

基于CEEMDAN样本熵与FWA-SVM的高压断路器机械故障诊断

赵书涛¹, 马莉¹, 朱继鹏², 李建鹏³, 赵慧¹

(1. 华北电力大学 电气与电子工程学院, 河北 保定 071003;

2. 贵州省电网公司贵阳花溪供电局, 贵州 贵阳 550000;

3. 国网河北省电力有限公司检修分公司, 河北 石家庄 050000)

摘要:针对振动信号判别断路器机械故障过程受干扰影响的特征提取问题,提出一种自适应白噪声完整集合经验模态分解(CEEMDAN)与样本熵相结合的故障特征提取方法。通过CEEMDAN提取若干反映断路器操动过程机械状态信息的本征模态函数(IMF)分量,依据各IMF相关系数与能量分布,将前7阶IMF分量进行小波包软阈值去噪,计算其样本熵作为特征量,最后采用基于免疫浓度思想的烟花算法(FWA)优化支持向量机(SVM)分类器,对断路器不同运行状态进行分类识别。实验结果表明:基于CEEMDAN样本熵特征对于信号干扰不敏感,FWA-SVM诊断方法对于高压断路器分闸操动过程故障辨识效果良好。

关键词:高压断路器;振动信号;自适应白噪声完整集合经验模态分解;支持向量机;故障诊断

中图分类号:TM 561

文献标志码:A

DOI:10.16081/j.epae.202002004

0 引言

高压断路器是电力系统重要的控制与保护设备,研究表明,操作机构机械故障是断路器的主要故障。操作机构部件间的能量传递蕴含丰富的机械状态信息,可由非平稳、非周期特性振动信号表征断路器操动的瞬间能量变化,基于振动信号评估断路器状态是近期的研究热点之一^[1-2]。

振动信号在采集与传输过程中,容易受到断路器低频本振干扰与高频电磁干扰,如何提取振动信号特征是正确识别断路器故障类型的关键。

通常采用小波变换WT(Wavelet Transform)、经验模态分解EMD(Empirical Mode Decomposition)和集合经验模态分解EEMD(Ensemble Empirical Mode Decomposition)等算法获取振动信号特征。WT算法依赖固定的小波基和分层数,不能够自适应分解且存在频带能量泄漏问题^[3-4];EMD算法虽然能够自适应分解^[5],但存在过包络、欠包络、模态混叠等现象^[6-7];EEMD算法通过添加辅助噪声抑制了EMD算法的模态混叠^[8],但其效果取决于加入的白噪声的大小与集成的次数^[9]。Torres等提出的自适应白噪声完整集合经验模态分解CEEMDAN(Complete Ensemble Empirical Mode Decomposition with Adaptive Noise)^[10]方法,通过计算唯一余量信号获得各阶模态分量,其重构误差几乎为0,再结合小波阈值降噪降低振动信号采集时引入的噪声干扰,可有效地将断路器操动过程中的能量突变分解为高频本征模态函数(IMF)分量特征。

随着人工智能的发展,故障识别技术常采用人

工神经网络ANN(Artificial Neural Network)和支持向量机SVM(Support Vector Machine)^[11]等。利用神经网络方法进行故障诊断时,其抗噪声和泛化能力较强,但所需样本数较多,且存在局部收敛问题^[12]。与神经网络相比,SVM适用于解决小样本、高维数、非线性等问题^[13],常用于无法通过反复实验获取大量样本的场合。

高压断路器操动机构的振动信号样本少,采用CEEMDAN算法与小波阈值降噪后,将IMF分量样本熵输入SVM识别断路器典型故障。构建SVM分类模型时,通常采用粒子群优化PSO(Particle Swarm Optimization)算法、遗传算法GA(Genetic Algorithm)等对惩罚函数和核函数参数进行选择。本文引入基于免疫浓度思想的烟花算法FWA(FireWorks Algorithm)优化SVM参数,避免了陷入早熟和局部最优的问题^[14],可在较短时间内寻得最优参数,获得最佳的分类准确率。提取断路器操动过程4种状态下振动信号的CEEMDAN样本熵,将去噪后的IMF特征量输入FWA优化后的SVM(FWA-SVM)进行故障诊断。实验结果表明本文算法对断路器本振干扰和电磁噪声不敏感,能快速准确地对断路器状态进行分类识别。

1 振动信号特征提取

1.1 CEEMDAN算法

CEEMDAN算法在EEMD的基础上通过自适应添加白噪声进一步削弱模态混叠问题,从而提高了分解效率,该算法可对信号进行时频域模态分解^[15],适用于非线性、非平稳性信号的处理,算法具体过程

