

# 基于 EWT 和多尺度熵的高压断路器故障诊断\*

万书亭<sup>1</sup>, 豆龙江<sup>1</sup>, 刘荣海<sup>2</sup>, 张 轩<sup>3</sup>

(1. 华北电力大学机械工程系 保定, 071003) (2. 云南电网有限责任公司电力科学研究院 昆明, 650000)

(3. 华北电力大学图书馆 保定, 071003)

**摘要** 提出了一种以经验小波变换(empirical wavelet transform, 简称 EWT)和多尺度熵相结合的高压断路器振动信号的特征向量提取和故障诊断的分析方法。首先,将高压断路器的振动信号进行经验小波变换,得到内禀模态函数(intrinsic mode function, 简称 IMF),选择相关系数较大的 IMF 进行重构;其次,提取重构信号的多尺度熵作为表征断路器状态的特征向量,采用归一化的方法对特征向量进行预处理并以此作为支持向量机(support vector machine, 简称 SVM)的输入向量进行分类训练;最后,将测试样本信号故障特征输入训练好的 SVM,在 SVM 核函数参数进行网格算法优化的基础上进行状态识别及分类。实验结果表明,该方法可快速准确地检测高压断路器故障,实现了断路器故障的状态识别。

**关键词** 断路器; 经验小波变换; 多尺度熵; 故障诊断; 支持向量机

**中图分类号** TM507; TH17

## 引 言

高压断路器作为电网运行的重要设备,具有控制与保护的作用,高压断路器性能的可靠性关系到整个电网运行的安全与稳定。电力设备的在线监测和快速诊断的发展推动着智能电网的建设,为了改善以往定期巡检带来的负面影响,加强对断路器运动时产生的振动信号的研究,提前发现潜在故障,对提高断路器运行的可靠性以及加强电力系统的稳定性具有重要意义<sup>[1-2]</sup>。

高压断路器在合闸或分闸过程中产生的机械振动信号蕴含了丰富的操作机构状态信息,针对其振动信号展开分析可发现断路器操作机构的螺丝松动、铁芯卡涩等故障信息<sup>[3-5]</sup>,因此,基于振动信号的故障诊断与状态识别逐渐成为研究热点<sup>[6-11]</sup>。文献[12]采取希尔伯特-黄变换,采用经验模态分解(empirical mode decomposition, 简称 EMD)处理高频分量,根据分解后的各固有模态函数能量分布特点对断路器故障进行分类,验证了该方法的有效性。文献[13]将小波包和径向基神经网络相结合用来对断路器振动信号进行特征提取和模式识别,取得了一定效果。文献[14]使用因子分析对特征量进行降

维优化、支持向量机经粒子群参数寻优后对断路器的状态进行分类,取得了较好的效果。文献[15]提出了基于经验模态分解能量总量法与 SVM 相结合的断路器振动信号的特征向量提取和故障分类的方法,并验证了方法的有效性。但这些诊断方法仍存在一定的不足,例如,EMD 和集合经验模态分解(ensemble empirical mode decomposition, 简称 EEMD)均采用与小波结构相类似的递归筛分算法,二者缺乏完备的数学理论,分解得到的模态数量较多,且每个模态的筛分需要多次迭代,筛分计算量较大。应用小波包分析信号必须选定基函数和分解尺度,基函数的选择影响着计算的效率和分析的有效性,不同的基函数造成分析结果的不同,具有一定的局限性。Gilles<sup>[16]</sup>基于小波变换和窄带信号分析理论,给出了 EWT 的运算过程。EWT 理论依据完备且计算量远小于 EEMD 和 EMD,其本质是通过信号频谱进行自适应地分割,构造合适的小波滤波器组,从而提取信号的不同调频调幅成分。该方法已成功应用于信号处理和图像降噪分析中<sup>[17-19]</sup>。研究表明,EWT 不仅避免了端点效应和模态混叠现象,还提高了信噪比、加快了计算速度。

经查阅国内外文献,鲜有学者将 EWT 引入到断路器故障诊断与状态识别中,笔者尝试利用经验

\* 中央高校基本科研业务费资助项目(2017XS133);河北省自然科学基金资助项目(E201502008)  
收稿日期:2016-09-19;修回日期:2016-11-09

