

DOI: 10.20040/j.cnki.1000-7709.2025.20241576

基于引力搜索优化的多重分形算法在水电机组振动中的应用

裘雨音¹, 钱建国¹, 章晓诺¹, 陈冰恽²

(1. 国网浙江省电力有限公司, 浙江 杭州 310015; 2. 浙江华云信息科技有限公司, 浙江 杭州 310000)

摘要: 为了提高水电机组的故障诊断效率与精准度, 研究利用多重分形去趋势波动分析算法, 结合概率神经网络, 构建了一个水电机组振动信号特征提取与识别模型, 并利用二进制引力搜索算法对其参数进行优化。结果显示, 经过二进制引力搜索算法优化后, 研究设计的特征提取与识别分类模型的分类识别准确率可提升至99%, 同时将信号处理时间降至1.3 s左右。研究设计的水电机组振动信号特征提取与识别模型可显著区分水电机组的正常工作状态与故障工作状态, 实现利用振动信号特征对水电机组故障进行诊断的目的。

关键词: 引力搜索; 多重分形; 水电机组; 特征提取; 振动信号

中图分类号: TV734.2⁺1

文献标志码: A

文章编号: 1000-7709(2025)09-0179-04

1 引言

水电作为一种清洁、可再生的能源, 在世界能源结构中占有重要地位。然而, 水电机组在运行过程中产生的振动问题一直是影响其安全稳定运行的关键因素^[1]。振动不仅会导致机组效率下降, 还可能引发结构损坏, 甚至造成严重的安全事故^[2]。传统的水电机组振动分析方法, 如频谱分析和时域分析, 虽然在一定程度上能够识别和处理振动问题, 但它们往往难以适应复杂多变的工作环境和非线性特性^[3]。随着计算技术的发展, 基于优化算法的智能分析方法逐渐成为研究热点。为提高水电机组振动信号的特征识别与提取, 本文提出利用多重分形去趋势分析算法结合PNN网络, 对水电机组的振动信号进行特征提取与识别分类, 并利用二进制引力搜索算法对MFDFA-PNN模型进行参数优化。模型测试结果验证了模型的可行性。

2 水电机组信号特征提取与识别

2.1 基于MFDFA提取和识别的水电机组的信号特征

水电机组系统较为复杂, 受水力波动和机械运行等多种因素的影响, 其振动信号展现出显著的

非平稳性和非线性特征, 这极大地增加了有效信号特征提取的难度^[4]。为保障水电机组运行的安全可靠, 应进一步加强对其振动信号特征的精准识别。分形理论在信号特征提取和识别方面有着重要作用, 分为单重分形和多重分形。单重分形广泛应用于图形和信号处理等多个领域, 主要通过多种分形维数的信号特征进行提取, 其中盒维数也被称为闵可夫斯基-布尔甘维数, 基于覆盖集合所需的超立方体的数量与盒子尺寸的关系来计算, 具体的计算方法为:

$$D_B = \lim_{\delta \rightarrow 0} \frac{\ln[\min_{\delta}(C)]}{\ln(1/\delta)} \quad (1)$$

式中, D_B 、 C 、 δ 、 $\min_{\delta}(C)$ 分别为盒维数、有界集合 C 、超立方体边长、边长为 δ 的超立方体个数的最小值。

进一步对盒维数进行推导得到信息维数, 先计算出超立方体的概率之和, 再根据香农熵信息论得到信息熵值, 最后得出信息维数 (D_1), 信息维数用于描述和量化复杂结构的维度特性, 其具体的计算方法为:

$$\begin{cases} I(\delta) = - \sum_{i=1}^N P_i(\delta) \ln P_i(\delta) \\ D_1 = \lim_{\delta \rightarrow 0} \left\{ \frac{1}{\ln(\delta)} \sum_{i=1}^N P_i(\delta) \ln P_i(\delta) \right\} \end{cases} \quad (2)$$