如下。

(1) 定义 ε_{i-1} 为求解 IMF 时的自适应系数, $w^i(n)$ 为第 i 次加入的零均值单位方差白噪声, $E_k(\cdot)$ 、 $f_{\text{IMF}k}$ 分别为通过 EMD 及 CEEMDAN 算法得到的第 k 个 IMF 分量。在原始信号 $x(n)$ 中加入噪声分量 $\varepsilon_0 w^i(n)$ 进行 EMD, 并在第 i 次加入白噪声后分解出第 1 个 IMF 分量:

$$\overline{f_{\text{IMF}1}}(n) = \frac{1}{I} \sum_{i=1}^I f_{\text{IMF}1}^i(n) \quad (1)$$

其中, I 为加入白噪声的次数。

(2) 计算 CEEMDAN 的第 1 个余量信号:

$$r_1(n) = x(n) - \overline{f_{\text{IMF}1}}(n) \quad (2)$$

(3) 向式(2)所示的余量信号中加入自适应白噪声 $\varepsilon_1 E_1(w^i(n))$ 后, 对其进行 EMD, 求解第 2 个 IMF 分量为:

$$\overline{f_{\text{IMF}2}}(n) = \frac{1}{I} \sum_{i=1}^I E_1(r_1(n) + \varepsilon_1 E_1(w^i(n))) \quad (3)$$

(4) 重复步骤(2)、(3), 可得到第 k 个余量信号和 $k+1$ 阶 IMF 分量分别如式(4)和式(5)所示。

$$r_k(n) = r_{k-1}(n) - \overline{f_{\text{IMF}k}}(n) \quad (4)$$

$$\overline{f_{\text{IMF}k+1}}(n) = \frac{1}{I} \sum_{i=1}^I E_1(r_k(n) + \varepsilon_k E_k(w^i(n))) \quad (5)$$

(5) 重复步骤(4), 直至余量信号无法进行 EMD 时算法终止。

假设算法终止后分解出 K 个 IMF 分量, 则最终的余量信号为:

$$R(n) = x(n) - \sum_{k=1}^K \overline{f_{\text{IMF}k}}(n) \quad (6)$$

由式(6)可知, CEEMDAN 算法能够实现信号的完全分解, 添加的白噪声在集合平均计算中彼此抵消。经过 CEEMDAN 算法处理后的振动信号被分解为一系列瞬时频率由高到低的 IMF 分量。原始振动信号噪声成分在不同模态下的分布不同, 利用其差异保留高频的 IMF 分量即可去除低频本振干扰。

1.2 振动信号小波包降噪

经过 CEEMDAN 算法去噪处理后, 剩余高频模态分量混叠了电磁噪声。引入小波包软阈值降噪算法进一步去噪, 软阈值函数为:

$$d'_{j,k} = \begin{cases} \text{sgn}(d_{j,k}) (|d_{j,k}| - \lambda) & |d_{j,k}| \geq \lambda \\ 0 & |d_{j,k}| < \lambda \end{cases} \quad (7)$$

$$\lambda = P\sigma\sqrt{2\ln N_1} \quad (8)$$

其中, $\text{sgn}(\cdot)$ 为符号函数; $d_{j,k}$ 、 $d'_{j,k}$ 分别为处理前、后的小波系数; λ 为阈值; P 为常数; N_1 为分解后各层小波系数长度; σ 为估计的噪声方差。

通过设定阈值使较小的系数为 0, 重构阈值筛

选后的小波系数^[16], 得到去除电磁干扰的 IMF 分量。

1.3 样本熵

为表征断路器振动信号时间序列复杂度及非线性程度, 本文将去除干扰后的 IMF 分量样本熵作为特征向量, 表征信号包含的机械状态信息。与近似熵相比, IMF 分量样本熵的计算不依赖数据长度, 且具有更好的一致性, 可用 $\text{SampEn}(N_2, m, r)$ 表示, 其中 N_2 为序列长度, m 为维数, r 为相似度, 文献[17]对其详细计算过程进行了说明。

2 基于 FWA-SVM 分类算法

SVM 算法适用于断路器测试中的小样本状态分类^[11], 在构建 SVM 分类模型时, 其最佳核函数参数 g 和惩罚参数 C 的选择对分类性能有很大的影响, 本文采用 FWA 对 SVM 参数寻优; 烟花产生的火花个数是基于免疫算法中的免疫浓度思想进行计算的, 即适应度值越好的烟花爆炸产生的火花数目越多, 反之产生的火花数量越少^[18]。具体寻优过程如下。

(1) 设置初始种群数 N_3 、最大迭代次数 T 、惩罚函数 $C_{\max}$ 和 $C_{\min}$ 、核参数 $g_{\max}$ 和 $g_{\min}$ 。

