DOI:10.12177/emca.2025.001 文章编号:1673-6540(2025)03-0272-12 中图分类号:TM 564.1 文献标志码:A

基于 NRFMD-RCMFDE-NRSVM 的隔离开关故障诊断方法

申张亮[1*], 陈旖旎[1], 李浩民[1], 卫一诚[1], 葛轩豪[2], 马宏忠[2]
(1.国网江苏省电力有限公司 南京供电分公司,江苏 南京 210000;
2.河海大学 电气与动力工程学院,江苏 南京 211100)

Fault Diagnosis Method of Isolation Switch Based on NRFMD-RCMFDE-NRSVM

SHEN Zhangliang[1*], CHEN Yini[1], LI Haomin[1], WEI Yicheng[1],
GE Xuanhao[2], MA Hongzhong[2]
(1. State Grid Nanjing Power Supply Company, State Grid Jiangsu Electric Power Co., Ltd., Nanjing 210000, China;
2. College of Electrical and Power Engineering, Hohai University, Nanjing 211100, China)

Abstract: **[Objective]** High voltage isolation switches operate in harsh outdoor environments and are susceptible to external forces, natural aging, high temperatures, humidity, and other factors, which can lead to a series of faults and affect the healthy and normal operation of the power grid. This paper proposes a fault diagnosis method for isolation switches based on the Newton-Raphson-based optimizer (NRBO) improved feature mode decomposition (FMD) and support vector machine (SVM). **[Methods]** Firstly, NRBO was used to optimize the three parameters of FMD, and the optimal parameter combination was obtained. The vibration signals of the isolation switch collected in the experiment were decomposed by the FMD based on NRBO optimization (NRFMD), and the optimal intrinsic mode components were obtained. Secondly, the refined composite multiscale fluctuation dispersion entropy (RCMFDE) was used to extract the intrinsic mode components and obtain a high-dimensional feature matrix. Finally, the kernel principal component analysis was used to reduce the dimension of the high-dimensional feature matrix, and the SVM based on NRBO optimization (NRSVM) model was applied to diagnose the fault of the isolation switch. **[Results]** The fault simulation experiments were carried out for a 220 kV isolation switch, and the vibration signals of the isolation switch under four working states were collected. The fault diagnosis method proposed in this paper was compared with other commonly used diagnosis methods. The results showed that under different mechanical fault conditions, this method could achieve a fault classification accuracy of 98.33% for isolation switches, demonstrating high recognition accuracy, outperforming other commonly used algorithms. **[Conclusion]** The NRFMD used in this paper can ignore the periodicity and impulse of mechanical signals, exhibiting good robustness. RCMFDE can better extract the features of mode components. In summary, the proposed NRFMD-RCMFDE-NRSVM algorithm has good applicability for fault diagnosis of isolation switches, providing new insights for future research on isolation switch faults.

Key words: Newton-Raphson-based optimizer; feature mode decomposition; refined composite multiscale fluctuation dispersion entropy; isolation switch; fault diagnosis

摘 要:**【目的】**高压隔离开关在户外运行时工作环境恶劣,易受到外力、自然老化和高温潮湿等因素的影响而发生一系列故障,影响电网的健康正常运行。针对隔离开关的机械故障诊断,本文提出了一种基于牛顿拉夫逊优化算法(NRBO)优化特征模态分解(FMD)和支持向量机(SVM)的隔离开关故障诊断方法。**【方法】**首先,利用 NRBO 优化 FMD 的三个参数,得到最优的参数组合,用基于 NRBO 优化的 FMD(NRFMD)对试验采集到的隔离开

基金项目:国网江苏省电力有限公司重点科技项目(J2024047)

Key Technology Project of State Grid Jiangsu Electric Power Co., Ltd. (J2024047)

© Editorial Office of Electric Machines & Control Application. This is an open access article under the CC BY-NC-ND 4.0 license.

关振动信号进行分解处理,得到最优本征模态分量;其次,使用精细复合多尺度波动散布熵(RCMFDE)对本征模态分量进行特征提取,得到一个高维的特征矩阵;最后,通过核主成分分析对高维特征矩阵进行降维处理,并输入基于 NRBO 优化的 SVM(NRSVM)模型对隔离开关的故障进行诊断。【结果】对于某 220 kV 隔离开关进行故障模拟试验,采集四种工况下的隔离开关振动信号,将本文所提故障诊断方法与其他常用诊断方法进行对比。试验结果表明,在不同的机械故障情况下,本文方法对隔离开关的故障分类精度可达到 98.33%,具有较高的识别精度,识别准确率高于其他常用算法。【结论】本文使用的 NRFMD 可以忽略机械信号的周期性和脉冲性,具有较好的鲁棒性;RCMFDE 可以更好地提取模态分量的特征。综上所述,本文提出的 NRFMD-RCMFDE-NRSVM 算法对隔离开关故障诊断具有良好的适用性,为后续针对隔离开关故障的研究提供新的思路。

关键词: 牛顿-拉夫逊优化算法; 特征模态分解; 精细复合多尺度波动散布熵; 隔离开关; 故障诊断

0 引言

高压隔离开关是变电站内不可或缺的电气设备,其在户外运行时易受恶劣气候条件的影响,可能导致非预期的运行状态。这不仅对电网的稳定运行产生威胁,还可能对运维人员造成安全风险[1]。因此,对高压隔离开关实施有效的故障诊断显得尤为重要。文献[2-3]总结了隔离开关常见的故障类型,包括机构卡涩、机构松动、三相不同期、过热现象以及故障失灵等。

隔离开关分合闸操作时,触头和触指发生碰触而产生振动。文献[4]提出可以通过分析隔离开关的一维振动信号来判别隔离开关的故障。文献[5]提出利用经验模态分解(Empirical Mode Decomposition, EMD)确定振动信号的特征量,但是 EMD 的端点效应与模态混叠问题[6]比较突出导致诊断精度受限。文献[7]采用变模态分解(Variational Mode Decomposition, VMD)[8]对隔离开关振动信号进行特征提取,并引入正则化项和变分优化,成功抑制了 EMD 中的模态混叠问题。然而 VMD 没有考虑机械信号的脉冲性和周期性,其分解性能过于依赖滤波器参数,会造成隔离开关振动信号的信息丢失。因此本文使用具有上述优点的特征模态分解(Feature Mode Decomposition,FMD)[9]代替 VMD 对振动信号进行分解。由于随意选取参数会导致主观盲目性[10],文献[11]引入麻雀算法对 FMD 中的滤波器大小、模态个数和频段分割数三个参数进行优化,并以包络熵最小来评价其优化性能。本文采用基于牛顿拉夫逊优化算法(Newton-Raphson-Based Optimizer,NRBO)优化的 FMD(NRFMD)以实现更好的分解效果。

文献[12]提出用波动散布熵(Fluctuation Dispersion Entropy, FDE)处理波动的时间序列数据。但是,FDE 的粗粒化过程容易导致稳定性差和时序信息的丢失[13]。因此,本文采用精细复合多尺度波动散布熵(Refined Composite Multiscae FDE, RCMFDE)[14-15]对振动信号进行特征提取,克服了 FDE 在映射步骤中容易丢失数据的不足,并且通过多尺度分析能够更全面地反映信号的特征信息,提高计算精度。然后,采用核主成分分析[16-17](Kernel Principal Component Analysis, KPCA)对经特征提取后的特征值矩阵进行降维处理。最后,采用 NRBO 来优化支持向量机(Support Vector Machine,SVM)[18],将降维后的特征值矩阵输入基于 NRBO 优化的 SVM(NRSVM)进行分类诊断。