小波变换处理断路器分闸过程中振动信号,从信噪比较低的原始信号中提取出包含特征信息的信号分量,然后引入多尺度熵作为信号的特征向量,最后利用 SVM 完成状态识别与分类。研究表明,该方法可快速准确的提取断路器故障特征,并完成断路器故障的状态识别。

### 1 EWT 原理

经验小波变换以小波理论作为基础框架,利用自适应选择的带通滤波器提取信号的不同调频调幅成分。为了选择合适的带通滤波器,需要对信号的 Fourier 谱进行自适应分割。假设将 Fourier 支撑  $[0, \pi]$  分割成  $N$  个连续的部分  $\Delta_n = [\omega_{n-1}, \omega_n], n = 1, 2, \dots, N$  ( $\omega_0 = 0, \omega_N = \pi$ ),  $\omega_n$  为相邻两个极大值的中点,那么  $\cup_{n=1}^N \Delta_n = [0, \pi]$ ,如图 1 所示。图中的过渡区域以  $\omega_n$  为中心,宽度为  $2\tau_n$ 。完成分割区间  $\Delta_n$  后,借鉴 Meyer 小波构造方法,Gills 定义了经验尺度函数  $\hat{\varphi}_n(\omega)$  如式(1)所示,经验小波函数  $\hat{\psi}_n(\omega)$  如式(2)所示。

$$\hat{\varphi}_n(\omega) = \begin{cases} 1 & (|\omega| \leq \omega_n - \tau_n) \\ \cos \left[ \frac{\pi}{2} \beta \left( \frac{1}{2\tau_n} (|\omega| - \omega_n + \tau_n) \right) \right] & (\omega_n - \tau_n \leq |\omega| \leq \omega_n + \tau_n) \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (1)$$

$$\hat{\psi}_n(\omega) = \begin{cases} 1 & (\omega_n + \tau_n \leq |\omega| \leq \omega_{n+1} - \tau_{n+1}) \\ \cos \left[ \frac{\pi}{2} \beta \left( \frac{1}{2\tau_{n+1}} (|\omega| - \omega_{n+1} + \tau_{n+1}) \right) \right] & (\omega_{n+1} - \tau_{n+1} \leq |\omega| \leq \omega_{n+1} + \tau_{n+1}) \\ \sin \left[ \frac{\pi}{2} \beta \left( \frac{1}{2\tau_n} (|\omega| - \omega_n + \tau_n) \right) \right] & (\omega_n - \tau_n \leq |\omega| \leq \omega_n + \tau_n) \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (2)$$

其中:  $\tau_n = \gamma \omega_n; \gamma = \min_n [(\omega_{n-1} - \omega_n) / (\omega_{n+1} + \omega_n)]; \beta(x) = x^4(35 - 84x + 70x^2 - 20x^3)$ 。

在经验小波变换方法中,选择合适的算法对振动信号的傅里叶频谱进行分割至关重要,直接影响自适应分解的结果。完成自适应分解后,各自的频

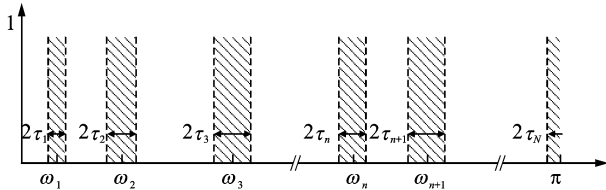


图 1 傅里叶坐标系的分割

Fig. 1 Partitioning of the Fourier axis

谱对应不同特定支撑频率为中心的模态<sup>[20]</sup>。将 Fourier 支撑  $[0, \pi]$  分割成  $N$  个连续的部分,除去  $0$  和  $\pi$ ,还需确定  $N-1$  个边界。笔者采取通过在频域范围内检测幅值的极大值,按照从大到小的规律排列,取前  $N-1$  个极大值点选择合适的算法确定边界。

借鉴了传统经验小波变换的方法来定义经验小波变换  $W_f^e(n, t)$ ,经验小波函数与信号内积产生细节系数,经验尺度函数与信号内积产生近似系数

$$W_f^e(n, t) = \langle f(t), \psi_n(t) \rangle = \int f(\tau) \overline{\psi_n(\tau-t)} d\tau = F^{-1} [f(\omega) \hat{\psi}_n(\omega)] \quad (3)$$

$$W_f^e(0, t) = \langle f(t), \varphi_1(t) \rangle = \int f(\tau) \overline{\varphi_1(\tau-t)} d\tau = F^{-1} [f(\omega) \hat{\varphi}_1(\omega)] \quad (4)$$