(2) 初始化种群, 在特定解空间内随机产生烟花 (核函数参数 g 和惩罚系数 C); 利用 SVM 进行学习 and 训练, 计算个体适应度值。

(3) 计算每个烟花爆炸产生的火花个数, 以及可以产生火花的幅度。

(4) 根据式(9)计算每个烟花的火花个数 S_i 。

$$S_i = m \frac{Y_{\max} - f(x_i) + \varepsilon}{\sum_{i=1}^{N_3} (Y_{\max} - f(x_i)) + \varepsilon} \quad (9)$$

其中, m 为限制火花总数的常数; $Y_{\max}$ 为当前种群最差适应度值; $f(x_i)$ 为烟花个体 x_i 的适应度值; ε 为常数。

(5) 根据式(10)计算烟花爆炸幅度范围 A_i 。

$$A_i = A^* \frac{f(x_i) - Y_{\min} + \varepsilon}{\sum_{i=1}^{N_3} (f(x_i) - Y_{\min}) + \varepsilon} \quad (10)$$

其中, A^* 为最大爆炸幅度; $Y_{\min}$ 为当前种群最佳适应度值。

(6) 为保证种群多样性, 对烟花进行高斯变异。

(7) 对超出边界的火花采用映射规则。

(8) 对于整个空间烟花选择保留最优个体, 然后利用锦标赛选择策略选择其他个体, 个体选择概率为:

$$P(x_i) = \frac{F_{\max} - f(x_i)}{\sum_{i \in \Omega} (F_{\max} - f(x_i))} \quad (11)$$

其中, $F_{\max}$ 为烟花集合 Ω 中个体的最大适应度值;

(9) 若满足算法终止条件, 即连续操作一定次数

后未找到更优解,则算法终止,返回当前最优SVM参数以及分类准确度;否则返回步骤(3)。

为验证FWA优化性能,将FWA与GA和PSO算法进行实验对比,实验采用式(12)所示的Rosenbrock测试函数,函数维度为30维,目标函数迭代100次时,算法的收敛曲线如图1所示。

$$f_{\text{Rb}}(x) = \sum_{i=1}^{D-1} \left[100(x_{i+1} - x_i^2)^2 + (x_i - 1)^2 \right] \quad (12)$$

其中, D 为变量数量。

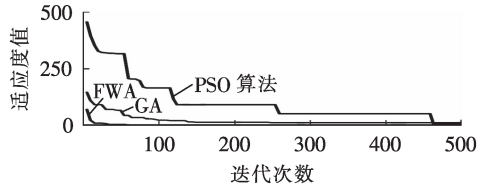


图1 Rosenbrock测试函数迭代曲线

Fig.1 Iterative curve of Rosenbrock test function

由图1可以看出,相比PSO算法和GA,FWA可快速寻得函数最优解,收敛性能更好。

3 断路器故障诊断流程

对断路器振动信号进行CEEMDAN获取 K 个IMF分量,依据相关系数与归一化能量筛选前 k 阶IMF,采用小波包软阈值降噪后计算样本熵特征向量,输入FWA-SVM进行故障诊断,算法流程如附录A中的图A1所示。

4 实验及结果分析

4.1 断路器测试实验

采用ZN-65真空断路器作为实验平台分别模拟3种断路器故障:增加阻尼模拟转轴卡涩(B)、本体一角垫高模拟基座松动(C)、调整铁芯间隙使挚子不能被击发模拟拒动故障(D),3种故障示意图见附录B中的图B1。

以断路器分闸线圈电流作为触发信号,选用EV21A4型压电加速度传感器(频率范围为3 Hz~3 kHz,分辨率为重力加速度的0.1%),采样频率为51.2 kHz,采集上述3种模拟故障状态和正常状态(A)下的振动信号各20组,信号时域波形具体如图2所示。

由图2可见,不同状态下分闸部件撞击产生的冲击波能量不同,振动信号时域波形能反映部件运动过程能量的变化,但无法直接判断故障类型,需要提取振动信号特征量判别故障类型。

4.2 特征提取

利用CEEMDAN算法将振动信号自适应分解为若干IMF分量,CEEMDAN与EEMD算法得到的转轴卡涩故障前9阶分量图见附录B中的图B2。图3为 f_{IMF8} 与 f_{IMF9} 分量的快速傅里叶变换(FFT)结果,可见