综上所述,本文提出了一种基于 NRFMD、RCMFDE 和 NRSVM 相结合的隔离开关故障诊断方法,以期实现较为精确的故障诊断。通过对不同方法进行对比测试,验证了本文诊断方法的高效性和可行性。

1 信号预处理

1.1 特征模态分解理论

对于时间序列 $X=\{x_1,x_2,\cdots,x_t,\cdots,x_N\}$,$x_t(t=1,2,\cdots,N)$为信号在 t 时刻的幅值。

初始化滤波器[19],构造目标函数的优化问题如式(1)所示:

$$\begin{aligned}&\arg\max_{\{f_k(l)\}}\{CK_M(u_k)=\\&\sum_{t=1}^{N}\left[\prod_{m=0}^{M}u_k(t-mT_s)\right]^2/\left[\sum_{t=1}^{N}u_k(t)^2\right]^{M+1}\}\\&\text{s.t. }u_k(t)=\sum_{l=1}^{L}f_k(l)x(t-l+1)\end{aligned}\tag{1}$$

式中:$CK_M(\cdot)$为相关峭度函数;u_k 为第 k 个模态;T_s 为故障周期;M 为移位的阶数,$m\in[0,M]$;f_k

© Editorial Office of Electric Machines & Control Application. This is an open access article under the CC BY-NC-ND 4.0 license.

为第 k 个滤波器的传递函数;l 为索引变量;L 为 f_k 的长度;x 为原始信号;t 为原始信号长度。

用自相关谱理论迭代更新滤波器系数,自相关谱的定义如式(2)所示:

$$R_x(\beta)=\int_{t=1}^{N}x(t)x(t+\beta)\,\mathrm{d}t \tag{2}$$

式中:β 为滞后系数。

引入相关系数法简化运算,相关系数 CC_{pq} 的定义如式(3)所示:

$$CC_{pq}=\frac{\sum_{t=1}^{N}[u_p(t)-\bar{u}_p][u_q(t)-\bar{u}_q]}{\sqrt{\sum_{t=1}^{N}[u_p(t)-\bar{u}_p]^2}\sqrt{\sum_{t=1}^{N}[u_q(t)-\bar{u}_q]^2}} \tag{3}$$

式中:u_p 和 u_q 为两个模态分量;$\bar{u}_p$ 和 $\bar{u}_q$ 分别为 u_p 和 u_q 的平均值。

1.2 NRBO

NRBO 是 Sowmya 等[20]于 2024 年提出的一种新型算法。NRBO 通过使用几个向量集和牛顿-拉夫逊搜索规则(Newton-Raphson Search Rule, NRSR)、陷阱避免操作(Trap Avoidance Operation,TAO)这两个算子来探索搜索域,应用牛顿-拉夫逊法来发现搜索区域,从而定义搜索路径。

对个体数量为 N、维度为 m 的种群进行初始化:

$$x_{j,s}=lb_s+r_{j,s}\cdot(ub_s-lb_s),\ j=1,\cdots,N,\ s=1,\cdots,m \tag{4}$$

式中:$x_{j,s}$ 为第 j 个个体的第 s 维位置;lb_s、ub_s 分别为需要优化参数的第 s 维的下限、上限;$r_{j,s}$ 为[0, 1]上的随机数。

NRSR 可以促进勘探趋势并加快收敛,使用 NRSR 探索最优位置。对于第 i 次迭代中第 j 个个体而言,更新的解的位置 $\boldsymbol{X}_j^{i+1}$ 为

$$\boldsymbol{X}_j^{i+1}=r_1[r_1\boldsymbol{X}1_j^i+(1-r_2)\boldsymbol{X}2_j^i)]+(1-r_2)\boldsymbol{X}3_j^i \tag{5}$$

式中:r_1 和 r_2 为(0,1)上的随机数;$\boldsymbol{X}1_j^i$、$\boldsymbol{X}2_j^i$ 和 $\boldsymbol{X}3_j^i$ 为由当前位置更新得到的 3 个位置,其表达式为

$$\boldsymbol{X}1_j^i=\boldsymbol{x}_j^i-\boldsymbol{Nr}+\boldsymbol{Rho} \tag{6}$$

$$\boldsymbol{X}2_j^i=\boldsymbol{x}_{\mathrm{b}}-\boldsymbol{Nr}+\boldsymbol{Rho} \tag{7}$$

$$\boldsymbol{X}3_j^i=\boldsymbol{x}_j^i-\delta(\boldsymbol{X}2_j^i-\boldsymbol{X}1_j^i) \tag{8}$$

式中:$\boldsymbol{x}_j^i$ 为探索的新位置;$\boldsymbol{Nr}$ 为应用 NRSR 所得到的结果;$\boldsymbol{x}_{\mathrm{b}}$ 为当前最佳位置;$\boldsymbol{Rho}$ 为将种群引向正确方向的一个步长因子;δ 为随迭代次数变化的自适应系数,用于避免陷入局部最优并减轻计算量。相应的表达式为

$$\boldsymbol{Nr}=randn\frac{(\boldsymbol{y}_{\mathrm{w}}-\boldsymbol{y}_{\mathrm{b}})\Delta x}{2(\boldsymbol{y}_{\mathrm{w}}+\boldsymbol{y}_{\mathrm{b}}-2\boldsymbol{x}_j^i)} \tag{9}$$

$$\boldsymbol{Rho}=a(\boldsymbol{x}_{\mathrm{b}}-\boldsymbol{x}_j^i)+b(\boldsymbol{x}_{a_1}^i-\boldsymbol{x}_{a_2}^i) \tag{10}$$

$$\delta=\left(1-\frac{2i}{T}\right)^5 \tag{11}$$

$$\Delta x=randn\,|\,\boldsymbol{x}_{\mathrm{b}}-\boldsymbol{x}_j^i\,| \tag{12}$$

式中:$randn$ 为(0,1)上的随机数;$\boldsymbol{y}_{\mathrm{w}}$ 和 $\boldsymbol{y}_{\mathrm{b}}$ 为 $\boldsymbol{x}_j^i$ 应用 NRSR 生成的两个位置,用于进一步增强 NRBO 的搜索性能;Δx 为探索的范围;a 和 b 为(0,1)上的随机数;$a1$ 和 $a2$ 为[1, N]上不相等的两个随机数;T 为最大迭代次数。