其中:  $F[\cdot]$  和  $F^{-1}[\cdot]$  为傅里叶变换和逆变换;  $\psi_n(t)$  和  $\varphi_1(t)$  分别为经验小波函数和尺度函数;  $\hat{\psi}_n(\omega)$  和  $\hat{\varphi}_1(\omega)$  分别为  $\psi_n(t)$  和  $\varphi_1(t)$  的傅里叶变换;  $\overline{\psi_n(t)}$  和  $\overline{\varphi_1(t)}$  分别表示  $\psi_n(t)$  和  $\varphi_1(t)$  的复共轭。

原始信号重建为

$$f(t) = W_f^e(0, t) * \varphi_1(t) + \sum_{n=1}^N W_f^e(n, t) * \psi_n(t) = F^{-1} \left[ \hat{W}_f^e(0, \omega) \hat{\varphi}_1(\omega) + \sum_{n=1}^N \hat{W}_f^e(n, \omega) * \hat{\psi}_n(\omega) \right] \quad (5)$$

其中:  $*$  为卷积符号;  $\hat{W}_f^e(0, \omega)$  和  $\hat{W}_f^e(n, \omega)$  分别表示  $W_f^e(0, t)$  和  $W_f^e(n, t)$  的傅里叶变换。

经验模式  $f_k(t)$  可定义为

$$f_0(t) = W_f^e(0, t) * \varphi_1(t) \quad (6)$$

$$f_k(t) = W_f^e(k, t) * \psi_k(t) \quad (7)$$

### 2 多尺度熵

多尺度熵 (multi-scale entropy, 简称 MSE) 的计算步骤如下。

1) 假定原始序列为  $\{x(i) = x(1), x(2), \dots, x(N)\}$ , 通过人为设定嵌入维数  $m$  和相似容限  $r$ , 建立新的粗粒序列

$$y_j^\tau = \sum_{i=(j-1)\tau+1}^j x_i \quad (1 \leq j \leq \frac{N}{\tau}) \quad (8)$$

其中:  $\tau = 1, 2, \dots$  为尺度因子。

当  $\tau = 1$  时,  $y_j(1)$  就是原序列。非零整数  $\tau$ , 序列  $X_i$  被割分成  $N/\tau$  个长为  $\tau$  的粗粒序列  $y_j(\tau)$ 。

2) 对获得的  $N/\tau$  个粗粒序列求样本熵, 并作为尺度因子  $\tau$  的函数, 由此定义多尺度熵, 即

$$MSE(x, \tau, m, r) = \text{SampEn}(y^\tau, m, r) \quad (9)$$

样本熵在描述时间序列时的复杂程度为单一尺度, 熵值的大小代表了时间序列的复杂程度。多尺

度熵实质上相当于在不同尺度下计算时间序列的样本熵。若随着尺度因子增加,时间序列的熵值单调递减,则说明数据结构相对规则,在小尺度上包含更多状态信息;反之则说明数据结构相对复杂,在大尺度上包含更多信息。

### 3 支持向量机原理

SVM 是一种基于小样本训练的学习算法,以结构风险最小化为原则,工作原理如图 2 所示。图中:圆点和方点分别为不同的数据样本; $H$  为分类线,可以把两类样本准确分开; $H_1$ 、 $H_2$  为与  $H$  相平行且通过离分类线最近的样本的直线。 $H_1$  与  $H_2$  之间的间隔为分类间隔,如图 2 中方点标出的样本所示,因其支持了最优分类面故称为支持向量。

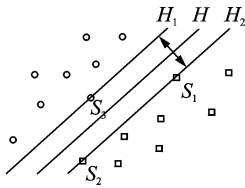


图 2 最优分类面

Fig. 2 Optimal separating hyperplane

### 4 实验应用分析

#### 4.1 实验模拟

如图 3 所示,以某开关厂 35 kV 户外高压 SF<sub>6</sub> 断路器为实验对象。采用江苏东华测试公司的 1A102E 型加速度传感器,该传感器的量程为 0~5 000 m/s<sup>2</sup>。经实验研究,将传感器安装在断路器操作机构基座上,能更好地获取操作机构的振动信号。