式中, $I(\delta)$ 、 D_1 分别为信息熵的值和信息维数的值; $P_i(\delta)$ 为超立方体概率。

收稿日期: 2024-08-22, 修回日期: 2024-11-26

作者简介: 裘雨音(1988-), 女, 高级工程师, 研究方向为调度自动化系统运维管理, E-mail: hyiop0218@163.com

除了盒维数和信息维数,常用的还有关联维数,也称相关维,用于描述系统动态复杂性的量度,首先定义该函数为 $C(\delta)$,其具体计算方法为:

$$C(\delta) = \frac{1}{B(B-1)} \sum_{a=1, a \neq b}^B [H(\delta - \|x_a - x_b\|)] \quad (3)$$

式中, B 、 $\|x_a - x_b\|$ 分别为集合 X 中元素个数、元素 x_a 与元素 x_b 的距离; H 为单位阶跃函数。

基于此计算关联维数,其具体计算方法为:

$$D_C = \lim_{\delta \rightarrow 0} \frac{\ln[C(\delta)]}{\ln(\delta)} \quad (4)$$

式中, D_C 为关联维数。

多重分形算法是在单重分形的基础上优化得来,是处理多重分形数据的常见技术。多重分形去趋势波动分析技术相较于其他多重分形算法具有计算简单、独立性强以及算法灵活等特点^[5]。研究基于多重分形去趋势分析技术对水电机组的振动信号进行提取分析,进而得到信号样本的多重分形谱图,具体流程见图 1。

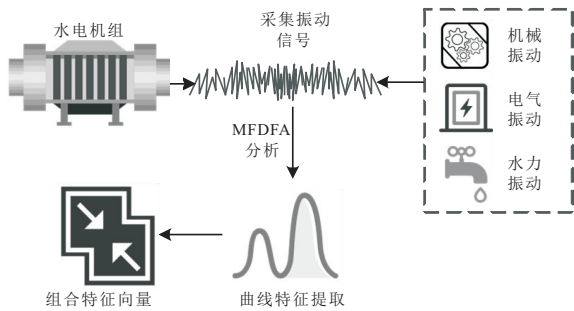


图 1 MF DFA 提取水电机组振动特征流程

Fig. 1 MF DFA extracts the vibration characteristic process of the hydropower unit

由图 1 可知,原始信号在经过 MF DFA 分析后得到信号曲线,将其曲线特征转换为组合向量,即得到处理后的信号特征向量。MF DFA 的具体计算过程如下。

假设时间序列 X_k 的长度为 A ,且 $k = 1, 2, \dots, r, \dots, A$,首先计算 X_k 的平均值 \bar{X} 和累计离差 $Y(r)$,具体计算方法为:

$$\begin{cases} \bar{X} = \frac{1}{A} \sum_{k=1}^N X_k \\ Y(r) = \sum_{r=1}^r [X_k - \bar{X}] \quad r \in [1, A] \end{cases} \quad (5)$$

然后将累计离差 $Y(r)$ 按固定距离 z 平均划分为 $A_{(S)}$ 个子序列,当信号序列难以直接完全分解时,采用逆向方法将其分为 $2A_{(S)}$ 个子序列,以确保信息完整无遗漏。确定累积离差后,还需要计算其序列方差,具体计算方法为:

$$\begin{cases} F^2(k, z) \equiv \frac{1}{z} \sum_{j=1}^k \{Y[(k-1)z + j] - y_k(j)\}^2 \\ F^2(k, z) \equiv \frac{1}{z} \sum_{j=1}^k \{Y[A - (k - A_s)z + j] - y_k(j)\}^2 \quad k = A_s + 1, A_s + 2, \dots, 2A_s \end{cases} \quad (6)$$