为了提升解的质量并避免陷入局部最优,引入 TAO。TAO 通过组合最佳位置 $\boldsymbol{x}_{\mathrm{b}}$ 和 NRSR 得到的矢量位置 $\boldsymbol{x}_j^{i+1}$ 来产生具有增强质量的解决方案 $\boldsymbol{x}_{\mathrm{TAO}}^i$。根据式(13)和式(14)得到 $\boldsymbol{x}_{\mathrm{TAO}}^i$:

$$\begin{cases}\boldsymbol{x}_j^{i+1}=\boldsymbol{x}_{\mathrm{TAO}}^i, & rand<DF\\ \boldsymbol{x}_j^{i+1}=\boldsymbol{x}_j^{i+1}, & rand\geqslant DF\end{cases} \tag{13}$$

$$\begin{cases}\boldsymbol{x}_{\mathrm{TAO}}^i=\boldsymbol{x}_j^{i+1}+\theta_1(\mu_1\boldsymbol{x}_{\mathrm{b}}-\mu_2\boldsymbol{x}_j^i)+\\ \quad\theta_2\delta[\mu_1 Mean(\boldsymbol{x}^i)-\mu_2\boldsymbol{x}_j^i], & \mu_1<0.5\\ \boldsymbol{x}_{\mathrm{TAO}}^i=\boldsymbol{x}_{\mathrm{b}}+\theta_1(\mu_1\boldsymbol{x}_{\mathrm{b}}-\mu_2\boldsymbol{x}_j^i)+\\ \quad\theta_2\delta[\mu_1 Mean(\boldsymbol{x}^i)-\mu_2\boldsymbol{x}_j^i], & \mu_1\geqslant 0.5\end{cases} \tag{14}$$

式中:$Mean$ 为平均值函数;$rand$ 为(0,1)上的随机数;DF 为控制 NRBO 性能的决定因子,DF 值通常取 0.6;θ_1 和 θ_2 分别为(-1,1)和(-0.5,0.5)上的随机数;μ_1 和 μ_2 为随机数,其取值通过(0,1)上的随机数 e 和 0.5 进行对比得到,如式(15)所示:

$$\begin{cases}\mu_1=\mu_2=1, & e\geqslant 0.5\\ \mu_1=3rand,\ \mu_2=rand, & \text{others}\end{cases} \tag{15}$$

为了体现 NRBO 相较于其他传统优化算法的优势,选用 CEC2005 函数测试集中的对算法性能挑战最大的 F6、F10 和 F12 函数进行测试比较,结果如图 1~图 3 所示。

由对比结果可知,相较于粒子群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)算法、鲸鱼优

© Editorial Office of Electric Machines & Control Application. This is an open access article under the CC BY-NC-ND 4.0 license.

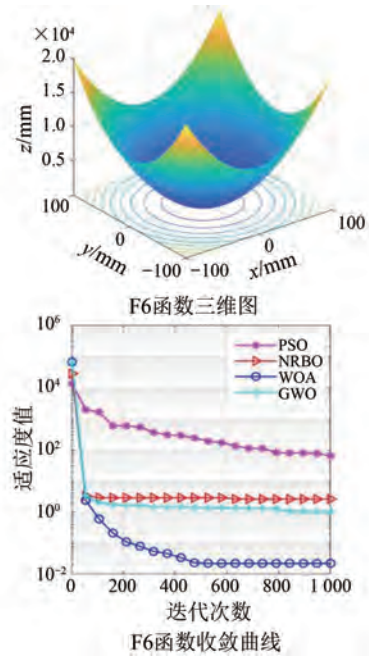


图 1　F6 函数寻优结果

Fig. 1　Optimization results of F6 function

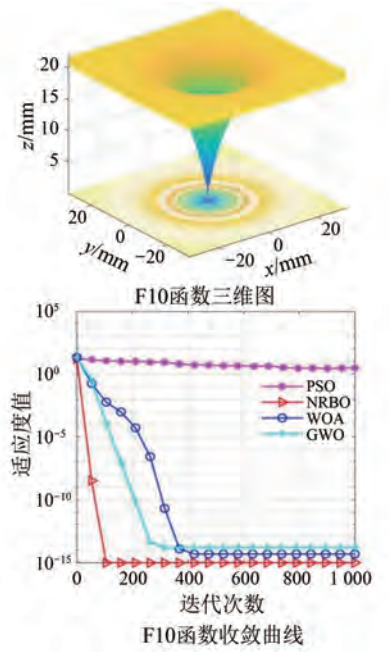


图 2　F10 函数寻优结果

Fig. 2　Optimization results of F10 function

化算法(Whale Optimization Algorithm，WOA)和灰狼优化(Gray Wolf Optimization，GWO)算法，NRBO 的收敛速度最快，适应度值总是最先达到最优，证明了 NRBO 稳定优化和跳出局部最优的能力。因此本文使用 NRBO 对影响 FMD 性能的三个参数(滤波器大小 F、模态个数 k 和频段分割

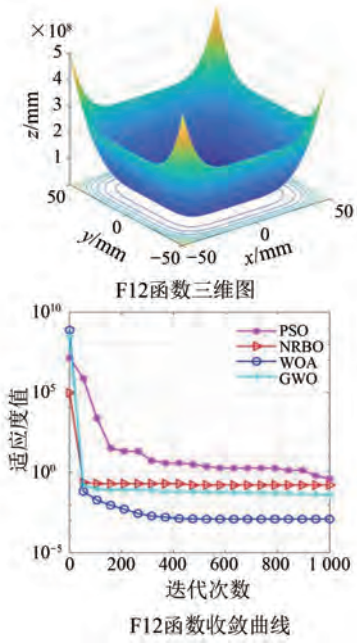


图 3　F12 函数寻优结果

Fig. 3　Optimization results of F12 function

数 n)进行寻优，适应度函数采用最小包络熵。

1.3　RCMFDE

使用 RCMFDE 对 NRFMD 分解信号后的本征模态函数(Intrinsic Mode Function，IMF)分量进行处理，具体过程如下。

(1) 对 NRFMD 分解后长度为 L 的 IMF 数据 $h=\{h_1,h_2,\cdots,h_L\}$ 进行等距离划分，划分的个数定义为 τ，并定义每一小段数据的起始点[21]。然后，计算每段的平均值，将平均值组合形成粗粒化序列。第 k 个粗粒化序列为

$$f_{k,j}^{\tau}=\frac{1}{\tau}\sum_{b=k+\tau(j-1)}^{k+j\tau-1}h_b,\ 1\leqslant j\leqslant\frac{L}{\tau},\ 1\leqslant k\leqslant\tau \tag{16}$$

(2) 计算每个粗粒化散布模式 π 的概率及其平均值。将 $f_{k,j}=\{f_j,j=1,2,\cdots,N\}$ 映射到 $x=\{x_j,j=1,2,\cdots,N\}$ 上。其中，$x_j\in(0,1)$，x_j 的表达式为

$$x_j=\frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}}\int_{-\infty}^{f_j}\mathrm{e}^{[-(t-\mu)^2/(2\sigma^2)]}\mathrm{d}t \tag{17}$$

式中：μ 为均值；σ 为标准差。

将 x_j 映射到[1,2,⋯,c]的范围内，得到新的序列 y_j^c：

$$y_j^c=round(c\cdot x_j+0.5) \tag{18}$$

式中：c 为时间序列的类数；$round$ 为四舍五入函数。

© Editorial Office of Electric Machines & Control Application. This is an open access article under the CC BY-NC-ND 4.0 license.