在断路器无载的情况下,摘除缓冲弹簧模拟缓冲弹簧无效故障、调节传动杆长度模拟传动机构故障、松动基座螺丝模拟基座螺丝松动故障,故障模拟如图 4 所示。

在正常状态下和 3 种故障状态下分别进行 6

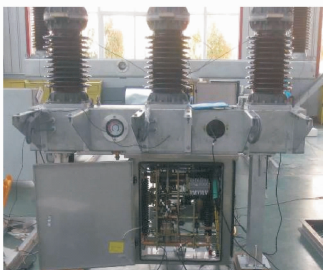


图 3 高压断路器振动测试实验

Fig. 3 Experiment of high voltage circuit breaker

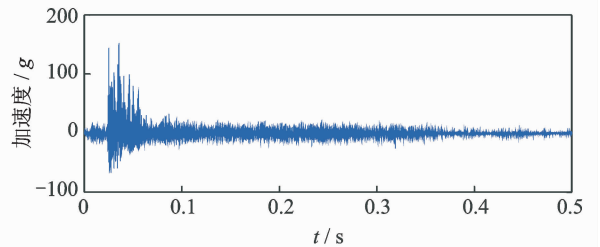


(a) 传动机构故障 (b) 基座螺丝松动 (c) 缓冲弹簧无效故障  
(a) Actuator fault (b) Base screw loosened (c) Buffer spring invalid

图 4 故障模式模拟实验

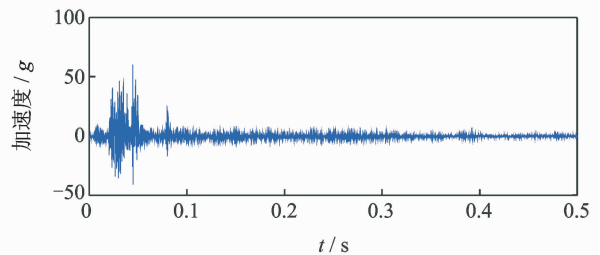
Fig. 4 Simulative experiments of fault patterns

次实验,数据采集器在断路器进行分闸操作时以 10 kHz 的速率采集 5 000 点,共得到 24 组数据。分闸过程中典型振动信号如图 5 所示。



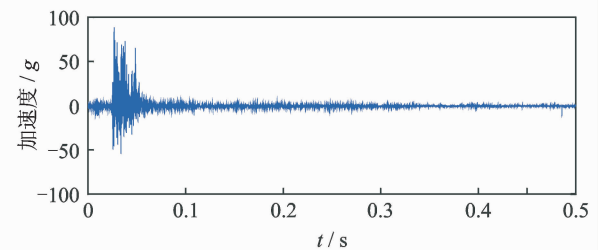
(a) 正常状态

(a) Normal state



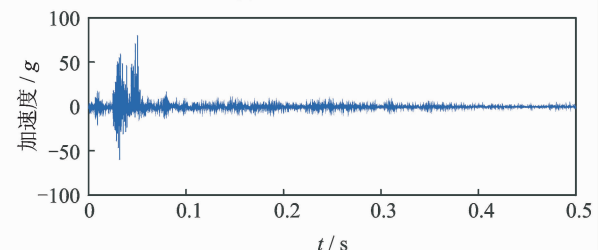
(b) 传动机构故障

(b) Actuator fault



(c) 基座螺丝松动

(c) Base screw loosened



(d) 缓冲弹簧无效

(d) Buffer spring invalid

图 5 高压断路器振动信号

Fig. 5 Vibration signal of high voltage circuit breaker

从图 5 可以看出,在时域内观察 4 种状态下断路器振动信号虽然存在一定的差异,但没有明显的变化规律,因此考虑引入经验小波变换处理断路器振动信号,从信噪比较低的原始信号中提取出包含特征信息的信号分量,然后提取各自多尺度熵作为信号的特征向量,最后利用 SVM 完成高压断路器的状态识别与分类。

### 4.2 振动信号分析

以基座螺丝松动振动信号为例,分别采用 EEMD 和 EWT 对其进行处理,分解得到的 IMF 如图 6 所示。可以看出,EWT 分解得到 6 个 IMF,运行时间为 0.517 s,每个 IMF 波形与原始振动信号大致相同;EEMD 分解得到 13 个 IMF,运行时间长达 35.449 s,显然增加了 EEMD 的迭代次数,存在虚假模态和模态混叠的现象,不利于提取振动信号特征。采用 EWT 处理断路器振动信号,不仅避免了模态混叠现象,还加快了计算速度,具有明显优势。

