

DOI:10.13296/j.1001-1609.hva.2024.10.011

基于优化TQWT及孪生SVM的有载分接开关机械故障诊断

余长厅¹, 黎大健¹, 陈梁远², 张磊², 赵坚²

(1. 广西电网有限责任公司电力科学研究院, 南宁 530023; 2. 上海交通大学电力传输与功率变换控制教育部重点实验室, 上海 200240)

摘要: 为进一步提高有载分接开关(on-load tap changer, OLTC)机械状态监测的准确性, 文中基于优化品质因数可调小波变换(tunable quality wavelet transform, TQWT)对OLTC切换过程中的振动信号进行了分析。即使使用人工鱼群算法(artificial fish swarm algorithm, AFSA)基于分解余量与整体正交系数研究了TQWT的优化分解方法, 计算得到了OLTC振动信号的多个子序列, 构建了基于优化孪生支持向量机(twin support vector machine, TWSVM)的OLTC机械故障诊断模型。对某CM型OLTC正常与典型机械故障下振动信号的分析结果表明, 所提优化TQWT分解方法有效提高了OLTC振动信号分解结果的准确性。相对于其他诊断模型, 所构建AFSA-TWSVM的OLTC机械故障诊断模型分类效果好且收敛速度更快。

关键词: 有载分接开关; 机械故障; 振动信号; 品质因数可调小波变换; 人工鱼群算法; 孪生支持向量机

Mechanical Condition Identification of On-load Tap-changer Based on Optimized TQWT and Twin SVM

YU Changting¹, LI Dajian¹, CHEN Liangyuan², ZHANG Lei², ZHAO Jian²

(1. Electric Power Research Institute, Guangxi Power Grid Corporation, Nanning 530023, China; 2. Key Laboratory of Control of Power Transmission and Conversion, Shanghai Jiao Tong University, Ministry of Education, Shanghai 200240, China)

Abstract: For improving the accuracy of mechanical condition monitoring of on-load tap-changer(OLTC) further, the vibration signal of the OLTC during the switching period is analyzed on the basis of the optimized tunable Q-factor wavelet transform(TQWT) method. The optimization decomposition method of the TQWT is studied by using the artificial fish swarm algorithm and AFAS(based on decomposition residue and global orthogonal coefficients), and the mechanical fault diagnosis model of OLTC is constructed based on the optimized twin support vector machine(TWSVM) and in accordance with multiple multiple subsequences of the OLTC vibration signals which is obtained by calculation. The analysis results from vibration signals of a CM-type OLTC under normal and typical mechanical faults show that the proposed optimized TQWT decomposition method can effectively improve the accuracy of decomposing vibration signals of OLTC. The mechanical fault diagnosis mode of OLTC with AFSA-TWSVM, compared to other diagnosis models, has better classification performance and fast convergence speed.

Key words: on-load tap-changer; mechanical fault; vibration signal; tunable Q-factor wavelet transform; artificial fish swarm algorithm; twin support vector machine

0 引言

有载分接开关(on-load tap-changer, OLTC)是变压器的重要组成部分之一, 具有在带负载条件下改

变电压变比, 及不断电时调节系统电压、补偿电压波动、调整功率、提高系统性能及改善电能质量等重要功能。但是, OLTC的复杂机械结构及频繁动作致使其故障率居高不下, 约占有载调压变压器故

收稿日期: 2024-05-17; 修回日期: 2024-07-25

基金项目: 国家广西电网公司科技项目资助(GXKJXM20190748)。

Project Supported by Science and Technology Project of Guangxi Power Grid Co., Ltd. (GXKJXM20190748).

障的20%,其中,机械故障高达70%^[1-2],且是部分电气故障的主要诱因,有必要对OLTC的机械状态进行监测,确保电力变压器的安全可靠运行。

OLTC的机械状态与其档位切换过程中的振动信号密切相关,而OLTC的故障频发使得依据振动信号进行其机械故障的诊断分析日益成为关注热点^[3-4]。其中,如何从强时变非线性的OLTC振动信号中获取合理的特征参数是关键问题之一。Kang等^[4-5]依据经连续小波变换获取的OLTC振动信号时域包络,定义了小波垄脊线与包络突变时间点等参量作为振动信号特征量,据此提出了基于自组织映射网络的OLTC机械故障诊断方法。Rivas与Almeida等应用离散小波变换对OLTC正常与典型机械故障下的振动信号进行了分解,依据振动信号时域包络定义了波峰数量、波峰幅度、及波峰时间间隔等特征量识别了OLTC的典型机械故障^[6-8]。Wang等应用小波包能量熵基于不同频率尺度对OLTC振动信号进行了分解,提取了振动信号子序列的包络幅值、垄脊线以及包络突变时间点等特征量对OLTC的机械状态进行监测^[9-11]。已有研究表明,基于小波变换的OLTC振动信号特征提取方法有效提高了其机械状态在线监测与故障诊断的自动化水平^[12-13]。但是,应用传统小波变换对OLTC振动信号进行分析时,需要人为选取小波基对信号进行划分,存在主观性较强、易导致信号成分误分或分解不完全等问题。同时,受OLTC切换过程中触头动作特性及绝缘油等传播介质的影响,OLTC振动信号中的多个冲击成分不可避免地会在时域中有混叠现象,使单纯基于频域分割的传统小波变换方法难以对振动信号的不同成分进行完全分解,进而影响OLTC的机械状态监测及故障诊断结果的准确性。