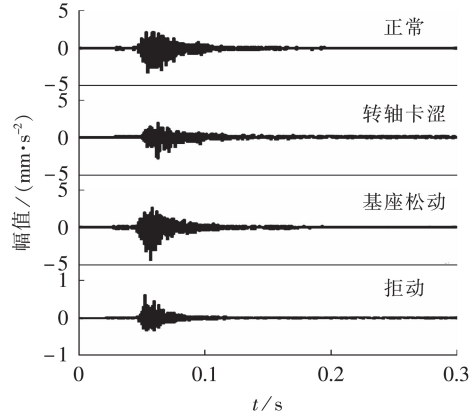
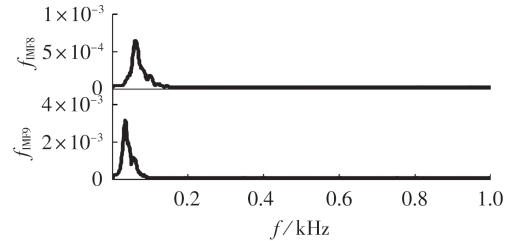
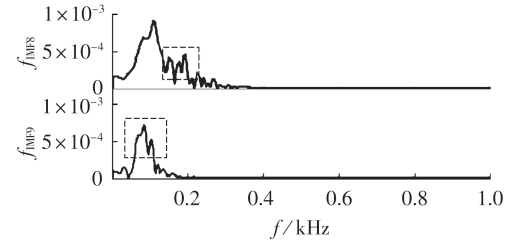


图2 断路器振动信号时域波形

Fig.2 Time-domain waveforms of circuit breaker vibration signal



(a) CEEMDAN 算法



(b) EEMD 算法

图3 f_{IMF8} 与 f_{IMF9} 的频谱

Fig.3 Spectrums of f_{IMF8} and f_{IMF9}

虚线框所示的区域内EEMD结果出现多峰现象,造成不同程度的模态混叠,而CEEMDAN算法得到的 f_{IMF} 频谱成分简单、模态分离效果更好。2种算法的重构误差见图4,由图可见,EEMD算法的重构误差不超过 5×10^{-3} ,CCEEMDA算法的重构误差不超过 5×10^{-16} 。

分别计算各IMF分量的归一化自相关函数与原始信号归一化自相关函数的相关系数 γ 以及归一化能量,结果如图5所示。由图可见, $f_{\text{IMF1}}-f_{\text{IMF8}}$ 与原始信号的相关系数 $\gamma > 0.1$, $f_{\text{IMF9}}-f_{\text{IMF14}}$ 与原始信号的相关系数 $\gamma \in [0, 0.1]$,第9阶之后的 f_{IMF} 与原始信号的相关系数很小;进一步分析其归一化能量, f_{IMF1} 分量包含了原始信号的大部分能量,从 f_{IMF2} 开始能量逐渐减小, f_{IMF8} 时接近0,则取前7阶IMF分量即可表征断路器的主要机械状态信息。

对 $f_{\text{IMF8}}-f_{\text{IMF14}}$ 分量频谱图进行分析,结果如图6所示,其频率最高点分布在1~190 Hz范围内。因

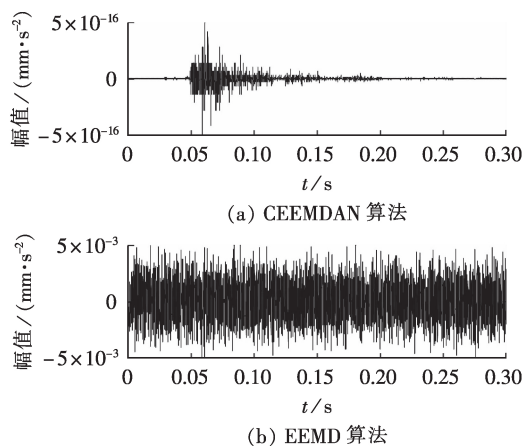


图4 CEEMDAN与EEMD算法的重构误差
Fig.4 Reconstruction error of CEEMDAN and EEMD algorithms

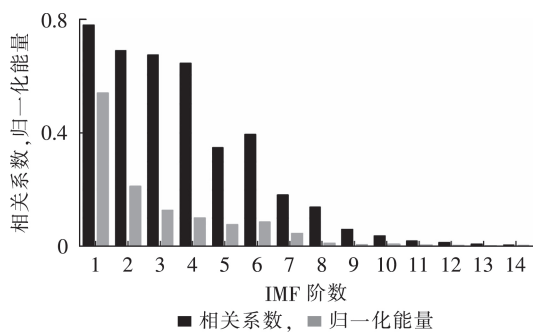


图5 IMF分量相关系数及归一化能量值
Fig.5 Correlation coefficient and normalized energy value of IMF components