### 4.3 特征参数提取

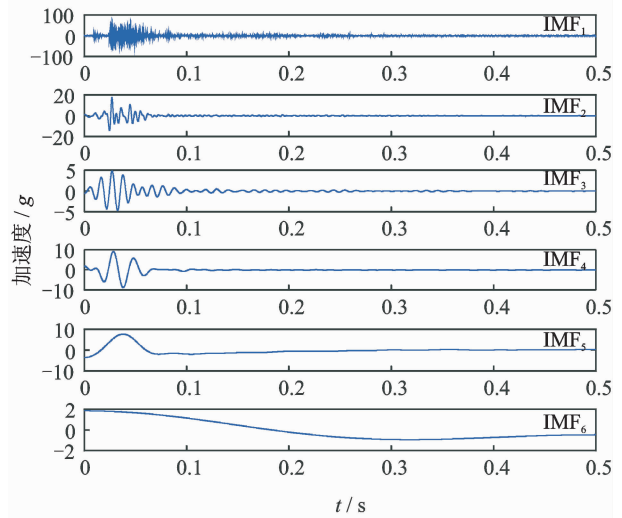
利用经验小波变换分别对 4 种状态的振动信号进行分解,经过多次实验分析,选择与原始信号相关系数最大的 3 个固有模态分量进行重构。对重构信号进行熵值求解,每种断路器状态各取 3 组数据,计算数据的样本熵并求其平均值,如表 1 所示。

表 1 4 种状态信号的样本熵值

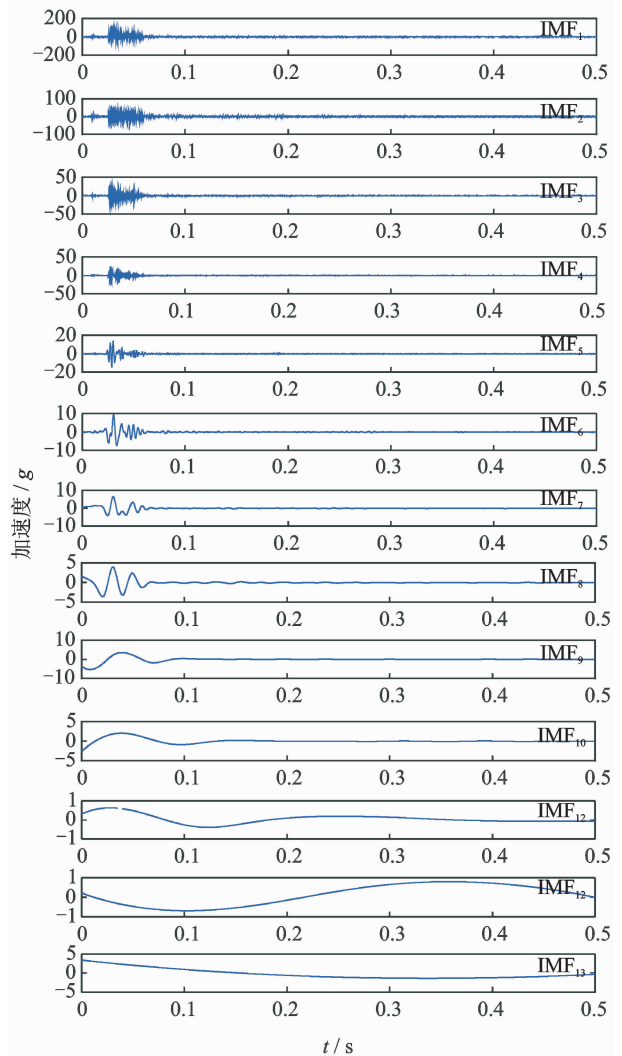
Tab.1 Sample entropy of four kinds of signals

样本	正常状态	传动机构故障	基座螺丝松动	缓冲弹簧无效
$S_1$	0.100 6	0.078 0	0.034 1	0.055 7
$S_2$	0.101 9	0.066 4	0.022 4	0.044 9
$S_3$	0.083 5	0.072 7	0.041 5	0.037 7
均值	0.095 3	0.072 4	0.032 6	0.046 1