式中, $F^2(k, z)$ 为第 k 个子序列在尺度 S 下的波动函数; $y_k(j)$ 为子序列拟合所用的函数。

进一步取式(6)方差平均值对 Q 阶波动函数进行求解,并判断 z 与 Q 是否存在幂律关系。根据勒让德变换计算 X_k 的奇异性指数和多重分形谱,其具体计算方法为:

$$\begin{cases} \alpha = \text{Hurst}(Q) + Q \text{Hurst}'(Q) \\ \text{SE}(Q) = Q \text{Hurst}(Q) - 1 \\ f(\alpha) = Q\alpha - \text{SE}(Q) = Q[\alpha - \text{Hurst}(Q)] + 1 \end{cases} \quad (7)$$

式中, $\text{Hurst}(Q)$ 、 $\text{SE}(Q)$ 、 α 、 $f(\alpha)$ 分别为广义 Hurst 指数、标度指数、奇异性指数和多重分形谱。

然后根据 $f(\alpha)-\alpha$ 得到多重分形谱图,根据其形态特征对振动信号的强弱,奇异性 and 随机性进行分析。分类器算法的选择直接影响水电机信号特征识别的准确性,错误判断可能影响电站决策与安全^[6]。研究选择的分类器为概率神经网络(PNN),属于前馈型神经网络,该分类器具有稳定、操作简单和收敛速度快等特点^[7]。

2.2 基于二进制引力搜索算法结合 MF DFA 优化水电机组信号特征识别

鉴于水电机组信号分析具有高度复杂性和多样性,而 PNN 分类器存在内存消耗大和计算复杂度高等问题,限制了分析效率与结果的进一步优化。为克服这一问题,将 PNN 与二进制引力搜索算法相结合。二进制引力搜索算法是一种源于万有引力定律和牛顿第二定律的启发式优化算法,具有鲁棒性强、算法简单和计算效率高的特点,与 PNN 分类器的结合不仅有助于减少内存占用,还能显著提升计算效率,加速优化进程,二进制引力搜索算法具体流程及原理见图 2。

由图 2 可知,二进制引力搜索算法主要分为六个步骤,分别为算法初始化;计算粒子的函数值;更新粒子速度和位置;判断是否达到最大迭代次数和输出最优目标函数值。其中算法初始化具有奠定算法基础、引导搜索方向和提升算法性能等作用,其处理对象包括算法的基本参数、每个粒子的初始位置以及每个粒子的初始质量,而粒子初始质量的计算方法为:

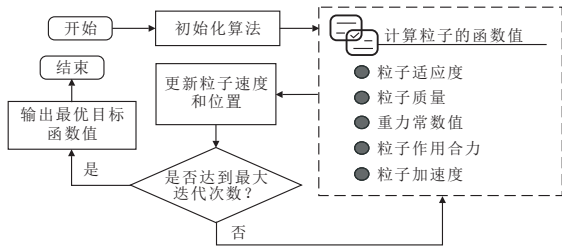


图 2 二进制引力搜索算法流程及原理图

Fig. 2 Binary gravity search algorithm flow and principle diagram

$$\begin{cases} M_i(t) = n_i(t) / \sum_{b=1}^N n_b(t) \\ n_i(t) = [f_i(t) - W_i(t)] / [B_i(t) - W_i(t)] \end{cases} \quad (8)$$

式中, t 、 $M_i(t)$ 、 $f_i(t)$ 、 $W_i(t)$ 、 $B_i(t)$ 、 $n_i(t)$ 分别为当前时间、粒子 X_i 在 t 时的质量、粒子 X_i 在 t 时的适应度、粒子 X_i 在 t 时的最优适应度、粒子 X_i 在 t 时的最差适应度、粒子 X_i 在 t 时的最差适应度及最优及最差适应度之比。

计算粒子的函数值时有利于评估解的质量和优化算法性能等,具体函数值包括粒子适应度、粒子质量、重力常数、粒子作用合力和粒子加速度等,其中 t 时粒子 X_i 和 X_i 在 n 维上的作用力 $F_{ab}^n(t)$ 的计算方法为:

$$F_{ab}^n(t) = G(t) \frac{M_a(t)M_b(t)}{D_{ab}(t) + \beta} [x_n^b(t)x_n^a(t)] \quad (9)$$

