TP18

文献标志码: A

文章编号: 1003-7241(2026)04-0083-05

## Rapid identification of vibration anomalies in boiler feedwater pumps for smart power plants based on random forest

LI Rengang, ZHU Hongwei, WANG Liyong, HUANG Yongfeng

(State Grid Energy Xinjiang Zhundong Coal and Power Co., Ltd., Changji 831800, Xinjiang, China)

**Abstract:** Addressing the issues of high vibration signal noise and ambiguous features in boiler feedwater pumps in power plants, which are caused by factors such as equipment aging and complex operating environments, leading to low accuracy and poor real-time performance of existing rapid identification methods, this paper aims to propose a higher-performance intelligent identification method for vibration abnormal signals. The method first preprocesses the original vibration signals through filtering and modal decomposition techniques to effectively separate and suppress noise. Then, it utilizes the random forest algorithm to evaluate and filter the importance of the extracted multi-dimensional features in the time-frequency domain, constructing a key feature subset that can characterize abnormal states. Finally, by calculating the entropy value of the key features and comparing it with a threshold, rapid determination of abnormal signals is achieved. To verify the performance of the method, field tests were conducted in a 600 MW smart power plant, collecting vibration data from the feedwater pump for a period of 24 hours. The experiments compared the proposed method with two existing methods. The results showed that the average false detection rate of the proposed method on ten datasets was less than 1% (with a minimum of 0.22%), and the average identification time was only 4.8 milliseconds, significantly outperforming the comparative methods in both identification accuracy and speed. The conclusion indicates that the proposed random forest-based method can quickly and accurately identify vibration abnormalities in boiler feedwater pumps, providing an effective technical means for smart power plants to achieve predictive maintenance of equipment and ensure safe and stable operation.

**Keywords:** random forest; smart power plant; boiler feed pump; vibration anomaly; feature selection; signal identification

在智慧电厂运营管理中,锅炉给水泵的稳定性对安全生产与经济效益至关重要。然而,受设备老化和复杂运行环境影响,振动异常成为常见且影响重大的故障。现有快速辨识方法因特征提取不足,辨识能力受限,需进一步改进。

因此,在上述背景下,不少学者对此展开了研究,并对自己提出的观点进行阐述。文献[1]建立了超长轴系纵-扭转耦合振动模型,分析轴系固有特性,并评估其与主机转

速的匹配度。若匹配度低于阈值,则判定轴系振动异常,需采取相应措施确保稳定运行。但该辨识方法耗时较长,实时性有待提高。文献[2]提出了基于电力物联感知的配电设备监测信号压缩感知及异常识别算法,该算法通过动态阈值的原子自适应奇异值分解,在离线阶段优化稀疏字典,确保重构精度。但该方法在线阶段对异常信号的压缩重构计算复杂度较高,一定程度上限制了算法的实时性

收稿日期:2024-11-27;录用日期:2024-12-08

基金项目:新疆维吾尔自治区自然科学基金资助项目(2021D02B012)

作者简介:李仁刚(1984—),男,高级工程师,研究方向:热工程控保护、自动协调控制、火电厂智能化建设应用。

引用本文:李仁刚,朱洪伟,王立勇,等.基于随机森林的智慧电厂锅炉给水泵振动异常快速辨识[J].自动化技术与应用,2026,45(4):83-86,115.  
(LI Rengang, ZHU Hongwei, WANG Liyong, et al. Rapid identification of vibration anomalies in boiler feedwater pumps for smart power plants based on random forest[J]. Techniques of Automation and Applications, 2026,45(4):83-86,115.)

能。文献[3]采用高精度传感器采集汽车发电机组振动数据,经预处理后提取时频特征,构建异常振动辨识模型。此模型虽能辨识发电机异常振动,但对于发动机以外的异常振动类型的辨识不足,导致辨识结果不全面。文献[4]采用基于振动信号功率谱密度与支持向量机结合的方法诊断柴油机气阀间隙异常。该法通过滑动平均滤波处理振动信号功率,计算标准化功率谱特征,再利用支持向量机分类。但特征提取过程易受噪声干扰,且支持向量机参数选择影响诊断准确性,导致诊断结果存在误差。