品质因数可调小波变换(tunable Q-factor wavelet transform, TQWT)由Selesnick于2010年提出^[14-15],与需要人为设定小波基的传统小波变换相比较,TQWT可直接基于振动信号的能量聚集特性生成基函数,较好地匹配信号中具有不同振荡特征的振动成分,在实现信号的精细化分解的同时,获得能够表征信号不同能量特性的子序列,现已在爆破^[16-17]、转动机械^[18-21]等多种类型振动信号的监测分析中得到了广泛应用。基于此,文中尝试将TQWT方法应用到OLTC机械状态监测分析中来。同时引入人工鱼群算法优化TQWT方法中的分解参数,用以提高OLTC振动信号分解结果的准确性,据此构建基于孪生支持向量机(twin support vector machine, TWS-VM)的OLTC机械故障诊断模型。最后以某CM型

OLTC为试验对象,对其正常与典型故障下的振动信号进行分析诊断,以验证文中所提方法的有效性。

1 TQWT分解及其优化

1.1 TQWT分解方法

TQWT通过基于信号品质因数所设计的多层变尺度高通低通滤波器分解信号获取多层子序列,其中,品质因数是评价信号能量聚集度的技术指标,为信号频域中极大值对应的中心频率与3 dB频带宽度的比值。具体应用时,可利用指定信号中的冲击能量聚集状态,基于其整体品质因子设计变尺度小波滤波器对其进行分解,获得表征信号中不同振荡特性的子序列信号,然后提取子序列特征量^[15]。对待分析的OLTC振动信号 $x(t)$,具体步骤如下。

1.1.1 确定参数

确定TQWT小波滤波器组的尺度因子、及多层滤波器组的最大分解层数,计算公式分别为:

$$\beta = 2/(Q + 1) \quad (1)$$

$$\alpha = 1 - \beta/r \quad (2)$$

$$J_{\max} = \frac{\lg(\beta N/8)}{\lg(1/\alpha)} \quad (3)$$

式(1)~(3)中: α 和 β 为尺度因子,且有 $\alpha + \beta > 1$; Q 为品质因数; r 为过采样冗余因子; $J_{\max}$ 为最大分解层数; N 为信号长度。

1.1.2 设计变尺度滤波器

结合Daubechies频响函数 $\theta(\omega)$ 设计每层变尺度小波滤波器组中低品质因子滤波器的频响 $H_0^{(j)}(\omega)$ 与高品质因子滤波器的频响 $H_1^{(j)}(\omega)$ 为:

$$H_0^{(j)}(\omega) = \begin{cases} 1 & 0 \leq |\omega| \leq (1 - \beta)\alpha^{j-1}\pi \\ \prod_{m=0}^{j-1} \theta\left(\frac{\omega/\alpha^m + (\beta - 1)\pi}{\alpha + \beta - 1}\right) & (1 - \beta)\alpha^{j-1}\pi < |\omega| < \alpha^j\pi \\ 0 & \alpha^j\pi \leq |\omega| \leq \pi \end{cases} \quad (4)$$

$$H_1^{(j)}(\omega) = \begin{cases} 0 & 0 \leq |\omega| \leq (1 - \beta)\alpha^j\pi \\ \theta\left(\frac{\alpha\pi - \omega/\alpha^{j-1}}{\alpha + \beta - 1}\right)H_0^{(j-1)}(\omega) & (1 - \beta)\alpha^{j-1}\pi < |\omega| < \alpha^j\pi \\ 1 & \alpha^j\pi \leq |\omega| \leq \pi \end{cases} \quad (5)$$

式(4)、(5)中, $\omega = 2\pi/f$ 为归一化角频率,其中 f 为频率; f_s 为采样频率。

随着生成的各层高低品质因子滤波器的尺度变化,可获取振动信号 $x(t)$ 中不同特性的子序列。

1.1.3 分解信号获得子带信号矩阵

使用傅里叶变换获取信号 $x(t)$ 的频谱 $X(\omega)$,并

将其作为上述多层变尺度小波滤波器组的输入信号。记第 j 层滤波器组对应的高低品质因子分量分别为 $w^{(j)}(\omega)$ 和 $v^{(j)}(\omega)$ ，均由第 $(j-1)$ 层的输入信号分解获取。将 $v^{(j)}(\omega)$ 将作为下层滤波器的输入量，对 $w^{(j)}(\omega)$ 进行傅里叶反变换得到其时域分量 $w^{(j)}(t)$ ，将其作为TQWT的第 j 层小波分解系数。将1至 J 层对应的小波分解系数存入分解系数矩阵 $\mathbf{W}$ 的相应行，获得 J 层分解系数矩阵 $\mathbf{W}$ 第 $(J+1)$ 层系数为分解余量。具体过程见图1。