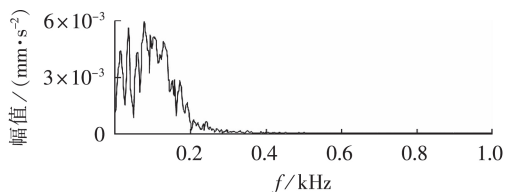


图6 $f_{\text{IMF8}}-f_{\text{IMF14}}$ 的频谱
Fig.6 Spectrum of $f_{\text{IMF8}}-f_{\text{IMF14}}$

此,转轴卡涩信号经CEEMDAN算法处理后,保留高频段的前7阶IMF,即可去除低频本振干扰。

选择sym8小波对含噪信号进行4层小波分解,采用混合型阈值规则“heursure”进行自适应阈值消噪,去噪后的IMF分量图见附录B中的图B3,去噪效果图如图7所示。

为验证去噪效果,按照式(13)计算去噪前后噪声抑制比^[20]。

$$\rho_{\text{NRR}} = 10(\lg \sigma_1^2 - \lg \sigma_2^2) \quad (13)$$

其中, ρ_{NRR} 为有用信息的凸显程度; σ_1^2 、 σ_2^2 分别为去噪前、后方差。计算结果如表1所示,可见本文方法能有效抑制噪声干扰。

计算经过CEEMDAN与小波去噪后的1—7阶

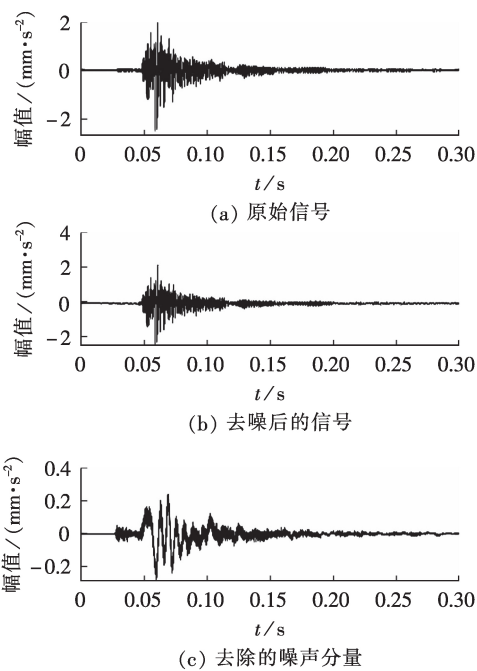


图7 转轴卡涩信号的去噪效果
Fig.7 Denoising effect of rotary shaft failure signal

表1 不同去噪方法的噪声抑制比

Table 1 Values of ρ_{NRR} under different denoising methods

方法	ρ_{NRR}
EEMD算法+小波包去噪	7.0325
CEEMDAN算法+小波包去噪	15.4657

IMF分量样本熵,结果如表2所示。当参数 $m=2$ 、 $r=0.18$ 时4种机械状态下的信号区分度更好,可见各种状态下振动信号样本熵值没有明显重叠。将前7阶 f_{IMF} 分量样本熵作为断路器振动信号的特征向量,输入FWA-SVM中进一步分类识别。

表2 振动信号的IMF分量样本熵

Table 2 Sample entropy of IMF components of vibration signal

状态	样本熵						
	f_{IMF1}	f_{IMF2}	f_{IMF3}	f_{IMF4}	f_{IMF5}	f_{IMF6}	f_{IMF7}
A	1.121	1.052	0.946	0.512	0.224	0.235	0.121
	1.114	1.085	0.857	0.513	0.211	0.232	0.105
B	0.891	0.749	0.612	0.289	0.154	0.182	0.039
	0.895	0.774	0.608	0.291	0.139	0.167	0.041
C	0.897	0.756	0.692	0.293	0.155	0.185	0.085
	0.871	0.719	0.574	0.279	0.139	0.172	0.057
D	0.795	0.541	0.458	0.251	0.148	0.115	0.098
	0.754	0.461	0.431	0.249	0.124	0.143	0.085

4.3 基于FWA-SVM的故障诊断

断路器故障诊断实际上是依据振动信号样本,提取样本特征并进行分类的过程。本文SVM采用径向基核函数和基于惩罚参数思想的SVM分类器(C-SVC)实现,其中,核函数参数 g 和惩罚系数 C 取值范围均为 $2^{-10} \sim 2^{10}$,采用FWA寻优最佳 C 、 g 使SVM

分类准确率达到最高。将前40组振动信号的样本熵作为训练样本建立SVM分类模型,其余40组输入训练好的SVM进行测试。寻优结果如表3所示,由表可见FWA优化算法的寻优时间更短、分类准确率更高。故障分类结果图如图8所示,由图可见,本文方法对40个测试样本的分类结果全部正确,分类准确率达到100%。