由嵌入维数 m 和时间延迟 d 这两个参数构成嵌入向量序列 $\boldsymbol{y}_j^{m,c}$,其表达式为

$$\boldsymbol{y}_j^{m,c}=\{\boldsymbol{y}_j^c,\boldsymbol{y}_{j+d}^c,\cdots,\boldsymbol{y}_{j+(m-1)d}^c\} \tag{19}$$

式中:$j=1,2,\cdots,N-(m-1)d$。

计算嵌入向量的相邻元素差值,得到波动向量序列:

$$\boldsymbol{B}_{m,d,i}=\{\boldsymbol{y}_{c,i+d}-\boldsymbol{y}_{c,i},\cdots,\boldsymbol{y}_{c,i+(m-1)d}-\boldsymbol{y}_{c,i+(m-2)d}\} \tag{20}$$

计算散布模式 $\pi_{v_0v_1\cdots v_{m-1}}(v=1,2,\cdots,c)$,若 $y_i^c=v_0$,$y_{i+d}^c=v_1$,$\cdots$,$y_{i+(m-1)d}^c=v_{m-1}$,则 $\boldsymbol{y}_i^{m,c}$ 对应的散布模式为 $\pi_{v_0v_1\cdots v_{m-1}}$。

$$\mu_{\pi_{v_0v_1\cdots v_{m-1}}}(\boldsymbol{y}_i^{m,c})=\prod_{i=0}^{m-1}\mu_{v_i}(\boldsymbol{y}_{i+(j)d}^c) \tag{21}$$

式中:$\mu_{\pi_{v_0v_1\cdots v_{m-1}}}(\boldsymbol{y}_i^{m,c})$ 为 $\boldsymbol{y}_i^{m,c}$ 对模式 $\pi_{v_0v_1\cdots v_{m-1}}$ 的隶属度,等于 $\{\boldsymbol{y}_i^c,\boldsymbol{y}_{i+d}^c,\cdots,\boldsymbol{y}_{i+(m-1)d}^c\}$ 对类 $v_0v_1\cdots v_{m-1}$ 隶属度的乘积。

计算所有粗粒化序列下散布模式 $\pi_{v_0v_1\cdots v_{m-1}}$ 的概率 $P(\pi_{v_0v_1\cdots v_{m-1}})$,即:

$$P(\pi_{v_0,v_1,\cdots,v_{m-1}})=\frac{\sum_{i=1}^{N-(m-1)d}\mu_{\pi_{v_0v_1\cdots v_{m-1}}}(\boldsymbol{y}_i^{m,c})}{N-(m-1)d} \tag{22}$$

(3) 计算 RCMFDE:

$$RCMFDE(X,m,c,d,\tau)=-\sum_{n=1}^{c^m}\overline{P}(\pi_{v_0v_1\cdots v_{m-1}})\ln\overline{P}(\pi_{v_0v_1\cdots v_{m-1}}) \tag{23}$$

式中:$\overline{P}(\pi_{v_0v_1\cdots v_{m-1}})=\frac{1}{\tau}\sum_1^{\tau}P_k^{\tau}$ 为粗粒化序列 f_k^{τ} 的散布模式 π 概率的平均值。

综上所述,得到信号预处理的流程如图 4 所示。

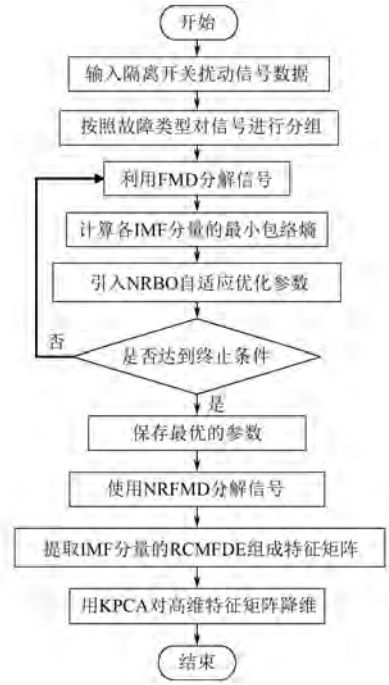


图 4 信号预处理流程图

Fig. 4 Signal preprocessing flow chart

2 基于 NRFMD-RCMFDE-NRSVM 的隔离开关故障诊断

2.1 SVM

SVM[22]作为一种常用的监督学习算法,具有高效性与鲁棒性的优点。SVM 的分类精度与其核参数 σ 和惩罚因子 C 有较大关联,为提高隔离开关故障诊断的准确率,应采用优化算法先确定核参数 σ 和惩罚因子 C 的取值。由于 NRBO 的优越性,本文继续用其优化 SVM 的两个重要参数。

2.2 故障诊断流程

故障诊断流程图如图 5 所示。基于 NRFMD-RCMFDE-NRSVM 的隔离开关故障诊断方法训练步骤如下:

步骤 1:利用传感器采集原始故障信号,对信号按故障类型进行分组处理;

步骤 2:采用 NRBO 对影响 FMD 性能的 F、k、n 三个参数进行寻优;

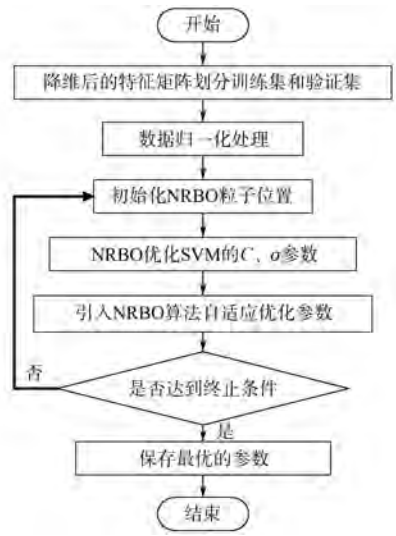


图 5 故障诊断流程图

Fig. 5 Fault diagnosis flow chart

© Editorial Office of Electric Machines & Control Application. This is an open access article under the CC BY-NC-ND 4.0 license.

步骤 3：提取每条原始信号分解后的 k 个 IMF 分量的 RCMFDE，组成特征矩阵；

步骤 4：把对特征矩阵降维后的新矩阵构建成数据集，按照 7∶3的比例划分为训练集和验证集；

步骤 5：把验证集输入到训练后的 NRSVM 模型中，测试模型的故障诊断效果，并输出故障诊断测试结果。

3 试验分析

3.1 试验数据采集

本文搭建了某 GW4 型户外高压隔离开关的振动信号测量平台，在该隔离开关三相左极支架及 A 相横梁中部排布振动信号测试点以测量一维振动信号。试验现场振动信号采集点布置如图 6 所示。



图 6 试验现场振动信号采集点布置图

Fig. 6 Layout of vibration signal acquisition points at the experimental site

采用型号为 1A212E 的 IEPE 式压电式加速度传感器进行试验，其采集仪型号为 DH5922。加速度传感器安装在 A 相左极支架、B 相左极支架、C 相左极支架和 A 相横梁中间等四个位置。隔离开关测点布局如图 7 所示。

结合具体结构和故障发生情况[23]，对正常分合闸、机构卡涩、机构松动和三相不同期这 4 种典型运行状态进行模拟。

隔离开关在分合闸时，极间连杆会跟随操动机构输出轴转动，从而拉动动触头转动。本文将多个橡胶弹性绳捆绑在传动机构关节部位来模拟机构卡涩故障。

隔离开关容易受到雨雪和风沙的侵蚀，其传动机构的螺栓在多次分合闸操作后会出现松动故障，可能会导致电力系统无法正常安全运行。本文松动 A 相主动极连杆关节螺栓来模拟机构松动故障。