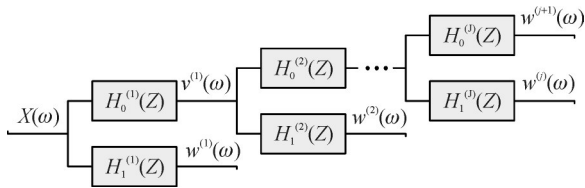


图1 使用TQWT变尺度滤波器组分解振动信号

Fig. 1 Decomposition of vibration signals using a TQWT variable-scale filter bank

显然，使用变尺度滤波器分解的各子序列信号具有不同的振荡特性，能对原信号进行多角度表征。

1.1.4 子序列特征量提取

使用TQWT分解得到的OLTC振动信号的每层子序列振荡能量特性均与该层变尺度滤波器相对应，能够精细化表征原信号的振动能量特性，故可对 J 层子序列的能量 $\{E_1, E_2, \dots, E_J\}$ 进行统计，作为原振动信号的时频域特征量序列。其中，第 j 层子序列的能量为

$$E_j = \sum_t [w^{(j)}(t)]^2 \quad (6)$$

1.2 优化TQWT分解方法的提出

由前述过程可见，品质因数与冗余因子是应用TQWT方法实现OLTC振动信号精细化分解的关键参数，其合理取值可以有效解决传统小波分解选取的固定小波基与信号匹配不精准的问题。现有研究大都依据经验设定品质因数与冗余因子，但不合理的取值会导致信号分解不完全、信号能量集中于分解余量等问题，使得生成的特征量序列无法有效精细化表征原信号的能量特性。为得到较为准确的OLTC振动信号分解结果，文中在此选取人工鱼群算法 (artificial fish-swarm algorithm, AFSA) 研究OLTC振动信号的TQWT分解过程中这些关键参数的优化取值方法。其中，AFSA算法通过模拟鱼群觅食活动进行最优化参数求解，对于非线性离散化目标函数的优化有较好的寻优运算能力，且不易陷入局部最优解。同时，AFSA具有对初值及参数选择不敏感、收敛性好、鲁棒性强等优点，能保证对TQWT

分解方法中最优参数进行快速准确的查找^[22]。

理想状况下，依据TQWT得到的信号子序列中的分解余量较小且各分量之间相互正交。而当参数选取不当，导致分解余量能量过大，说明信号分解不完全；当各子序列的正交系数较大，说明分解获取的子序列信号之间有混叠现象。因此，文中在此定义参数优化时的目标函数为使用参数 Q 与 r 分解原信号产生的信号余量能量与子序列正交系数乘积的倒数积 F 为

$$F = 1 / \left\{ E_j(Q, r) \cdot \sum_{j=1}^J \sum_{k=1}^J \sum_{l=1}^N w_j[l] w_k[l] \right\} \quad (7)$$

式(7)中： J 为子序列层数； $E_j(Q, r)$ 为使用参数 Q 与 r 分解原信号产生的信号余量能量。

确定目标函数之后，AFSA优化算法的计算流程见图2。

图2可分为初始化、追尾、聚群以及觅食4个模块，具体描述如下。

1) 鱼群初始化。设空间中人工鱼群初始分布为 $X = \{X_1^t, X_2^t, \dots, X_M^t\}$ ，此处， M 为人工鱼个体总数，对应于TQWT参数解组的总量； X_i^t 为第 i 次迭代中人工鱼群中的第 i 条人工鱼位置，代表寻优过程中的一个潜在解，即一组可能为最优解的TQWT分解参数 Q 与 r 。

设目标优化函数 F 为人工鱼群 X 所在空间中的食物浓度函数。同时，为评估空间中人工鱼所代表解的分布情况，防止解陷入局部最优，设定鱼群拥挤度阈值 δ 与人工鱼视野半径 d 。为限制人工鱼移动范围，防止求解过程中步长过大而无法收敛，设置人工鱼的移动步长为 Δx 。

2) 鱼群觅食。觅食模块通过模拟自然鱼随机游动觅食，来对TQWT参数最优解进行寻找。人工鱼以 X_i^t 为中心在其视野半径 d 内随机定位 X_p^t ，若食物浓度 $Y_p^t = F(X_p^t) > F(X_i^t)$ ，则 X_i^t 向 X_p^t 依式(8)前进至 $X_{i,p}^{t+1}$ ；反之则重新随机产生 X_p^t 并进行判断。

$$X_{i,p}^{t+1} = X_i^t + \frac{X_p^t - X_i^t}{\|X_p^t - X_i^t\|} \cdot \Delta x \cdot rand \quad (8)$$

3) 鱼群追尾。追尾模块通过模拟自然鱼追随同伴向食物充足方向移动的行为，来提高TQWT参数寻优速度。人工鱼个体 X_i^t 对在视野半径中的所有人工鱼同伴 $X \in \{X_j^t \mid \|X_j^t - X_i^t\| < d\}$ 处的食物浓度进行查询。若存在人工鱼 X_j^t 处食物浓度 $Y_j^t = F(X_j^t) > F(X_i^t)$ ；且对视野中共 n_t 条人工鱼，满足 $Y_j^t/n_t > \delta Y_i^t$ 。则认为同伴找到新的食物来源且其附