为了解决上述方法中存在的问题,本文设计了基于随机森林的智慧电厂锅炉给水泵振动异常信号快速辨识方法。

## 1 方法设计

### 1.1 锅炉给水泵振动分解

在获取智慧电厂锅炉给水泵振动信号的过程中,需要先在既定的合适位置安装高精度振动传感器,并借助前置器、监视器等硬件设备,帮助采集智慧电厂锅炉水泵振动信号<sup>[5]</sup>。其具体的信号获取过程如图1所示。

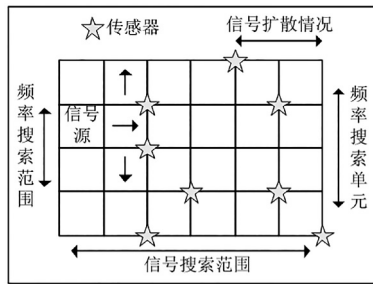


图1 智慧电厂锅炉给水泵振动信号获取过程

Fig. 1 Acquisition process of vibration signals from boiler feedwater pumps in smart power plants

如图1所示,在上述位置安装相应的传感器,确保传感器能够全面获取智慧电厂锅炉给水泵的振动信号。将上述获取的信号作为基础,先对其进行滤波处理,去除给水泵振动信号中的噪声<sup>[6]</sup>。其具体计算公式为

$$\begin{cases} B_i = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n m_i \cdot \frac{f_i}{k_i} \cdot g(x) \\ D(x) = \frac{B_i \cdot d(x)}{p_z} \cdot p_m \end{cases} \quad (1)$$

式中,  $B_i$  表示滤波器,  $n$  表示振动信号的数量,  $m_i$  表示振动信号的属性值,  $f_i$  表示振动信号的序列值,  $k_i$  表示振动信号的常量值,  $g(x)$  表示滤波函数,  $D(x)$  表示滤波处理后的振动信号,  $d(x)$  表示原始的振动信号,  $p_z$  表示振动信号的归一化参数,  $p_m$  表示振动信号滤波基准值。

根据上述对振动信号的处理,提高振动信号的质量,为更好地分析振动信号的特性,对振动信号进行分解处理<sup>[7]</sup>。其具体分解过程为

$$\begin{cases} Q_j(x) = F_j(x) \cdot D(x) \\ F_j(x) = \sum_{i=1}^{n-1} f(x) \cdot e^{-i2\pi k} \end{cases} \quad (2)$$

式中,  $Q_j(x)$  表示分解后的振动信号模量,  $F_j(x)$  表示用于信号分解的傅里叶函数,  $f(x)$  表示振动信号的频率分量函数,  $j$  表示指数参数,  $p_i$  表示分解系数,  $k$  表示信号的模态基准值,  $n$  表示振动分解后的模态数量。

基于上述两个公式,完成对振动信号的分解处理,将其振动信号中的干扰因素分离出去,为后续提取振动信号特征奠定基础<sup>[8]</sup>。至此,智慧电厂锅炉给水泵振动信号分解的设计完成。

### 1.2 给水泵振动信号特征选择

基于上述分解的给水泵振动信号,先对其进行重构处理<sup>[9]</sup>。其具体的重构结果为

$$P(x) = \sum_{j=1}^m \kappa_j \cdot Q_j(x) \quad (3)$$

式中,  $P(x)$  表示重构的给水泵振动信号,  $\kappa_j$  表示给水泵振动信号的重构参数。

在上述基础上,利用随机森林算法,提取出振动信号的特征,并从中筛选出与给水泵振动信号异常相关的特征<sup>[10]</sup>。随机森林算法作为机器学习算法的一种,能够利用多棵决策树,分析提取特征的重要性,从而筛选出更为关键的信号特征<sup>[11]</sup>。其特征提取的具体过程为

$$\begin{cases} E_c = \sum E_i \\ P_c = \frac{1}{W \cdot S^2(w)} \end{cases} \quad (4)$$

式中,  $E_c$  表示提取的给水泵振动信号的能量特征,  $E_i$  表示单个序列的给水泵振动信号能量值,  $P_c$  表示给水泵振动信号的功率谱特征,  $W$  表示给水泵振动信号在频域的采样数,  $S(w)$  表示给水泵振动信号的功率谱变化程度。