图 7 隔离开关测点布局图

Fig. 7 Layout diagram of isolation switch measuring points

通过调节交叉连杆的长度，使其中一相超前或者滞后于其他相。本文使 A 相滞后于 B、C 两相来模拟三相不同期故障。

试验时采样频率设置为 20 kHz，每组数据采集 10 s。建立 4 种不同采集位置的数据库，每个数据库含有 4 种类别的图像，总共 800 组样本，每个运行状态的样本数量为 200。按照 7∶3的比例随机划分训练集和验证集。

本文分别截取了 A 相测点正常分合闸、机构松动、机构卡涩以及三相不同期等 4 种典型信号，并且取信号特征最为丰富的 0～5 s 部分，采样信号如图 8 所示。

3.2 试验结果与分析

获取隔离开关 4 种运行状态的振动信号后，对 NRFMD 寻优参数进行设置，NRBO 的种群数量设置为 20，最大迭代次数为 15，以最小包络熵作为目标函数对三个主要参数进行寻优。以正常分合闸为例，经过 NRFMD 寻优后结果为 $F=20$，$k=8$，$n=12$。振动信号经过 NRVMD 分解和 NRFMD 分解后的结果如图 9 所示。

对比可以发现 NRVMD 的分解程度在 IMF6、IMF7 和 IMF8 达到最精细，为 10^{-3} 量级；而 NRFMD 更加细致化了这个操作，在 IMF1 中就达到了 10^{-7} 量级，更加精确地捕捉到隔离开关的故障特征并且考虑了故障采集信号的周期性，从而

© Editorial Office of Electric Machines & Control Application. This is an open access article under the CC BY-NC-ND 4.0 license.

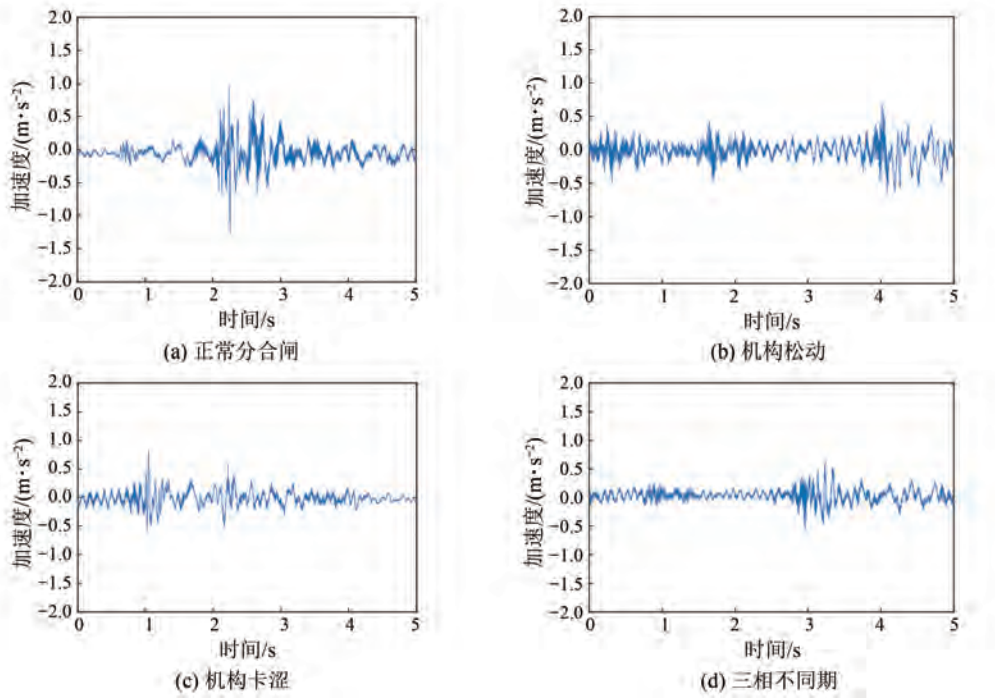


图 8　4 种状态 A 相测点信号

Fig. 8　A-phase measuring points signals in four states

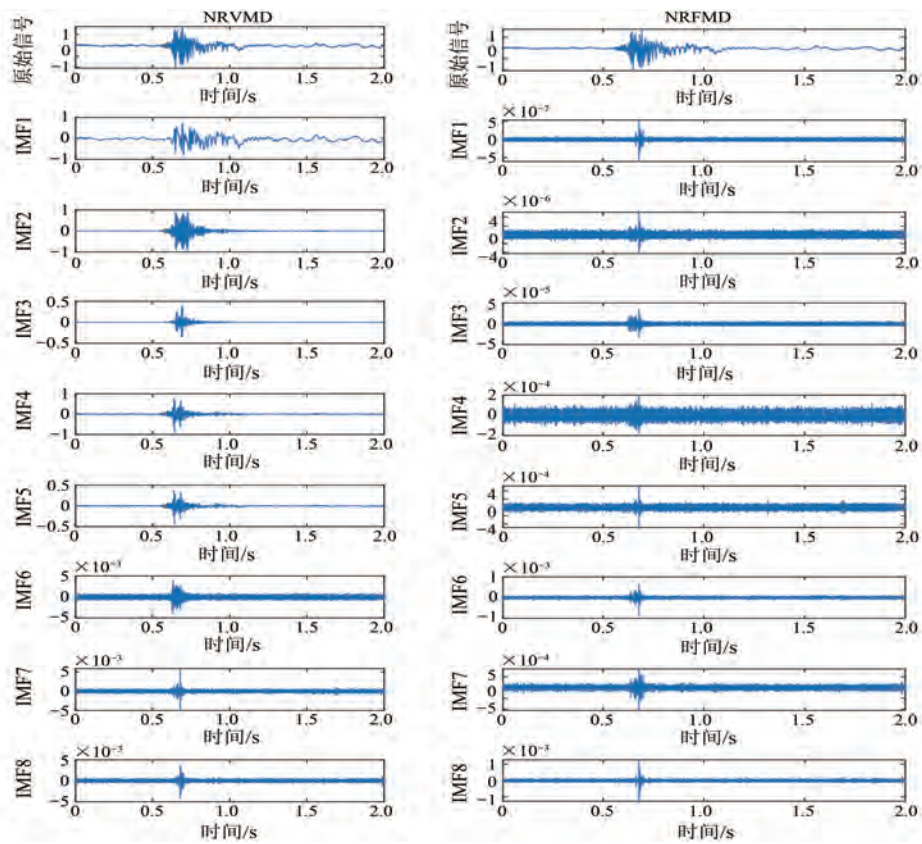


图 9　NRVMD 和 NRFMD 分解图

Fig. 9　NRVMD and NRFMD decomposition diagrams

© Editorial Office of Electric Machines & Control Application. This is an open access article under the CC BY-NC-ND 4.0 license.