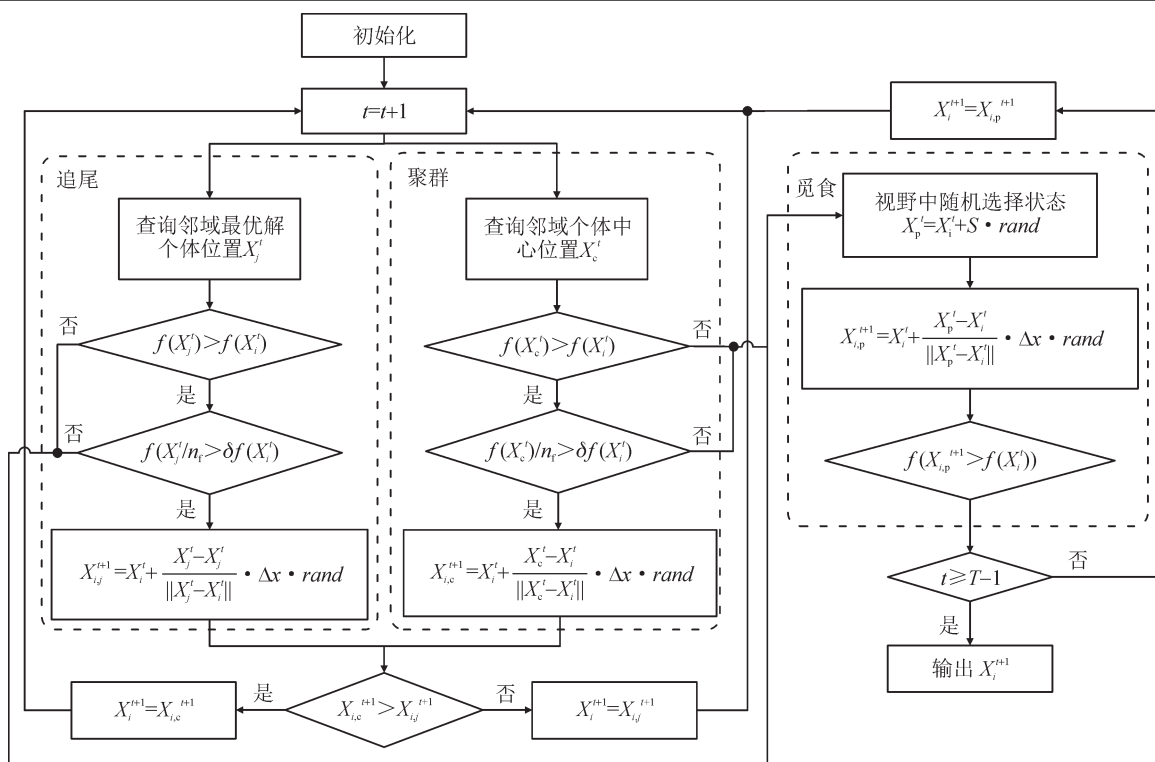


图2 AFSA算法优化TQWT分解流程图

Fig. 2 Flow chart of optimized TQWT decomposition by using the ASFA method

近不拥挤,人工鱼 X_i^t 依式(9)向同伴 X_j^t 进行移动,否则鱼群进行觅食行为。

$$X_{ij}^{t+1} = X_i^t + \frac{X_j^t - X_i^t}{\|X_j^t - X_i^t\|} \cdot \Delta x \cdot rand \quad (9)$$

式(9)中: X_{ij}^{t+1} 为在追尾行为中人工鱼个体下一步状态; Δx 为步长; $rand$ 为随机数。

4) 鱼群聚群。聚群模块通过模拟自然鱼在觅食过程中适当聚群的特性,以在加快TQWT参数寻优求解过程的同时预防求解陷入局部最优。空间中人工鱼个体在 X_i^t 处对视野半径中共 n_c 条人工鱼的中心 X_c^t 进行查找

$$X_c^t = \frac{1}{n_c} \sum_{k=1}^{n_c} X_k^t \quad \|X_k^t - X_i^t\| < d \quad (10)$$

若人工鱼群中心食物浓度 Y_c^t 大于原本 X_i^t 所在处食物浓度,且满足 $Y_c^t/n_c > \delta Y_i^t$,则认为该鱼群中心食物充足且不拥挤,人工鱼 X_i^t 依式(11)向聚群中心进行移动至 $X_{i,c}^{t+1}$,否则鱼群进行觅食行为

$$X_{i,c}^{t+1} = X_i^t + \frac{X_c^t - X_i^t}{\|X_c^t - X_i^t\|} \cdot \Delta x \cdot rand \quad (11)$$

使用以上多个模块对TQWT参数进行优化求解,达到迭代次数 T 后,输出鱼群中心 $X_{i,c}^{T+1}$ 作为优化TQWT参数。

2 基于孪生SVM的OLTC机械故障诊断

孪生支持向量机(twin support vector machine, TWSVM)是基于广义特征值近似支持向量机的思想由Jayadeva等提出的机器学习算法,从理论上讲,其求解规模约为原SVM的1/4,故针对小样本的分类问题具有计算效率极高、泛化能力强等优点,故选用TWSVM对OLTC的典型机械故障进行识别。具体来说,TWSVM的训练过程是通过求解两个二次规划问题来寻找两个不平行的超平面,即为^[23-24]:

$$\begin{cases} \min \frac{1}{2} \|K(A, [A, B]^T) \mathbf{W}_1 + \mathbf{e}_1 b_1\|^2 + c_1 \mathbf{e}_2^T \xi \\ \text{s.t. } -(K(B, [A, B]^T) \mathbf{W}_1 + \mathbf{e}_2 b_1) + \xi \geq \mathbf{e}_2 \end{cases} \quad \xi \geq 0 \quad (12)$$

$$\begin{cases} \min \frac{1}{2} \|K(B, [A, B]^T) \mathbf{W}_2 + \mathbf{e}_2 b_2\|^2 + c_2 \mathbf{e}_1^T \eta \\ \text{s.t. } -(K(A, [A, B]^T) \mathbf{W}_2 + \mathbf{e}_1 b_2) + \eta \geq \mathbf{e}_1 \end{cases} \quad \eta \geq 0 \quad (13)$$

式(12)、(13)中:矩阵 A 和 B 分别代表正类和负类样本; K 为待确定的核函数; b_1 和 b_2 为偏置; ξ 和 η 为松弛变量; $\mathbf{W}_1$ 和 $\mathbf{W}_2$ 为法向量; $\mathbf{e}_1$ 和 $\mathbf{e}_2$ 为单位列向量,其行数分别与核函数 $K(A, [A, B]^T)$ 、 $K(B, [A, B]^T)$ 相同; c_1 和 c_2 是惩罚函数。

因TWSVM分类器的性能会受到惩罚系数 c_1 、 c_2 及高斯核函数 σ 的影响,类似地,仍选用ASFA算法对TWSVM模型进行参数调优,使其分类正确率最

大化,此处,参数组合 (c_1, c_2, σ) 为人工鱼的位置。对于给定的OLTC机械故障TWSVM诊断模型的输入和输出,利用ASFA算法优化TWSVM的流程图见图3。

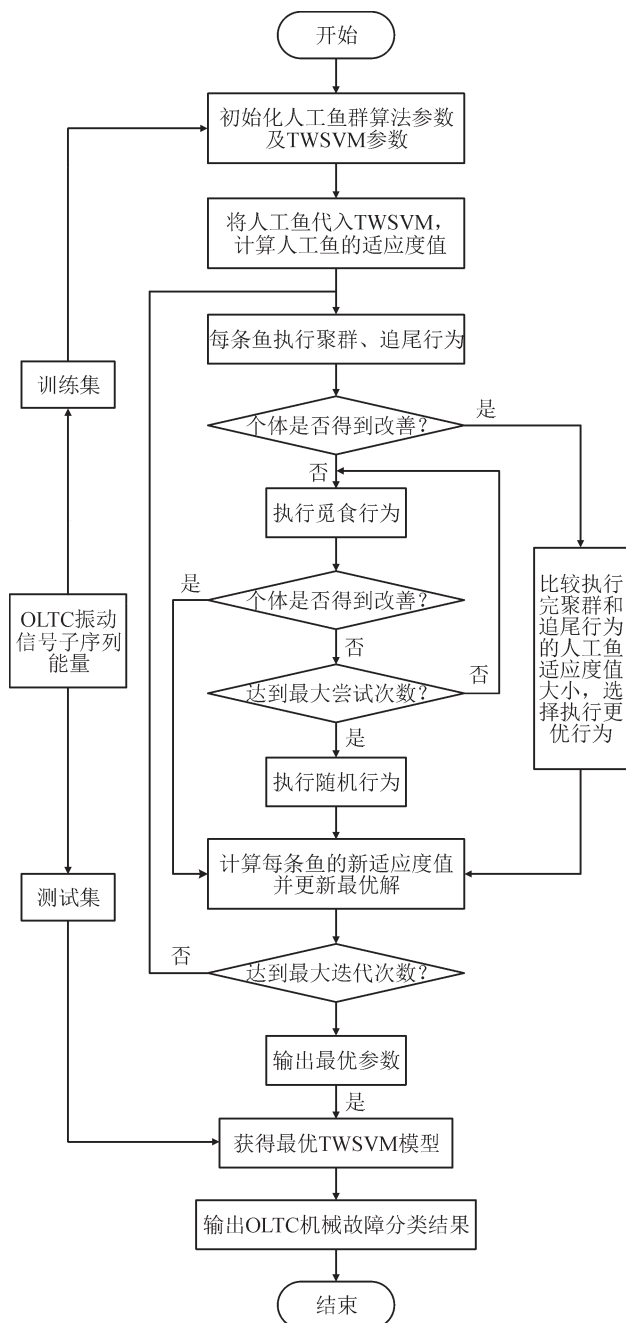


图3 AFSA优化OLTC机械故障诊断TWSVM模型流程图
Fig. 3 Flow chart of mechanical faults diagnosis model of OLTC by using the ASFA method

此处,OLTC机械故障TWSVM诊断模型的输入为优化TQWT算法分解后的OLTC振动信号各个子序列能量,AFSA优化算法的目标函数值为OLTC机械故障的平均分类准确率。AFSA算法的初始参数包括人工鱼的总数与个体状态、鱼群拥挤度阈值、人工鱼视野半径和移动步长等。采用 K 折交叉验证法对训练样本进行分类^[2],并将平均分类准确率作为人工鱼的适应度值,其中,训练集根据式(12)、(13)构造