基于上述两个公式,提取出给水泵振动信号的多个特征,以此为基础,利用随机森林算法,分析其重要性,对其进行特征选择<sup>[12-13]</sup>。其具体过程如图2所示。

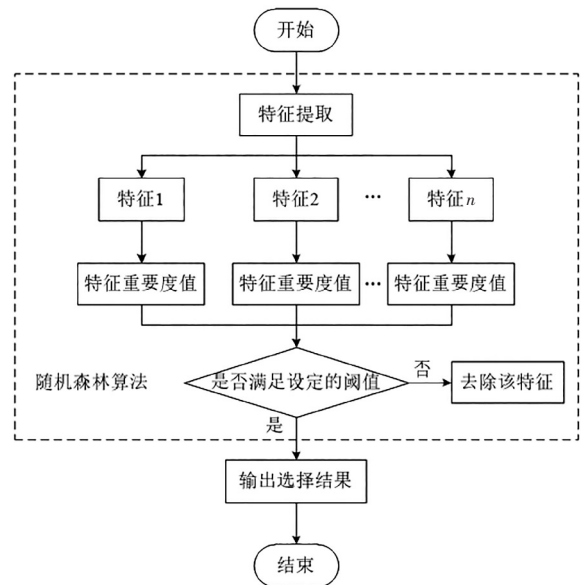


图2 基于随机森林的给水泵振动信号特征选择的具体过程

Fig. 2 Specific process of feature selection for vibration signals of feedwater pumps based on random forest

如图 2 所示,将上述提取的特征作为基础,分别计算不同特征的重要度值,并将不同特征的计算结果与设定的阈值进行对比,若计算重要度值超过设定的阈值,则当前特征为关键特征,反之则为非关键特征,并将该非关键特征从特征集中去除<sup>[14]</sup>。

在上述过程中,特征重要度值的计算公式为

$$F_z = 1 - \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k [g(x_i) \oplus y_i \cdot P(i)] \quad (5)$$

式中,  $F_z$  表示计算出的给水泵振动信号特征的重要度值,  $k$  表示振动信号特征的数量,  $g(x_i)$  表示振动信号特征属性值,  $y_i$  表示振动信号特征适应度值。

基于上述公式,实现对振动信号特征的选择,以此为基础,为后续辨识出相应的振动异常信号奠定基础<sup>[15]</sup>。至此,基于随机森林的给水泵振动信号特征选择的设计完成。

### 1.3 锅炉振动异常信号快速辨识

在上述设计的基础上,实现对电厂锅炉振动异常信号的快速辨识。在辨识过程中,需要先计算上述筛选出特征的特征熵值。其具体计算过程为

$$\begin{cases} S_k = - \sum (p(x) \cdot \log p(x)) \\ p(x) = c \cdot \frac{\delta_1 \cdot E_c + \delta_2 \cdot P_c}{|P(x)|} \end{cases} \quad (6)$$

在上述公式中,  $S_k$  表示计算的特征熵值,  $p(x)$  表示特征概率密度函数,  $c$  表示特征的属性参数,  $\delta_1, \delta_2$  分别表示不同特征对应的相关系数。

基于上述计算公式,计算出相应的特征熵值。将该数值与设定的特征阈值进行对比,若熵值高于设定的阈值,则当前特征为异常特征,反之则为正常特征。振动信号的特征若为异常特征,则其信号为振动异常信号,需要采取相应的措施对其进行对比,反之则为正常信号<sup>[16]</sup>。至此,基于随机森林算法的智慧电厂锅炉给水泵振动异常信号快速辨识方法的设计完成。

## 2 实验测试

基于上述方法设计,进行实验验证。实验中,将本文设计的辨识方法作为方法 1,文献[2]中的辨识方法作为方法 2,文献[3]中的辨识方法作为方法 3。为对比上述 3 种方法在实际应用中的性能,设计了对比实验。

### 2.1 实验准备

为验证本文设计的方法在实际应用中的效果,以某智慧电厂为研究对象,该智慧电厂位于某城市郊区,锅炉效率为 92%,发电机组容量为 600 MW,汽轮机热耗率为 7 500 kJ/kWh,冷却水温度为 25 °C,烟气排放温度为 130 °C,为城市的正常运行做出巨大贡献。在该智慧电厂中,锅炉给水泵是极为关键,既能保证锅炉的正常运行和水循环,又能保证电厂的运行安全。该电厂中锅炉给水泵的具体分布如图 3 所示。在如图 3 所示的位置安装多个传感器,由此实时采集锅炉给水泵的振动信号。实验中,设定的实验参数具体如表 1 所示。