表3 不同寻优算法的参数及分类准确率

Table 3 Parameters and classification accuracy of different optimization algorithms

算法	C	g	t/s	准确率/%
GA	0.198	0.27	9.68	96.24
PSO算法	0.01	0.1	15.21	95.12
FWA	0.01	3.409	3.52	100

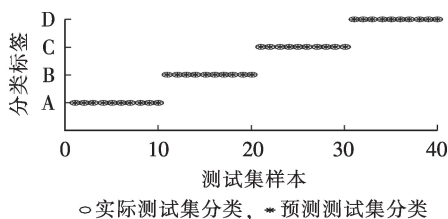


图8 FWA-SVM故障诊断结果

Fig.8 Fault diagnosis results of FWA-SVM

将振动信号特征量输入SVM、FWA-SVM以及BP神经网络中作对比研究,SVM及BP神经网络参数依据实际工程经验值设置,诊断结果如表4所示。

表4 不同诊断模型性能比较

Table 4 Performance comparison among different diagnostic models

诊断模型	识别率/%	训练时间/s	测试时间/s
FWA-SVM	100	10.15	0.147
SVM	94.62	2.69	2.698
BP神经网络	62	135.72	26.54

由表4可知:FWA-SVM算法的识别率最高,SVM识别率稍低,BP神经网络分类由于陷入局部最优,网络训练失败,识别率只达到62%;FWA-SVM的测试时间最短,训练时间相比SVM有所增加,但在实际应用时,可在离线状态下利用历史数据训练诊断模型,并不影响实时诊断效率,因此,FWA-SVM算法更适用于断路器在线实时故障诊断。

5 结论

机械振动信号可反映高压断路器动作过程的异常,提出一种基于CEEMDAN样本熵和FWA-SVM相结合的高压断路器故障诊断方法,主要结论如下。

(1)将CEEMDAN算法与小波包阈值去噪结合,有效解决了电磁噪声与断路器本体干扰的影响。

(2)相比EEMD算法,CEEMDAN算法的各阶IMF分量未出现混叠现象,求取的各IMF样本熵可准确表征断路器在不同状态下的振动信号特征。

(3)将断路器振动信号样本熵特征输入FWA-SVM,能够准确、快速辨识断路器故障类型。与BP神经网络和SVM分类算法相比,FWA-SVM更适合断路器在线实时故障诊断。

附录见本刊网络版(<http://www.epae.cn>)。

参考文献:

- [1] YANG Qiuyu, RUAN Jiangjun, ZHUANG Zhijian, et al. A new vibration analysis approach for detecting mechanical anomalies on power circuit breakers[J]. IEEE Access, 2019, 7: 14070-14080.
- [2] 李舒适, 王丰华, 耿俊秋, 等. 基于优化VMD的高压断路器机械状态检测[J]. 电力自动化设备, 2018, 38(11): 148-154.
LI Shushi, WANG Fenghua, GENG Junqiu, et al. Mechanical state detection of high voltage circuit breaker based on optimized VMD[J]. Electric Power Automation Equipment, 2018, 38(11): 148-154.
- [3] 陈伟根, 范海炉, 王有元, 等. 基于小波能量与神经网络的断路器振动信号识别方法[J]. 电力自动化设备, 2008, 28(2): 29-32.
CHEN Weigen, FAN Hailu, WANG Youyuan, et al. Identification method of circuit breaker vibration signal based on wavelet energy and neural network[J]. Electric Power Automation Equipment, 2008, 28(2): 29-32.
- [4] 张君, 韩璞, 董泽, 等. 基于小波变换的振动信号分析中能量泄漏的研究[J]. 中国电机工程学报, 2004, 24(10): 238-243.
ZHANG Jun, HAN Pu, DONG Ze, et al. Research on energy leakage in vibration signal analysis based on wavelet transform[J]. Proceedings of the CSEE, 2004, 24(10): 238-243.
- [5] 赵洪山, 李浪. 基于MCKD-EMD的风电机组轴承早期故障诊断方法[J]. 电力自动化设备, 2017, 37(2): 29-36.
ZHAO Hongshan, LI Lang. Early fault diagnosis method for wind turbine bearing based on MCKD-EMD[J]. Electric Power Automation Equipment, 2017, 37(2): 29-36.
- [6] 朱赛, 尚伟. 经验模态分解中包络线算法[J]. 火力与指挥控制, 2012, 37(9): 125-128.
ZHU Sai, SHANG Wei. Envelope algorithm in empirical mode decomposition[J]. Fire Control and Command Control, 2012, 37(9): 125-128.
- [7] 胡爱军, 孙敬敬, 向玲. 经验模态分解中的模态混叠问题[J]. 振动、测试与诊断, 2011, 31(4): 429-434.
HU Aijun, SUN Jingjing, XIANG Ling. Modal aliasing problem in empirical mode decomposition[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2011, 31(4): 429-434.
- [8] 齐天, 裴焱, 吴亚锋. 利用聚合经验模态分解抑制振动信号中的模态混叠[J]. 噪声与振动控制, 2010, 30(2): 103-106.
QI Tian, QIU Yan, WU Yafeng. Application of EEMD to suppression of mode mixing in oscillation signals[J]. Noise and Vibration Control, 2010, 30(2): 103-106.
- [9] 蔡艳平, 李艾华, 徐斌, 等. 集成经验模态分解中加入白噪声的自适应准则[J]. 振动、测试与诊断, 2011, 31(6): 709-714.
CAI Yanping, LI Aihua, XU Bin, et al. Adaptive guideline of ensemble empirical mode decomposition with gauss white noise[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2011, 31(6): 709-714.
- [10] TORRES M E, COLOMINAS M A, SCHLOTTHAUER G, et al. A complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise[C]//IEEE International Conference on Acou-