TWSVM的非平行超平面,进而判别每个样本集样本所属的类别为

$$Label(x) = \arg \min_{k=1,2,\dots,K} \left\{ K(x, [A, B]^T) W_k + b_k / \sqrt{W_k^T K([A, B], [A, B]^T) W_k} \right\} \quad (14)$$

3 试验描述

试验对象为CM III-600Y/126C-10193W型OLTC模型,主要由切换开关和选择开关组成,置于带油的小油箱之中。在对OLTC切换过程中的振动信号进行测试时,选用了灵敏度为10 mV/g的振动加速度传感器放置于OLTC顶部,其放置位置实物图见图4。选用基于PXI平台的数据采集系统对OLTC振动进行信号采集,采样频率为50 kHz。

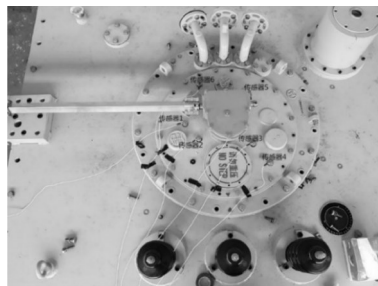


图4 OLTC顶部振动传感器放置位置图

Fig. 4 Placement of vibration sensors on the top of OLTC

主要对常见的OLTC弹簧动能不足和触头磨损故障进行了模拟。这些故障均位于OLTC内部,均为OLTC切换时确保其换挡成功与否的重要组件,且日常运维时对此类部件异常状态进行有效识别的难度较大。具体来说,使用砂轮磨断储能弹簧4圈以模拟弹簧动能不足故障;使用磨去4 mm厚度的静触头替换奇偶两侧正常静触头,模拟双侧静触头磨损故障。

限于篇幅,给出了OLTC正常状态下3-4档切换时部分测点处的振动信号见图5。由图5可见,OLTC切换时的振动信号主要由若干个冲击信号组成,呈现出强时变和非平稳特,不同测点处的振动信号形态亦存在一定差异。

4 结果分析

OLTC正常状态与典型故障下测点2处的振动信号见图6。由图6可见,当OLTC存在弹簧储能不足或触头磨损故障时,振动信号波形形态均发生了一定程度的变化,但难以进行量化描述,文中在此使用优化TQWT分解方法及灰色关联度对其进行研究。

4.1 振动信号的TQWT分解结果

以OLTC正常状态下3-4档切换时测点2处的

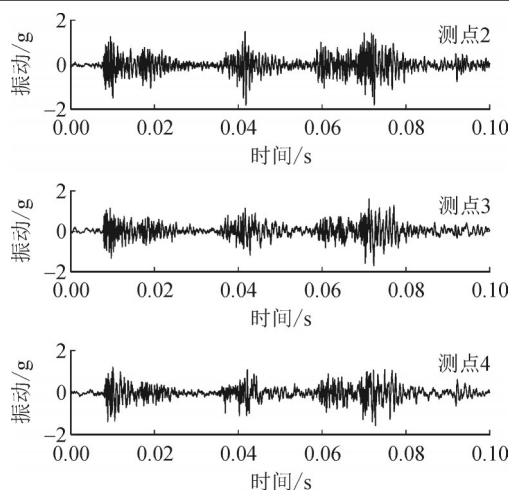


图5 3-4档切换时的振动信号

Fig. 5 Vibration signals when switching from tap 3 to 4

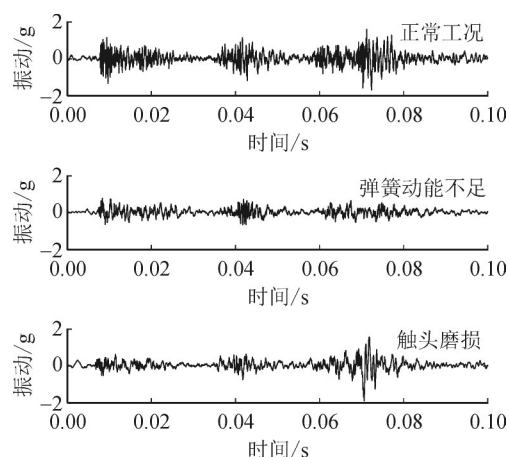


图6 正常与典型故障下3-4档的振动信号

Fig. 6 Vibration signals when switching from tap 3 to 4 under normal and fault conditions

振动信号为例进行说明。首先使用人工鱼群优化法确定TQWT的分解参数,分别为 $Q=3.42$ 和 $r=3.02$,据此得到振动信号的TQWT分解结果见图7。由图7可见,使用优化TQWT算法可将振动信号中的不同振荡特性分量分解到多层子序列中。随着子序列层数增加,各层子序列信号趋于平缓。原振动信号中不同的波峰冲击分量在各子序列中的能量分量也表现出差异,其中,层数越高能量分布更密集,而在23层之后子序列分量信号能量集中度下降,且能量逐渐减少,可见使用优化参数能够将原振动信号进行精细化分解。

参数 Q 与 r 优化前后OLTC振动信号的TQWT分解结果的子序列能量分布见图8。其优化前 Q 与 r 的经验取值分别为4和6^[21]。由图8可见,使用经验值得到的OLTC振动信号的TQWT分解结果中,子序列能量大都集中在最后一层,即分解余量层,表明生成的TQWT变尺度滤波器与信号匹配度不高,导致信号未被合理分解。而应用优化TQWT对