式中, $G(t)$ 、 $D_{ab}(t)$ 、 β 分别为在 t 时的重力常数、粒子 X_a 、 X_b 的欧氏距离以及一个小于欧氏距离的常数。

$F_{ab}^n(t)$ 有利于判断粒子的运动方向,能加速搜索过程和反应搜索动态,其具体计算方法为:

$$F_i^n(t) = \sum_{b \in j_B, b \neq i} R_b F_{ib}^n(t) \quad (10)$$

式中, $F_i^n(t)$ 、 R_b 、 j_B 分别为粒子作用合力、一个 0~1 的随机常量、适应度最优的 j 个粒子。

粒子加速度能体现粒子在搜索时的运动状态,适宜的计算方式可以加快算法的收敛速度,同时避免过早收敛和陷入局部最优解的问题。粒子更新位置计算是迭代计算和优化算法的核心步骤之一,具有平衡全局搜索和局部搜索的作用,能实时反映搜索过程的动态变化。粒子加速度 $a_i^d(t)$ 和粒子更新位置的计算方法为:

$$\begin{cases} a_i^n(t) = F_i^n(t) / M_i(t) \\ v_i^n(t+1) = R_i v_i^n(t) + a_i^n(t) \quad R_i \in [0, 1] \\ x_i^n(t+1) = x_i^n(t) + v_i^n(t+1) \end{cases} \quad (11)$$

式中, $a_i^d(t)$ 为根据加速度定律转换得到; $v_i^n(t+1)$ 、 $x_i^n(t+1)$ 分别为粒子 X_i 更新后的速度和位置。

MFDFA、二进制引力搜索算法和 PNN 相结合可能有利于提高复杂信号特性的适应性和分类识别的准确性,故基于 MFDFA 和二进制引力搜索算法优化 PNN 以识别水电机组的振动信号状态,具体识别信号状态的具体流程及原理见图 3。

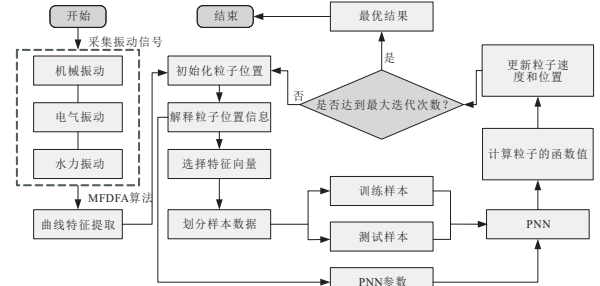


图 3 水电机组的振动信号状态识别流程

Fig. 3 Vibration signal state recognition process for hydroelectric units

由图 3 可知,该过程首先对水电机组中的振动信号进行采集,构建特征向量。接着,利用二进制引力搜索算法对特征向量进行筛选,根据位置信息,实现特征降维,并将降维特征信号分为训练和测试样本。同时选择适宜的 PNN 参数,利用训练集数据进行模型训练,确保其在面对实际振动信号时能够准确分类。然后,采用二进制引力搜索算法计算粒子加速度等动态特征信息,进一步得到更新粒子的速度和位置,并判断算法是否达到最大迭代次数,如果未能达到,则返回解释粒子位置信息步骤,不断优化搜索方向,直至达到最优结果。

3 水电机组信号特征识别模型的性能评估

3.1 试验环境及参数设置

研究构建模型的信号特征使用 MATLAB 进行分析,实验环境配置为 Windows 10 64bit 操作系统,配备 Intel Core i5-13500H 处理器和 32 GB 内存。在对水电机轴承的振动信号识别模型进行训练测试时,使用开放轴承数据库作为核心数据集,该数据集被广泛应用于振动信号分析领域。数据集涵盖了多种故障类型和工况条件下的振动数据,包括内圈、外圈及正常工况下的数据等,为模型的训练与测试提供了丰富资源。试验参数及条件见表 1。