- stics, Speech and Signal Processing (ICASSP). Prague, Czech Republic: IEEE, 2011: 4144-4147.
- [11] 杨秋玉,阮江军,黄道春,等. 基于改进Hilbert-Huang变换和支持向量机的高压断路器触头超程状态识别[J]. 电力自动化设备, 2019, 39(1): 198-204.
YANG Qiuyu, RUAN Jiangjun, HUANG Daochun, et al. Over-travel detection of electrical contact for high voltage circuit breaker based on improved HHT and SVM[J]. Electric Power Automation Equipment, 2019, 39(1): 198-204.
- [12] LIM S, ZHU J. Integrated data envelopment analysis: global vs. local optimum[J]. European Journal of Operational Research, 2013, 229(1): 276-278.
- [13] CHERKASSKY V. The nature of statistical learning theory[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2013, 6(8): 1564-1564.
- [14] YU X, ZHAO B, MA T, et al. A self-adaptive fireworks algorithm for classification problems[J]. IEEE Access, 2018, 6: 44406-44416.
- [15] 孙曙光,于晗,杜太行,等. 基于振动信号样本熵和相关向量机的万能式断路器分合闸故障[J]. 电工技术学报, 2017, 32(7): 20-30.
SUN Shuguang, YU Han, DU Taihang, et al. Diagnosis on the switching fault of conventional circuit breaker based on vibration signal sample entropy and RVM[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2017, 32(7): 20-30.
- [16] 蒋玲莉,刘义伦,李学军,等. 小波包去噪与改进HHT的微弱信号特征提取[J]. 振动、测试与诊断, 2010, 30(5): 510-513.
JIANG Lingli, LIU Yilun, LI Xuejun, et al. Weak signal feature extraction based on wavelet packet denoising and improved HHT[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2010, 30(5): 510-513.
- [17] RICHMAN J S, RANDALL J. Physiological time-series analysis using approximate entropy and sample entropy[J]. American Journal of Physiology Heart & Circulatory Physiology, 2000, 278(3): 2039-2049.
- [18] YING T, CHAO Y, ZHENG S, et al. Introduction to fireworks algorithm[J]. International Journal of Swarm Intelligence Research, 2013, 4(4): 39-70.
- [19] 陈仁祥,汤宝平,吕中亮. 基于相关系数的EEMD转子振动信号降噪方法[J]. 振动、测试与诊断, 2012, 32(4): 542-546.
CHEN Renxiang, TANG Baoping, LÜ Zhongliang. Denoising method of rotor vibration signal based on correlation coefficient and EEMD[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2012, 32(4): 542-546.
- [20] 高佳程,田蕴卿,朱永利,等. 基于完全集合经验模态分解和排列熵的局部放电信号的小波包去噪方法[J]. 电力系统及其自动化学报, 2018, 30(3): 1-7.
GAO Jiacheng, TIAN Yunqing, ZHU Yongli, et al. Wavelet package denoising method for partial discharge signals based on CEEMD and PE[J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2018, 30(3): 1-7.