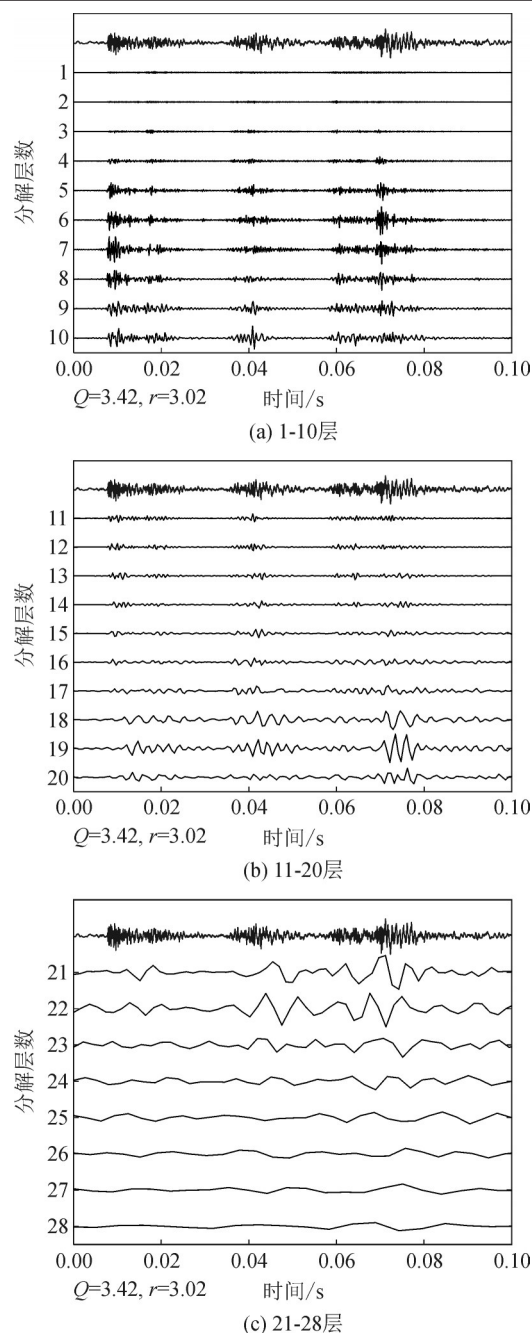


图7 正常状态下测点2振动信号TQWT分解结果

Fig. 7 Decomposed components of vibration signals at measuring point 2 under normal condition using TQWT

OLTC振动信号进行分解得到的子序列能量的分解余量层能量幅值大大降低,表明使用优化参数生成的变尺度滤波器与振动信号特性更匹配,所提取的特征量对原振动信号的表征能力更强。

OLTC正常状态与典型机械故障下(弹簧储能不足与触头磨损)第3-4档切换时测点2处振动信号经优化TQWT方法的分解得到的子序列能量见图9。由图9可见,OLTC正常状态下,子序列能量主要集中于第6、7层与第16层子序列,且第16层子序列能量幅值最大。弹簧动能不足时,OLTC振动信号子

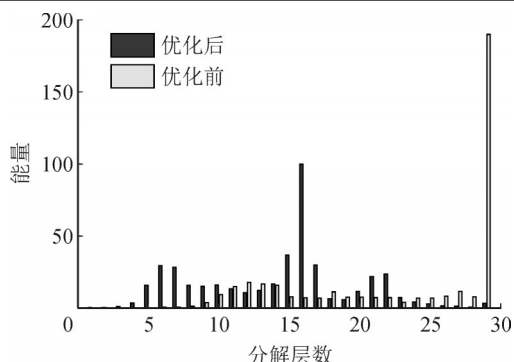


图8 参数优化前后TQWT分解结果中子序列能量

Fig. 8 Sub-sequence energy of decomposed components of TQWT before and after parameter optimization

序列能量在全部分解层上均有较大程度的降低,除在第16、第22层和第23层处有小幅升高之外,能量基本上均匀分布于每层子序列。当OLTC存在触头磨损故障时,与其正常状态相比较,子序列能量在前16层处有不同程度的下降,但在第19层至第25层处有着不同程度的上升,且能量主要集中在第16、17层与第22、23层等较高层子序列。可结合OLTC切换时的机械过程分析振动信号的变化特征,当OLTC的弹簧动能不足时,弹簧储能的不足必将导致切换开关触头撞击时能量的降低,表现为OLTC振动信号子序列能量幅值的整体降低。当OLTC切换开关的静触头出现磨损时,随着静触头厚度的降低,致使其与动触头接触或撞击的激烈程度减弱,所产生的振动信号会变得较为平缓,与振荡特性较为平缓的较高TQWT子序列更吻合,表现为触头磨损故障下振动信号能量峰值后移且幅值衰减。