从表 1 可以看出,不同故障状态振动信号样本熵大小不同,同种故障状态振动信号样本熵值在平均值附近来回波动。通过对 4 种振动信号样本熵大小的对比发现,正常状态和传动机构故障的样本熵值相对较大,说明这两种状态振动信号的时间序列相对不规则、复杂性较高。基座螺丝松动和缓冲弹簧无效样本熵值相对较小,代表了这两种状态振动信号时间序列相对较规则、复杂性较低。整体来看,样本熵基本可以实现断路器故障特征的提取,但也存在各种状态的样本熵值相差不大、个别出现交叉



(a) EWT分解获得的IMFs  
(a) IMFs decomposed by EWT



(b) EEMD分解获得的IMFs  
(b) IMFs decomposed by EEMD

图 6 EWT 和 EEMD 分解结果比较

Fig. 6 Comparison between the results of EWT and EEMD decomposition

重叠的问题,故障特征不明显。

从表1可以看出,对原始振动信号求取样本熵值其实是在单一尺度下时间序列的熵值,尽管不同状态的样本熵值不同,能够区分出断路器对应的状态,但是个别熵值较接近区分效果不明显。因此对于振动信号的分析引入多尺度熵,将分析结果绘成尺度因子的函数关系图,如图7所示。

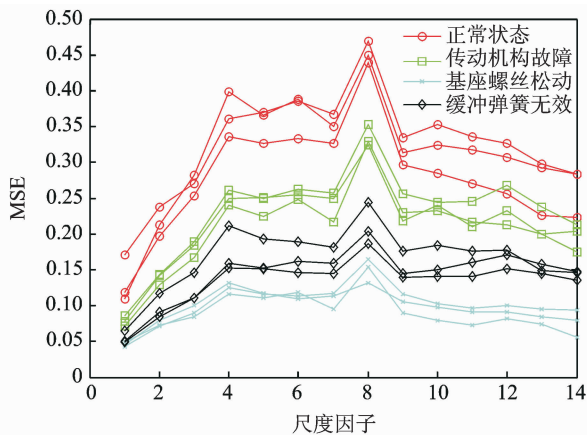


图7 4种状态信号的多尺度熵

Fig.7 Multi-scale entropy of four kinds of signals

从图7可以看出,对于断路器的振动信号分析引入多尺度熵后,4种状态的熵值大小排列与样本熵值大小排列相一致;随着尺度因子的变化,断路器4种状态熵值的变化非常直观地显示出来,同种状态的多尺度熵值变化规律一致、熵值大小均在同一区域范围内波动。从多尺度熵值变化图中区分故障类型非常明显与直观,相对于样本熵采用多尺度熵分析具有无可比拟的优越性。

#### 4.4 模式识别与分类

断路器本身的工作特性决定了其不能频繁的动作,实际实验采集的测试数据量有限,测试样本数较少,不利于故障识别训练。传统使用的专家系统以及神经网络方法需要较多的测试样本,样本越多,识别结果准确。支持向量机是一种基于小样本训练的识别方法,更适合于断路器故障的状态与分类<sup>[21]</sup>。这里使用林智仁教授提供的支持向量机工具 livs-vm 3.21 版,分类采用“一对其余”策略,考虑断路器正常工作状态及可能出现的故障,构建4个支持向量机即4种运行状态,最终结果由分类距离最大的向量机决定。

在支持向量机各项参数中,核函数的选取至关重要。由于径向基函数模型简单、参数少,故选择径

向基函数作为核函数。除了核函数外,需要选择相对较佳的惩罚参数  $C$  和核函数参数  $g$  来提升支持向量机的分类性能。笔者选择网格搜索算法进行参数优化寻找最优的  $C$  和  $g$ ,即尝试各种可能的  $C$  和  $g$  值,然后交叉验证,得出最优惩罚参数  $C$  为 16、核函数参数为 2。在此参数下,用训练集样本数据训练支持向量机,使用训练好的支持向量机对测试集样本数据进行分类测试,测试样本共 8 组数据,每种运行状态 2 组数据,与训练集数据不重叠。测试结果如图 8 所示。标签 1~4 分别代表正常状态、传动机构故障、基座螺丝松动和缓冲弹簧无效 4 种状态。可以看出,测试集中 8 组数据的分类结果与实际类别一致,分类准确率为 100%(8/8)。