作者简介:



赵书涛

赵书涛(1968—),男,河北衡水人,教授,博士,主要研究方向为电气设备在线监测与故障诊断(E-mail: shutaozhao@163.com);

马莉(1995—),女,宁夏吴忠人,硕士研究生,主要研究方向为高压断路器在线监测与故障诊断(E-mail: 1431066770@qq.com);

朱继鹏(1991—),男,贵州铜仁人,硕士研究生,主要研究方向为电气设备故障诊断(E-mail: 861426018@qq.com);

李建鹏(1987—),男,河北石家庄人,硕士研究生,主要研究方向为电气设备故障诊断(E-mail: 1971606427@qq.com);

赵慧(1995—),女,河北衡水人,硕士研究生,主要研究方向为智能配电网的运行与控制(E-mail: 1695852210@qq.com)。

(编辑 任思思)

Mechanical fault diagnosis of high voltage circuit breaker based on CEEMDAN sample entropy and FWA-SVM

ZHAO Shutao¹, MA Li¹, ZHU Jipeng², LI Jianpeng³, ZHAO Hui¹

(1. School of Electrical & Electronic Engineering, North China Electric Power University, Baoding 071003, China;

2. Guiyang Huaxi Power Supply Bureau of Guizhou Grid Company, Guiyang 550000, China;

3. Maintenance Branch of State Grid Hebei Electric Power Company, Shijiazhuang 050000, China)

Abstract: Aiming at the problem that feature extraction is easy to be affected by jamming signal in the process of mechanical fault identification based on vibration signal of circuit breaker, a fault feature extraction method that combines CEEMDAN (Complete Ensemble Empirical Mode Decomposition with Adaptive Noise) and sample entropy is proposed. Several IMF (Intrinsic Mode Function) components that reflect the mechanical state information of operating process are extracted by CEEMDAN. The top 7th order components are selected based on the energy distribution and correlation coefficients and denoised by wavelet packet soft threshold, and their sample entropies are calculated as the feature quantities. The FWA (Fire-Works Algorithm) based on immune concentration is used to optimize the support vector machine classifier to identify the different operating states of the circuit breaker. The experimental results show that the features based on CEEMDAN sample entropy extraction are not sensitive to signal interference, and the FWA-SVM diagnosis method has a good effect on fault identification of high voltage circuit breakers.

Key words: high voltage circuit breaker; vibration signal; complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise; support vector machines; fault diagnosis

附录 A

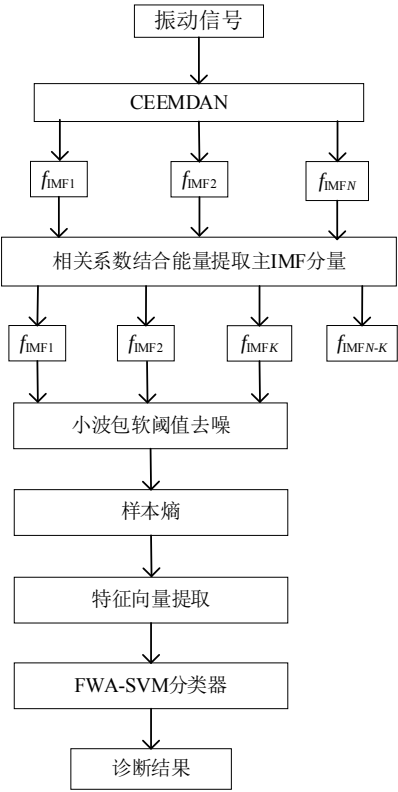


图 A1 基于 CEEMDAN 样本熵与 FWA-SVM 的断路器机械故障诊断流程

Fig.A1 Circuit breaker mechanical fault diagnosis flowchart based on CEEMDAN sample entropy and FWA-SVM

附录 B



图 B1 3 种故障示意图

Fig.B1 Schematic diagram of three faults

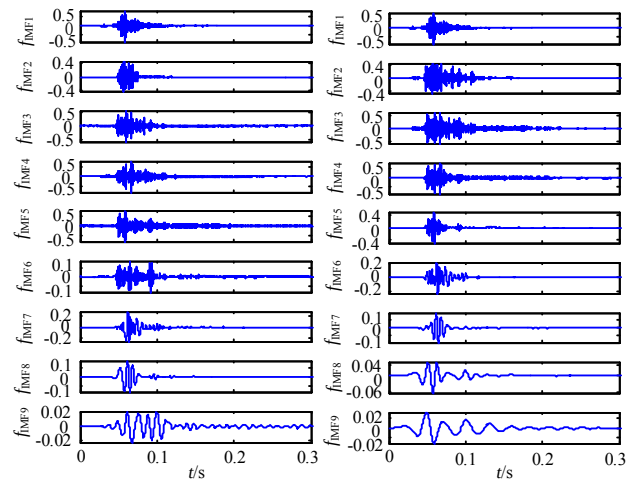


图 B2 转轴卡涩信号的 CEEMDAN 与 EEMD 分解结果
Fig.B2 CEEMDAN and EEMD decomposition results of rotary shaft signal