增加了后续进行故障诊断的准确率。图 10 为各算法的进化曲线对比，NRFMD 在迭代到第 1 代时就完成收敛，而 GWO-FMD[24] 在第 5 代时完成收敛，PSO-FMD[25] 则是在第 7 代完成收敛，进一步证明了本优化方法的优越性。

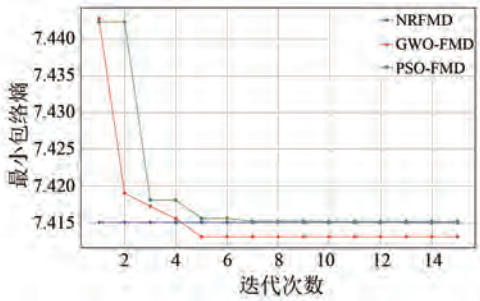


图 10　迭代曲线对比图

Fig. 10　Comparison of iterative curves

为证明 RCMFDE 在信号特征提取方面的优越性，以正常分合闸和机构卡涩两种运行状态下的振动信号为例，采用 RCMFDE 和 FDE 计算两组 IMF1 信号的熵值，RCMFDE 参数设置为 $m=3$、$c=6$、$d=1$，尺度因子 $\tau=8$。FDE 熵值如表 1 所示，RCMFDE 熵值曲线如图 11 所示。

表 1　FDE 熵值

Tab. 1　EFDE entropy value

故障类型	FDE 熵值
正常分合闸	$4.015\,743\times10^{-6}$
机构卡涩	$4.543\,856\times10^{-6}$

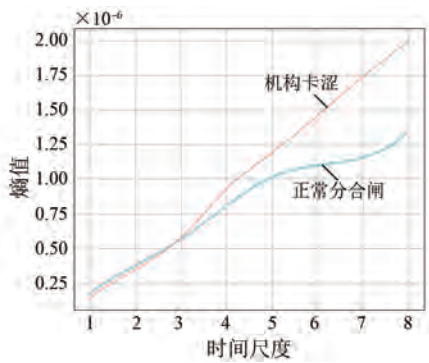


图 11　RCMFDE 熵值曲线图

Fig. 11　RCMFDE entropy curve

由图 11 可知，RCMFDE 熵值曲线整体情况趋于平稳，可以通过多个尺度来衡量 IMF 分量的特征。而单一的 FDE 熵值易受噪声影响，对特征反映不够全面。因此本文采用的 RCMFDE 具有更好的特征提取效果，保证了最终隔离开关故障识别结果的可靠性。

由 RCMFDE 计算得出的特征值矩阵维度为 4×8，其维度较高，易导致计算结果出现偏差。因此，本文采用 KPCA[26] 对特征值矩阵进行降维，从而便于后续处理。采用 KPCA 计算其贡献率，根据贡献率大小选出有用的特征量。主成分贡献率和累计贡献率如图 12 所示。

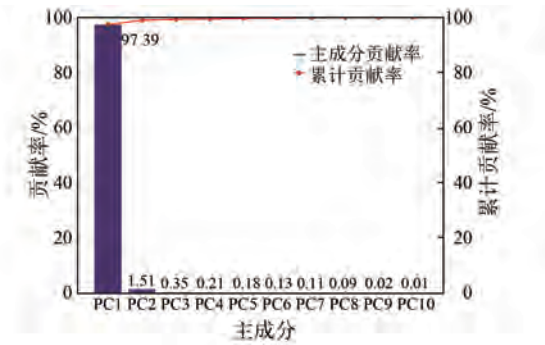


图 12　主成分贡献率及累计贡献率

Fig. 12　Principal component contribution rate and cumulative contribution rate

由图 12 可知，第一主成分的贡献率为 97.39%，该主成分占据了数据的主导信息，因此选择该主成分作为特征向量，其余成分可以放弃。通过 KPCA 降维，由 RCMFDE 计算得到的 4×8 维特征值矩阵可以简化为 4×1 维矩阵。可以看出，经 KPCA 降维后的矩阵不仅保留了相关性高的特征值，还减少了特征值个数，显著提高了隔离开关故障识别的效率。

本文采用 NRSVM 对 240 组处理后的隔离开关振动数据进行分类识别，C、σ 参数的最优取值分别为 312、0.27。NRSVM 分类结果如图 13 所示。

将本文所提 NRFMD-RCMFDE-NRSVM 算法和其他算法进行对比，分类结果如表 2 所示。

由表 2 可知，NRFMD-FDE-NRSVM 算法的分类结果准确率仅为 94.17%。因此，FDE[28] 量化出的特征值矩阵并不能有效区分正常分合闸、机构松动、机构卡涩和三相不同期这四种工况。同理，使用未优化的 SVM[29] 或极限学习机（Extreme Learning Machine，ELM）作为分类器和使用 VMD[30] 进行信号分解亦无法达到最优的分类效果。此外，NRBO 相较于传统的 PSO[31] 算法的优化效果更显著，进一步体现了本文算法的优越性。

© Editorial Office of Electric Machines & Control Application. This is an open access article under the CC BY-NC-ND 4.0 license.

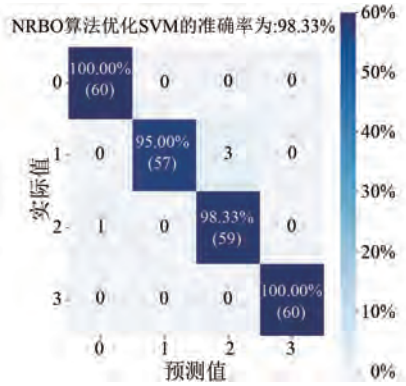


图 13 NRSVM 分类结果

Fig. 13 NRSVM classification results

表 2 分类结果对比

Tab. 2 Comparison of classification results

算法名称	分类组数	正确分类数	准确率/%
NRFMD-RCMFDE-NRSVM	240	236	98.33
NRFMD-FDE-NRSVM	240	226	94.17
PSO-FMD-RCMFDE-PSO-SVM	240	225	93.75
NRFMD-RCMFDE-NRELM	240	220	91.67
VMD-FDE-SVM	240	218	90.83

4 结语

本文提出了一种基于 NRFMD、RCMFDE 和 NRSVM 相结合的隔离开关故障诊断方法。采用 NRFMD 分解隔离开关的振动信号;利用 RCMFDE 对分解后的 IMF 分量进行量化,RCMFDE 在信号特征提取方面具有关键作用;采用 NRSVM 对提取出的特征值进行分类识别。得出如下结论。

(1) 传统 VMD 分解的 IMF 分量存在易受噪声干扰、模态中心鲁棒性差及易忽略机械信号的脉冲性和周期性等问题。FMD 能够很好地解决这些问题,同时 FMD 分解更细致。

(2) 熵值计算能有效量化时间序列的复杂性和不确定性,FDE 具有抗干扰性强、考虑时序信号的波动性等优点。而 RCMFDE 相比于 FDE 稳定性更好,对特征的反映更加全面。NRFMD 与 RCMFDE 相结合的方法能够有效地区分隔离开关不同类型故障的振动信号。

(3) 对基于 PSO-FMD-RCMDFE-PSO-SVM 分类和基于 NRFMD-RCMFDE-NRSVM 分类的结果进行对比,后者的分类准确率达到了 98.33%,比前者高了 4.58%,可见本文所提算法为隔离开关的故障诊断提供了一种更加有效的方法。

利益冲突声明

所有作者声明不存在利益冲突。

All authors disclose no relevant conflict of interests.