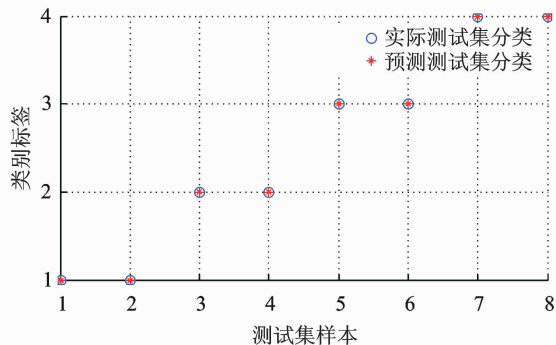


图8 实际分类与预测分类对比图

Fig.8 Comparison chart of actual classification and prediction classification

该结果表明,采用经验小波分解、多尺度熵特征值提取、网格参数优化和支持向量机分类在内的振信号特征提取和诊断方法能够准确地实现断路器故障实验中各种状态的分类。

## 5 结论

1) 将经验小波分解和多尺度熵相结合的方法首次应用在高压断路器振动信号的分析中。该方法不仅降低了模态混叠和虚假模态现象对特征提取的影响,而且大幅加快了计算速度,具有明显优势。

2) 通过多尺度熵与样本熵的对比分析得出,从多尺度熵值变化图中可以更直观、更明显地区分断路器故障类型,将振动信号的多尺度熵值作为特征参数有利于断路器状态识别及故障分类,对以后断路器的研究提供有益参考。

3) 研究结果表明,本算法能有效提取断路器故障振动信号的特征向量,并能正确地进行状态识别

与分类,提高了分类精度,取得了较好的诊断效果,为断路器故障诊断与状态识别提供了新的思路。

## 参 考 文 献

- [1] Runde M, Ottesen G E, Skyberg B, et al. Vibration analysis for diagnostic testing of circuit breakers[J]. IEEE Trans on Power Delivery, 1996, 11(4): 1816-1823.
- [2] Polycarpou A A, Soom A, Porter J W. Event timing and shape analysis of vibration bursts from power circuit breakers [J]. IEEE Trans on Power Delivery, 1996, 11(2): 848-857.
- [3] 李鹏飞,周文俊,曾国,等. 高压断路器合闸弹簧动态特性及储能状态检测方法[J]. 电工技术学报, 2016, 31(3):104-112.  
Li Pengfei, Zhou Wenjun, Zeng Guo, et al. The dynamic characteristics and energy storage state detection method of high-voltage circuit breaker closing spring [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2016, 31(3):104-112. (in Chinese)
- [4] Huang Nantian, Chen Huaijin, Zhang Shuxin, et al. Mechanical fault diagnosis of high voltage circuit breakers based on wavelet time-frequency entropy and one-class support vector machine[J]. Entropy, 2015, 18(1):1-17.
- [5] Lin C, Liu Peiling, Yeh P. Application of empirical mode decomposition in the impact-echo test[J]. NDT & E International, 2009, 42(7): 589-598.
- [6] 王小华,荣命哲,吴翊,等. 高压断路器故障诊断专家系统中快速诊断及新知识获取方法[J]. 中国电机工程学报, 2007, 27(3): 95-99.  
Wang Xiaohua, Rong Mingzhe, Wu Yi, et al. Method of quick fault diagnosis and new knowledge obtainment for high voltage circuit breaker expert system [J]. Proceedings of the CSEE, 2007, 27(3): 95-99. (in Chinese)
- [7] 国连玉,李可军,梁永亮,等. 基于灰色模糊综合评判的高压断路器状态评估[J]. 电力自动化设备, 2014, 34(11):161-167.  
Guo Lianyu, Li Kejun, Liang Yongliang, et al. HV circuit breaker state assessment based on gray-fuzzy comprehensive evaluation[J]. Electric Power Automation Equipment, 2014, 34(11):161-167. (in Chinese)
- [8] Niu Xin, Zhao Xiaoxia. The study of fault diagnosis the high-voltage circuit breaker based on neural network and expert system [J]. Procedia Engineering, 2012, 29: 3286-3291.
- [9] Huang Jian, Hu Xiaoguang, Yang Fan. Support vector machine with genetic algorithm for machinery fault diagnosis of high voltage circuit breaker[J]. Measurement, 2011, 44(6): 1018-1027.
- [10] 夏钰,王金鹏. 10kV 单电源用户常见事故跳闸及处理 [J]. 振动、测试与诊断, 2010, 30(2): 201-204.  
Xia Yu, Wang Jinpeng. Fault diagnosis of a customer substation of 10kV single power supply[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2010, 30(2): 201-204. (in Chinese)
- [11] 常广,王毅,王玮. 采用振动信号零相位滤波时频熵的高压断路器机械故障诊断[J]. 中国电机工程学报, 2013, 33(3): 155-162.  
Chang Guang, Wang Yi, Wang Wei. Mechanical fault diagnosis of high voltage circuit breakers utilizing zero-phase filter time-frequency entropy of vibration signal [J]. Proceedings of the CSEE, 2013, 33(3): 155-162. (in Chinese)
- [12] 李建鹏,赵书涛,夏燕青. 基于双谱和希尔伯特-黄变换的断路器故障诊断方法[J]. 电力自动化设备, 2013, 33(2): 115-119.  
Li Jianpeng, Zhao Shutao, Xia Yanqing. Fault diagnosis based on bispectrum and Hilbert-Huang transform for circuit breaker[J]. Electric Power Automation Equipment, 2013, 33(2): 115-119. (in Chinese)
- [13] 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. Circuit breaker vibration signal recognition based on wavelet energy and neural network[J]. Electric Power Automation Equipment, 2008, 28(2): 29-32. (in Chinese)
- [14] 程序,关永刚,张文鹏,等. 基于因子分析和支持向量机算法的高压断路器机械故障诊断方法[J]. 电工技术学报, 2014, 29(7): 209-215.  
Cheng Xu, Guan Yonggang, Zhang Wenpeng, et al. Diagnosis method on the mechanical failure of high voltage circuit breakers based on factor analysis and SVM[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2014, 29(7): 209-215. (in Chinese)
- [15] 孙一航,武建文,廉世军,等. 结合经验模态分解能量总量法的断路器振动信号特征向量提取[J]. 电工技术学报, 2014, 29(3): 229-236.  
Sun Yihang, Wu Jianwen, Lian Shijun, et al. Extrac-