3.2 MFDFA 信号特征识别模型的性能评估

在分类模型计算中,常用的分类器包括 PNN、

表 1 轴承故障实验参数信息

Tab. 1 Experimental parameter information for bearing failure

| 实验参数 | 详细信息 |
|--------------------|------------------------|
| 轴承型号 | SKF6205-2RS |
| 故障类型 | 滚动轴承内圈、外圈 |
| 故障点深度(英寸) | 0.11 |
| 故障点直径(英寸) | 0.007, 0.014, 0.021 |
| 负载条件/hp | 0 hp, 1 hp, 2 hp, 3 hp |
| 转速范围/rpm | 1 730~1 800 |
| 数据采集设备(16 通道数据采集仪) | AMETEK VTI EX1401 |
| 传感器位置 | 轴承、驱动端、风扇端 |
| 实验装置 | 凯斯西储大学轴承实验台 |

支持向量机(SVM)和 K 近邻分类算法(KNN)。研究设置最大迭代次数为 50,采用相同的训练集和测试集分别对 PNN、SVM、KNN 分类器在 MFDFA 模型中识别性能进行分析,3 种分类器分类的准确率结果见图 4。

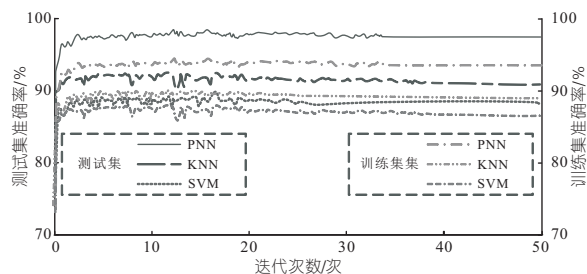


图 4 3 种分类器在测试集和训练集的准确率
Fig. 4 Accuracy of three classifiers in the test and training sets

由图 4 可知,3 种模型在测试集的准确率均略高于训练集,表明模型性能较好,未出现过拟合现象,且 3 种模型在测试集和训练集的准确率均在迭代次数达到 20 次后逐渐趋于平稳。PNN 的准确率均处于较高水平,且当迭代次数为 15 次时准确率高达 97.6%,而 SVM、KNN 的最高准确率分别为 92.1%、89.6%。相较于 SVM、KNN, PNN 的准确率分别提高了 5.5%、8.0%。故以 PNN 作为 MFDFA 的分类器,进一步基于 PNN 对 MFDFA 的分类结果进行分析。集合经验模态分解(EEMD)是一种自适应的时间序列分析方法,是一种强大的信号处理工具,为验证水电机组振动信号特征识别与提取技术对水电机组振动信号的处理效果,以 EEMD 与 MFDFA 分别进行水电机组振动信号的特征识别与提取,并以 PNN 作为分类器进行分类测试。两种水电机组振动信号特征识别与提取方案在 PNN 分类器中的分类结果见图 5。图 5 中状态 1、2、3 分别代表正常状态以及内圈和外圈故障状态。

由图 5 可知,不同分类器的 PNN 分类识别结果存在显著差异,基于 EEMD 的 PNN 分类结果共出现了 7 处样本识别错误,且在外圈故障的

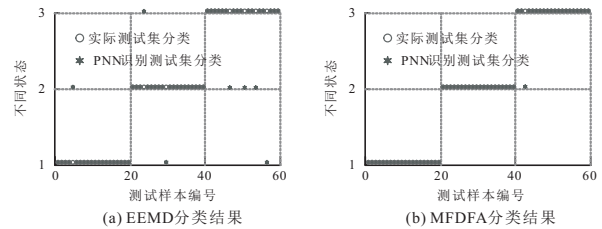


图 5 基于 EEMD 和 MFDFA 的 PNN 分类识别结果
Fig. 5 PNN classification and recognition results based on EEMD and MFDFA