图 3 某智慧电厂的锅炉给水泵分布情况

Fig. 3 Distribution of boiler feedwater pumps in a smart power plant

表 1 实验参数

Tab. 1 Experimental parameters

实验参数	参数设置
算法参数决策树的数量	100
算法参数最大深度	20
算法参数最小样本分割	5
算法参数最小叶子节点数	1
传感器采样频率	10 Hz
传感器采样精度	±2%
采样时间	24 h
采样周期	10 s
特征重要性值	0.67
特征阈值	0.72

如表 1 所示,按照上述实验参数,展开实验测试。实验中,利用传感器采集大量的给水泵振动信号,并将采集到的信号进行汇总。利用本文设计的方法对上述采集的给水泵振动信号进行分解。其分解后的给水泵振动信号如图 4 所示。

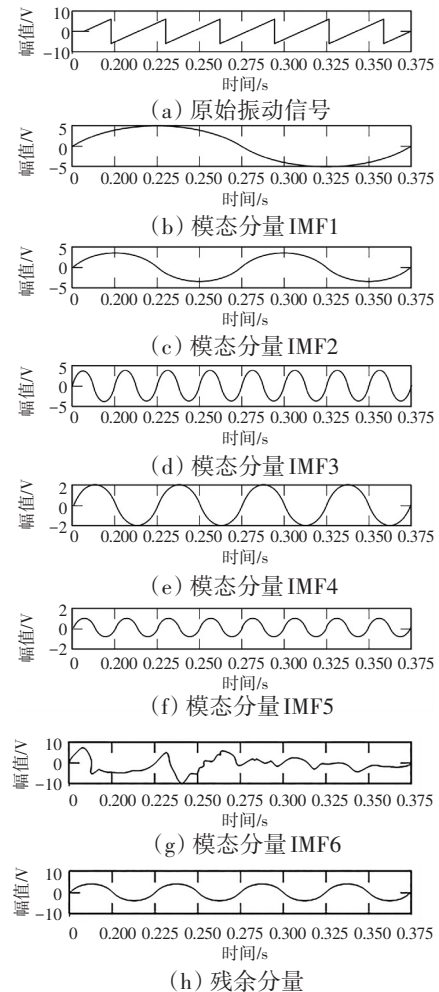


图 4 分解后的给水泵振动信号

Fig. 4 Decomposed vibration signal of feed pump

如图4所示,将采集到的给水泵振动信号进行分解后,将其中的噪声信号去除,由此,提高振动信号的质量。

在后续实验中,去除振动信号中的噪声,并将振动信号进行重构,将重构后的振动信号作为基础,从中提取出相应的振动信号特征,再从中筛选出与振动异常相关度较高的特征,由此实现对振动异常信号的辨识。

将本文设计的方法辨识结果与其余两种方法的辨识结果进行对比,验证本文设计的方法的性能。其具体辨识结果如下。

## 2.2 实验结果讨论

实验中,利用3种方法对上述给水泵振动信号异常进行辨识,统计其辨识结果。其3种方法的辨识结果如图5所示。

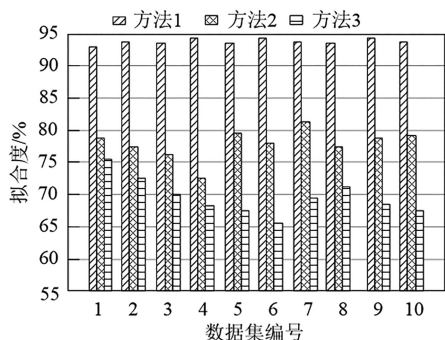


图5 3种方法的辨识结果

Fig. 5 Identification results of three methods

如5图所示,方法1的辨识结果与实际结果的拟合度较高,说明其能准确辨识出相应的振动异常信号。方法2和方法3的拟合度较低,说明其辨识结果与实际结果存在较大差距。由此可见,本文设计的方法在实际应用中辨识精度较高。