tion of vibration signal feature vector of circuit breaker based on empirical mode decomposition amount of energy[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2014,29(3):229-236. (in Chinese)

- [16] Gilles J. Empirical wavelet transform [J]. IEEE Transactions on Signals Processing, 2013, 61(16): 3999-4010.
- [17] 向玲,李媛媛. 经验小波变换在旋转机械故障诊断中的应用[J]. 动力工程学报, 2015, 35(12):975-981.  
Xiang Ling, Li Yuanyuan. Application of empirical wavelet transform in fault diagnosis of rotary mechanisms[J]. Journal of Chinese Society of Power Engineering, 2015,35(12):975-981. (in Chinese)
- [18] 冯博,李辉,郑海起. 基于经验小波变换的轴承故障诊断研究[J]. 轴承, 2015,12:53-58.  
Feng Bo, Li Hui, Zheng Haiqi. Study on fault diagnosis for bearings based on empirical wavelet transform [J]. Bearing, 2015,12:53-58. (in Chinese)
- [19] 陈浩,郭军海,齐巍. 基于经验小波变换的目标加速度估计算法[J]. 北京航空航天大学学报, 2015,41(1): 154-159.  
Chen Hao, Guo Junhai, Qi Wei. Estimation of target's acceleration based on empirical wavelet transform [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2015,41(1):154-159. (in Chinese)
- [20] 李志农,朱明,褚福磊,等. 基于经验小波变换的机械故障诊断方法研究[J]. 仪器仪表学报,2014,35(11): 2423-2432.

Li Zhinong, Zhu Ming, Chu Fulei, et al. Mechanical fault diagnosis method based on empirical wavelet transform [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2014,35(11):2423-2432. (in Chinese)

- [21] 孙来军,胡晓光,纪延超. 一种基于振动信号的高压断路器故障诊断新方法[J]. 中国电机工程学报, 2006, 26(6):157-161.  
Sun Laijun, Hu Xiaoguang, Ji Yanchao. A new method of fault diagnosis for high voltage circuit breakers based on vibration signals [J]. Proceedings of the CSEE, 2006,26(6):157-161. (in Chinese)



**第一作者简介:**万书亭,男,1970年12月生,博士、教授、博士生导师。主要研究方向为旋转机械状态监测与故障诊断。曾发表《滚动轴承故障特征提取的EMD-频谱自相关方法》(《振动、测试与诊断》2016年第36卷第6期)等论文。  
E-mail:wanshuting1@sina.com

**通信作者简介:**豆龙江,男,1988年3月生,博士生。主要研究方向为旋转机械在线监测与故障诊断。  
E-mail:doulongjiang@126.com