作者贡献

申张亮进行了方案设计、内容总结与论文撰写,陈旖旎、葛轩豪进行了试验研究,李浩民、卫一诚和马宏忠参与了论文的审核与修改。所有作者均阅读并同意了最终稿件的提交。

The scheme design, content summary and paper writing were carried out by Shen Zhangliang. The experiment research was conducted by Chen Yini, Ge Xuanhao. The manuscript was revised by Li Haomin, Wei YiCheng, and Ma Hongzhong. All authors have read the last version of paper and consented for submission.

参 考 文 献

[1] 陈士刚, 关永刚, 张小青, 等. 不完备故障类别下基于 Multi-SVDD 的高压隔离开关故障诊断方法[J]. 电工技术学报, 2018, 33(11): 2439-2447.
CHEN S G, GUAN Y G, ZHANG X Q, et al. Diagnosis method of high voltage isolating switch fault based on multi-SVDD under incomplete fault type [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2018, 33(11): 2439-2447.

[2] 马宏明, 周涛涛, 彭诗怡, 等. GW4 隔离开关机械故障仿真与诊断技术[J]. 电工技术学报, 2019, 34(增刊 2): 501-508.
MA H M, ZHOU T T, PENG S Y, et al. Research on mechanical fault simulation and diagnosis technology of GW4 disconnector [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2019, 34(S2): 501-508.

[3] 公多虎, 詹仲强, 葛志杰, 等. 基于小波分析的高压隔离开关故障检测方法研究[J]. 自动化技术与应用, 2024, 43(3): 19-22+42.
GONG D H, ZHAN Z Q, GE Z J, et al. Research on fault detection method of high voltage disconnector based on wavelet analysis [J]. Techniques of Automation and Applications, 2024, 43(3): 19-22+42.

[4] 李少华, 张文涛, 宋亚凯, 等. 基于高压隔离开关

© Editorial Office of Electric Machines & Control Application. This is an open access article under the CC BY-NC-ND 4.0 license.

振动信号的故障诊断方法分析[J]. 内蒙古电力技术，2018，36(1)：89-92.
LI S H，ZHANG W T，SONG Y K，et al. Analysis of fault diagnosis method based on vibration signal of high-voltage disconnector [J]. Inner Mongolia Electric Power，2018，36(1)：89-92.

[5] 郭煜敬，陈士刚，李少华，等. 基于经验模态分解及支持向量机的高压隔离开关机械故障诊断方法[J]. 高压电器，2018，54(9)：12-18.
GUO Y J，CHEN S G，LI S H，et al. Mechanical fault diagnosis method of high-voltage disconnector based on empirical modal decomposition and support vector machine [J]. High Voltage Apparatus，2018，54(9)：12-18.

[6] 陈浈斐，凌志豪，李志新，等. 基于参数优化 VMD 和多尺度模糊熵的星-三角接法 FS-PMM 匝间短路故障诊断方法[J]. 电机与控制应用，2024，51(6)：31-43.
CHEN Z F，LING Z H，LI Z X，et al. Fault diagnosis of inter-turn short circuit fault in star-delta connection FS-PMM based on parameter optimization VMD and multi-scale fuzzy entropy [J]. Electric Machines & Control Application，2024，51(6)：31-43.

[7] 薛健侗，马宏忠. 基于 VMD 和 WOA-SVM 的变压器绕组松动故障诊断[J]. 电机与控制应用，2023，50(8)：84-90.
XUE J T，MA H Z. Fault diagnosis for winding looseness of transformer based on VMD and WOA-SVM [J]. Electric Machines & Control Application，2023，50(8)：84-90

[8] 吕学宾，田鹏，孙忠凯，等. 基于改进 VMD 和 AdaBoost-SVM 的隔离开关振动信号提取与故障诊断研究[J]. 山东电力技术，2023，50(7)：44-52.
LV X B，TIAN P，SUN Z K，et al. Research on mechanical vibration signal extraction and fault diagnosis of disconnect switches based on improved VMD and AdaBoost-SVM [J]. Shandong Electric Power，2023,50(7)：44-52.

[9] 雷虎，王靖岳，郑珺文，等. 基于 POA 优化 FMD 参数的滚动轴承早期故障诊断[J]. 失效分析与预防，2024，19(4)：264-272.
LEI H，WANG J Y，ZHENG J W，et al. Early fault diagnosis of rolling bearings based on POA optimised FMD parameters [J]. Failure Analysis and Prevention，2024，19(4)：264-272.

[10] 王浩楠，崔宝珍，彭智慧，等. 应用 ICEEMDAN 和 SVM 的行星齿轮箱故障诊断[J]. 机械科学与技术，2023，42(1)：24-30.
WANG H N，CUI B Z，PENG Z H，et al. Fault diagnosis of planetary gearbox using ICEEMDAN and SVM [J]. Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering，2023，42(1)：24-30.

[11] 刘腾彬，李利华，高雄，等. 基于特征模态分解的水电机组振动信号去噪[J/OL]. 人民长江，2024-10-25. http://kns.cnki.net/kcms/detail/42.1202.TV.20241024.1700.007.html.
LIU T B，LI L H，GAO X，et al. FMD-based vibration signal denoising of hydropower units [J/OL]. Yangtze River，2024-10-25. http://kns.cnki.net/kcms/detail/42.1202.TV.20241024.1700.007.html.

[12] AZAMI H，ESCUDERO J. Amplitude-and fluctuation-based dispersion entropy [J]. Entropy，2018，20(3)：210.

[13] 姜万录，赵亚鹏，张淑清，等. 精细复合多尺度波动散布熵在液压泵故障诊断中的应用[J]. 振动与冲击，2022，41(8)：7-16.
JIANG W L，ZHAO Y P，ZHANG S Q，et al. Application of refined composite multiscale fluctuation dispersion entropy in hydraulic pumps fault diagnosis [J]. Journal of Vibration and Shock，2022，41(8)：7-16.

[14] 刘尚坤，范壮壮，孔德刚，等. 基于 RCMDE 和 PNN 的传动箱轴承故障诊断[J]. 农机化研究，2023，45(7)：244-248.
LIU S K，FAN Z Z，KONG D G，et al. Bearing fault diagnosis of transmission case based on RCMDE and PNN [J]. Journal of Agricultural Mechanization Research，2023，45(7)：244-248.

[15] 王晓龙，李英晟，付锐棋，等. 基于多元精细复合多尺度波动散布熵和累积欧氏距离矩阵测度的风电机组变桨轴承退化状态评估[J]. 动力工程学报，2024，44(5)：782-791.
WANG X L，LI Y S，FU R Q，et al. Degradation state evaluation of wind turbine generator set pitch bearing based on multivariant refined composite multiscale fluctuation dispersion entropy and cumulative euclidean distance matrix measure [J]. Journal of Chinese Society of Power Engineering，2024，44(5)：782-791.

[16] 崔星，陈静，孙婧琪，等. 基于 ICEEMDAN 多尺

© Editorial Office of Electric Machines & Control Application. This is an open access article under the CC BY-NC-ND 4.0 license.