识别上错误率较高,共存在 4 处样本错误,其中 3 处样本被分类为内圈故障,1 处样本被识别为正常状态。而基于 MFDFA 的 PNN 分类结果中仅仅出现一处样本识别错误,即将外圈故障识别为内圈故障,由此可知测试样本被分类成 PNN 模型后,MFDFA 分类结果和实际测试集分类结果相似度高,且能正确识别所有的正常状态和内在故障状态。为了验证二进制引力搜索算法对 PNN 网络参数的优化效果,比较分析优化前后网络对水电机组振动信号提取识别的准确率与效率,结果见图 6。

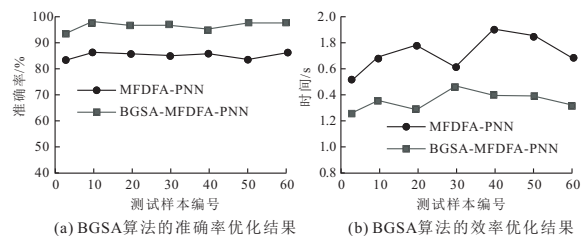


图 6 二进制引力搜索算法对 MFDFA-PNN 模型的优化效果评估

Fig. 6 Evaluation of optimization effect of binary gravity search algorithm on MFDFA-PNN model

由图 6(a)可知,经过二进制引力搜索算法优化后,模型在所有测试样本中的准确率显著上升,最高准确率可达到 99%左右,整体水平维持在 90%以上。由图 6(b)可知,优化后模型对不同振动特征信号的处理时间显著缩短。最高耗时仅 1.4 s 左右,平均耗时约 1.3 s。经过二进制引力搜索算法优化后,MFDFA-PNN 模型可实现高效且精准的水电机组振动信号特征提取与识别工作。

4 结论

设计的水电机组振动信号特征提取与识别模型,可有效区分水电机组正常工作状态与故障状态时的振动信号,并根据信号特征区分故障区域。但该模型在故障识别中仅考虑了内外圈故障,未对故障位置进行精准定位,未来将进一步优化特征识别模型,提高其对故障的定位能力,实现水电机组故障位置的精准定位。

5 结论

通过试验研究与理论计算,对比分析了作为推力轴瓦的巴氏合金瓦与 SK 瓦的运行特性,在相同进油温度条件下,SK 瓦功耗相比巴氏合金要降低 2%,且 SK 瓦体温度要低于巴氏合金 21.4~27.2 °C,油膜温度低 5.7~12.4 °C;而在相同油膜温度条件下,SK 瓦进油温度比巴氏合金的高 15 °C;理论计算结果表明,SK 瓦的瓦基变形、油膜温度均低于巴氏合金的值,但油膜厚度比巴氏合金的高。研究结果为 SK 瓦在水电机组推力轴承上的可行性应用提供了依据。

Comparative Study on Properties of SK Thrust Bearing Pad and Babbitt Alloy Bush for Hydroelectric Generating Sets

WANG Yong-fei, ZHANG Jian, LI Xiao-fei

(CHN Energy Dadu River Repair & Installation Co., Ltd., CHN Energy, Leshan 614900, China)

Abstract: Hydroelectric units generally use Babbitt Alloy with strong friction reduction properties as the bearing bush material. However, due to the bearing bush made by Babbitt Alloy material has lower strength, it can not be used in the need to withstand the larger pressure of large-scale hydropower generating sets. The Steel Kogu (SK) can withstand large loads while having good wear resistance. Therefore, the oil film temperature, bearing bush body temperature and power of SK bearing pad and Babbitt Metal bearing bush are studied comparatively through experiments. The thickness, pressure, maximum temperature of oil film, base deformation and power loss of the two types of bearing bush are studied comparatively by numerical calculation. The results show that at the same oil inlet temperature, the base deformation and maximum oil film temperature of SK bearing bush are lower than that of Babbitt Alloy by 0.06-0.08 mm and 9.6-14.6 °C, respectively, and the oil film thickness of SK bearing bush is higher than that of Babbitt Alloy by 13-15 μm. The SK bearing bush can be used as a potential choice of bearing bush material for large-scale hydroelectric units because of its lower oil film temperature and smaller base deformation during the operating process.