为进一步验证上述3种方法在实际应用中的效果,以方法的误检率为评价指标,对比3种方法的辨识性能。实验中,利用3种方法对采集的多组数据进行辨识,统计其辨识结果的误检率。其具体统计结果如表2所示。

表2 3种方法的误检率

Tab. 2 False detection rates of three methods

数据集编号	误检率/%		
	方法1	方法2	方法3
1	0.22	5.69	12.36
2	0.45	6.33	14.25
3	0.68	7.12	12.11
4	0.72	6.59	13.25
5	0.95	7.02	14.25
6	0.85	8.23	13.26
7	0.67	8.48	14.25
8	0.71	9.02	13.78
9	0.88	7.89	14.12
10	0.45	7.65	15.03

如表2所示,在对给水泵振动异常信号进行辨识时,方法1的误检率较低,说明其能够准确辨识出相应振动异常信号。方法2和方法3的误检率较高,说明其在辨识过程中,由于分类标准设置得不够精准,导致方法将正常振动信号辨识成异常振动信号。由此可见,方法1的辨识精度较高。

为了验证3种方法的实时性,分别使用3种方法对预处理后的数据进行实时辨识,记录每种方法从开始处理数据到输出结果所需的时间,以此作为实时性的评价指标。得到的具体的统计结果如表3所示。

表3 3种方法的辨识时间

Tab. 3 Identification time of three methods

数据集编号	辨识时间/ms		
	方法1	方法2	方法3
1	4.2	7.5	15.8
2	5.5	7.7	17.2
3	4.8	8.1	16.9
4	4.2	9.0	17.5
5	3.9	8.2	18.1
6	4.7	8.5	19.3
7	5.5	7.9	17.8
8	5.3	8.7	19.0
9	5.1	8.5	18.5
10	4.7	9.2	17.6

根据表3得到的实验结果可知,方法1在辨识时间上具有更加显著的优势。具体而言,方法1的平均辨识时间仅为4.8 ms,远低于方法2的8.4 ms和方法3的17.6 ms。这一趋势表明,基于随机森林的方法1在处理锅炉给水泵振动信号时,能够更快速地输出辨识结果,从而满足智慧电厂对实时性的高要求。此外,在数据集1~10的连续测试中,方法1的辨识时间保持相对稳定,进一步验证了其在实际应用中的可靠性和稳定性。

## 3 结论

本研究通过引入随机森林算法,该方法能够实时分析并识别振动异常信号,为电厂工作人员提供及时的预警和故障定位,从而降低了设备故障的风险,确保了电厂的稳定运行。此外,本研究通过这种智能辨识,可以及时发现设备的潜在问题,进而采取有效措施进行预防和维修,大大降低了设备故障的风险。这不仅有助于延长设备的使用寿命,还能避免因突发故障而导致的生产中断,从而保障了电厂的稳定供电。该方法不仅提高了电厂的运营效率,还降低了人力成本,增强了电厂的整体竞争力。

## 参考文献

- [1] 余志良,倪世威,张奇英,等. 车用滚装船舶系振动异常诊断与治疗[J]. 船舶工程, 2023, 45(9):95-103, 165.
- [2] 王艳,李煜,赵洪山,等. 配电设备监测信号的压缩感知与设备异常识别[J]. 高电压技术, 2022, 48(1):11-19.
- [3] 刘双白,吴昕,李玉宝,等. 350 MW 超临界汽轮发电机组异常振动诊断[J]. 节能技术, 2021, 39(3):237-241, 250.
- [4] 聂浩森,车驰东. 基于振动信号 PSD-SVM 方法的不定负荷下柴油机气阀间隙异常故障诊断[J]. 振动与冲击, 2024, 43(2):299-305.
- [5] 侯修群,蒋庆磊,包彬彬,等. 基于相关系数的核电主泵振动异常定位方法研究[J]. 核科学与工程, 2021, 41(5):920-928.
- [6] 杨宇欣,张鹏飞,李宝聚,等. 基于改进型支持向量机的目标微弱磁异常信号检测方法研究[J]. 现代雷达, 2023, 45(12):62-68.
- [7] 庄小亮,李乾坤,秦秉东,等. 基于 MFCC 和随机森林的 GIS 动作声纹特征辨识和操作机构异常分类[J]. 电机与控制应用, 2024, 51(3):10-20.

(下转第115页)