度模糊熵和 MVO-KELM 的变压器绕组铁心机械故障诊断[J]. 电机与控制应用, 2023, 50(10): 81-90.
CUI X, CHEN J, SUN J Q, et al. Mechanical fault diagnosis for transformer winding core based on ICEEMDAN multi-scale fuzzy entropy and MVO-KELM [J]. Electric Machines & Control Application, 2023, 50(10): 81-90

[17] 范蓬勃, 张新生. 基于 KPCA-SOA-KELM 的海底油气管道内腐蚀速率预测[J/OL]. 热加工工艺, 2024-09-11. https://doi. org/10. 14158/j. cnki. 1001-3814. 20223107.
FAN P B, ZHANG X S. Prediction of internal corrosion rate of subsea oil and gas pipeline based on KPCA-SOA-KELM [J/OL]. Hot Working Technology, 2024-09-11. https://doi. org/10. 14158/j. cnki. 1001-3814. 20223107

[18] 臧旭, 龚正朋, 俞文帅, 等. 基于小波包奇异谱熵和 WOA-SVM 的 GIS 放电故障诊断[J]. 电机与控制应用, 2024, 51(9): 60-69.
ZANG X, GONG Z P, YU W S, et al. GIS discharge fault diagnosis based on wavelet packet singular spectral entropy and WOA-SVM [J]. Electric Machines & Control Application, 2024, 51(9): 60-69

[19] 王红, 王泽宇, 何勇. 参数自适应 FMD 在轴承早期故障诊断中的应用[J/OL]. 振动工程学报, 2024-09-12. http://kns. cnki. net/kcms/detail/32. 1349. tb. 20240911. 1732. 002. html.
WANG H, WANG Z Y, HE Y. Application of parameter adaptive FMD in early bearing fault diagnosis [J/OL]. Journal of Vibration Engineering, 2024-09-12. http://kns. cnki. net/kcms/detail/32. 1349. tb. 20240911. 1732. 002. html.

[20] SOWMYA R, PREMKUMAR M, JANGIR P. Newton-Raphson-based optimizer: A new population-based metaheuristic algorithm for continuous optimization problems [J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2024, 128: 107532.

[21] 徐艳, 周建勋, 金鑫, 等. 基于 KPCA-K-means-GRU 的短期风电功率预测研究[J]. 电机与控制应用, 2023, 50(2): 49-55.
XU Y, ZHOU J X, JIN X, et al. Study on short-term wind power prediction based on KPCA-K-means-GRU [J]. Electric Machines & Control Application, 2023, 50(2): 49-55.

[22] 刘可真, 姚岳, 赵现平, 等. 基于样本集成学习和 SO-SVM 的变压器故障诊断[J]. 电机与控制应用, 2023, 50(12): 21-31.
LIU K Z, YAO Y, ZHAO X P, et al. Transformer fault diagnosis based on sample integration learning and SO-SVM [J]. Electric Machines & Control Application, 2023, 50 (12): 21-31.

[23] 解骞, 徐浩岚, 王彤, 等. 基于自主认知深度时间聚类表示的隔离开关故障诊断方法[J]. 电气工程学报, 2024, 19(1): 281-289.
XIE Q, XU H L, WANG T, et al. Disconnector fault diagnosis method based on autonomous-cognition deep temporal clustering representation [J]. Journal of Electrical Engineering, 2024, 19(1): 281-289.

[24] 李敬一, 苏翔. GWO 优化 CNN-BiLSTM-Attenion 的轴承剩余寿命预测方法[J]. 振动与冲击, 2025, 44(2): 321-332.
LI J Y, SU X. Residual life prediction method of bearings based on CNN-BiLSTM-Attenion optimized by the grey wolf optimizer [J]. Journal of Vibration and Shock, 2025, 44(2): 321-332.

[25] 袁辉, 谢庆, 计明军, 等. 基于 PSO-LSTM 算法的公路桥梁结构损伤识别研究[J/OL]. 公路, 2025-02-07. http://kns. cnki. net/kcms/detail/11. 1668. U. 20250206. 1544. 124. html.
YUAN H, XIE Q, JI M J, et al. Research on structural damage monitoring of highway bridges based on PSO-LSTM [J/OL]. Highway, 2025-02-07. http://kns. cnki. net/kcms/detail/11. 1668. U. 20250206. 1544. 124. html.

[26] 张希望, 朱前坤, 王宪玉, 等. 基于 VMD-KPCA-LSTM 的桥梁监测应变数据预测[J]. 应用基础与工程科学学报, 2025, 33(1): 76-86.
ZHANG X W, ZHU Q K, WANG X Y, et al. Prediction of bridge monitoring strain data based on VMD-KPCA-LSTM [J]. Journal of Basic Science and Engineering, 2025, 33(1): 76-86.

[27] 杨伟新, 赵洪山, 张扬帆, 等. 基于 PKFF-Transformer 的风力发电机故障预测[J]. 机床与液压, 2025, 53(4): 221-229.
YANG W X, ZHAO H S, ZHANG Y F, et al. Wind turbine fault prediction based on PKFF-transformer [J]. Machine Tool & Hydraulics, 2025, 53(4): 221-229.

[28] 王显彬, 孙阳. 基于 RCMFFDE 和 SSA-RVM 的旋转机械损伤检测模型[J/OL]. 机电工程, 2024-

© Editorial Office of Electric Machines & Control Application. This is an open access article under the CC BY-NC-ND 4.0 license.

11-18. http://kns. cnki. net/kcms/detail/33. 1088. TH. 20241118. 1432. 006. html.

WANG X B，SUN Y，et al. Damage detection model of rotating machinery based on RCMFFDE and SSA-RVM [J/OL]. Journal of Mechanical & Electrical Engineering，2024-11-18. http://kns. cnki. net/kcms/detail/33. 1088. TH. 20241118. 1432. 006. html.

[29] 徐萌. 基于 MA-SVM 方法的短期光伏功率预测[J]. 电机与控制应用，2022，49(7)：104-111.

XU M. Short-Term photovoltaic power prediction based on MA-SVM method [J]. Electric Machines & Control Application，2022，49(7)：104-111.

[30] 陈臣鹏，赵鑫，毕贵红，等. 基于 Kmeans-VMD-LSTM 的短期风速预测[J]. 电机与控制应用，2021，48(12)：85-93.

CHEN C P，ZHAO X，BI G H，et al. Short-term wind speed prediction based on Kmeans-VMD-LSTM [J]. Electric Machines & Control Application，2021，48(12)：85-93.

[31] 孟井煜枫，杨禄铭，饶晨晖，等. 基于粒子群优化随机森林的风电主轴承故障诊断[J]. 微特电机，2025，53(2)：74-78.

MENG J Y F，YANG L M，RAO C H，et al. Fault diagnosis of wind turbine main bearings based on particle swarm optimization and random forest [J]. Small & Special Electrical Machines，2025，53(2)：74-78.

收稿日期：2024-11-21
收到修改稿日期：2025-01-03

作者简介：

申张亮(1985-)，男，博士，高级工程师，研究方向为变电检修及配网调度技术研究，1006694841@ qq.com；

* 通信作者：申张亮(1985-)，男，博士，高级工程师，研究方向为变电检修及配网调度技术研究，1006694841@ qq.com。

© Editorial Office of Electric Machines & Control Application. This is an open access article under the CC BY-NC-ND 4.0 license.