Key words: hydroelectric units; shaft bush; steel Kogu; Babbitt Metal; oil film

(上接第 182 页)

参考文献:

[1] 张雷克, 聂梁, 张金剑, 等. 基于 MRD 优化布置的水轮发电机组碰摩系统振动抑制[J]. 振动与冲击, 2024, 43(13): 1-11.
 [2] 李想, 钱晶, 曾云. 基于 UPEMD 融合 RCMCSE 和 ALWOA-BP 的水电机组故障诊断[J]. 水利学报, 2024, 55(6): 744-755.
 [3] 王淑青, 罗平章, 胡文庆, 等. 基于小波包分解与 CEEMDAN 能量熵的水电机组振动信号特征提取[J]. 水电能源科学, 2024, 42(6): 198-202, 216.
 [4] 章志平, 张送校, 杨雄, 等. 水轮机调节系统与轴

参考文献:

[1] 季晨龙. 水润滑条件下材料特性对轴瓦摩擦学性能影响的试验研究[J/OL]. 润滑与密封, 2024: 1-6. (2024-05-23). <https://kns.cnki.net/KCMS/detail/detail.aspx?filename=RHMF20240521001&dbname=CJFD&dbcode=CJFQ>.
 [2] 孙中梁, 张钰婷, 袁瑞泽, 等. 一种碳纤维复合轴瓦材料的制备及应用研究[J]. 石油化工高等学校学报, 2023, 36(4): 63-68.
 [3] 曹袁明. 面向水轮机轴瓦的锌铝合金组织与性能的研究[J]. 大电机技术, 2017(5): 67-71.
 [4] 邹芸天. 导轴承弹性金属塑料瓦在卧式水电机组中应用[J]. 水电站机电技术, 2023, 46(3): 11-13.
 [5] 何镨, 陈铁华, 赵冉, 等. 基于有限元的塑料瓦推力轴承油膜特性分析[J]. 长春工程学院学报(自然科学版), 2021, 22(4): 57-61.

系耦合模型对系统参数的敏感性分析[J]. 振动与冲击, 2024, 43(8): 78-88.
 [5] 聂赛, 杨雄, 卢俊琦, 等. 不同故障下水轮发电机组轴系的振动特性研究[J]. 水电能源科学, 2024, 42(4): 178-182, 146.
 [6] 谢敏, 何润泉, 刘明波, 等. 考虑复杂振动区特性的梯级水火电低碳机组组合模型与算法研究[J]. 电网技术, 2023, 47(2): 645-657.
 [7] 王淑青, 罗平章, 胡文庆, 等. 基于小波包分解与 CEEMDAN 能量熵的水电机组振动信号特征提取[J]. 水电能源科学, 2024, 42(6): 198-202, 216.

Application of Multifractal Algorithm Based on Gravity Search Optimization in Vibration of Hydroelectric Units

QIU Yu-yin¹, QIAN Jian-guo¹, ZHANG Xiao-nuo¹, CHEN Bing-yun²

(1. State Grid Zhejiang Electric Power Co., Ltd., Hangzhou 310015, China;

2. Zhejiang Huayun Information Technology Co., Ltd., Hangzhou 310000, China)

Abstract: To improve the efficiency and accuracy of fault diagnosis for hydroelectric units, combination of multifractal detrended fluctuation analysis algorithm and probabilistic neural network was used to establish a vibration signal feature extraction and recognition model. The binary gravity search algorithm was used to optimize its parameters. The results show that the classification accuracy of the feature extraction and recognition classification model can be improved to 99% and reduce the signal processing time to about 1.3 seconds after optimizing by the binary gravity search algorithm. The proposed vibration signal feature extraction and recognition model for hydroelectric units can significantly distinguish between the normal working state and the fault working state of hydroelectric units, achieving the purpose of using vibration signal features to diagnose faults in hydroelectric units.

Key words: gravity search; multifractal; hydroelectric units; feature extraction; vibration signal