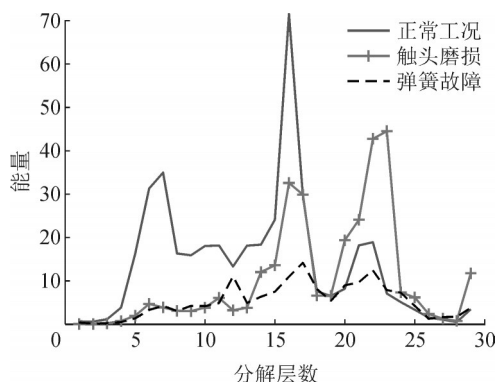


图9 正常与典型故障下3-4档信号子序列能量

Fig. 9 Sub-sequence energy of vibration signals from 3rd to 4th tap under normal and fault conditions

因CM型OLTC的档位切换开关为左右(奇偶档位)交替切换方式,为全面掌握OLTC典型机械故障对其切换过程中振动特性的影响,两种机械故障下第2-3档切换时测点2处振动信号的经优化TQWT分解得到的子序列能量分布图10。由图10可见,

OLTC正常状态下,子序列能量主要集中在第6、7层与第23层子序列,且能量幅值较为接近,但与第3-4档切换时子序列的能量分布存在一定差异(图9)。弹簧动能不足时,OLTC振动信号子序列能量在全部分解层上均有较大程度的降低,除在第12层、第17层和第23层处有小幅升高之外,能量基本上均匀分布于每层子序列,整体变化规律与第3-4档切换时类似。当OLTC存在触头磨损故障时,子序列能量在前18层处有不同程度的下降,但在第19层至第27层处轻微上升,且能量主要集中在第16层和第23层。显然,OLTC在第2-3档切换时振动信号的整体变化规律亦与第3-4档切换时类似。但由于OLTC在奇—偶和偶—奇切换时,切换开关动作时动静触头的撞击过程有所不同,使得相同测点不同侧切换时的振动信号特征存在差异,表现为OLTC振动信号子序列能量的变化。

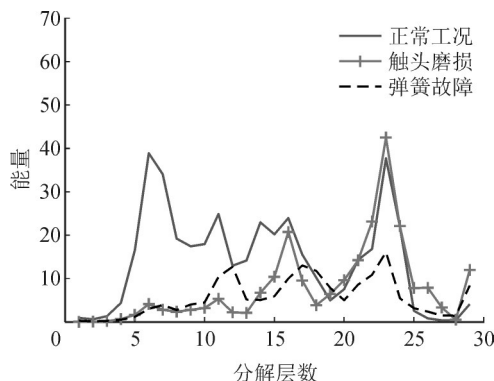


图10 正常与典型故障下2-3档切换信号子序列能量

Fig. 10 Sub-sequence energy of vibration signals from 2nd to 3rd tap under normal and fault conditions

4.2 OLTC机械故障的TWSVM诊断结果

如前所述,在应用AFSA-TWSVM进行OLTC的机械故障诊断时,为避免训练样本选取的偶然性对OLTC机械故障识别结果的影响,选用10折交叉验证法对OLTC正常与2种机械故障下由其振动信号子序列能量组成的180组数据集进行划分,即在每次验证时,抽取162组数据作为训练集和18组数据作为测试集,并重复进行10次。计算环境为Windows10的64位操作系统、16 G内存、1 TB硬盘、i7-9700和3.0 GHz主频CPU的计算机上。

为验证基于AFSA-TWSVM的OLTC机械故障诊断模型的有效性,同时选取ASFA-SVM和粒子群(particle swarm optimization, PSO)优化TWSVM的结果作为对比,对应的参数寻优过程曲线及寻优结果分别见图11和表1。由图11、表1可见,相比较于PSO-TWSVM和ASFA-SVM算法,所用ASFA-TWSVM可以以更少的迭代次数,达到最好的分类效果。相对于PSO算法,ASFA跳出局部最优解的速度更快,

说明了所构建的 OLTC 机械故障 ASFA-TWSVM 诊断模型的有效性。

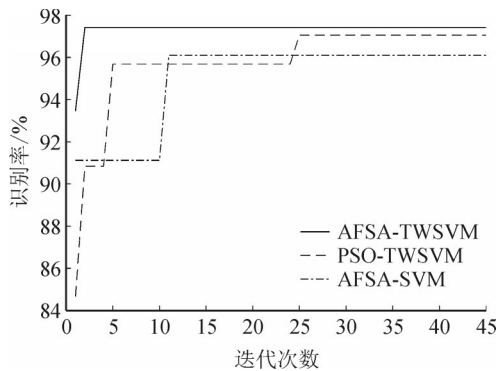


图 11 3种算法的参数寻优过程曲线

Fig. 11 Curves of parameter optimization of three algorithms

表 1 3种算法性能指标结果比较

Table 1 Comparisons of performance index of three algorithms

算法	AFSA-TWSVM	PSO-TWSVM	AFSA-SVM
c_1	2.83	3.86	
c_2	4.40	3.54	
σ	7.79	6.29	6.90
寻优时间/s	6.54	10.87	24.4

5 结论

1)通过使用人工鱼群算法对TQWT分解方法进行优化,引入剩余能量与子序列正交系数来寻找最优的分解参数,使得振动信号不同分量能够被分解到不同的子序列中去,有效提高了OLTC振动信号分解的准确度与自适应性。

2)经优化TQWT分解得到的振动信号子序列能量分布能有效地反映OLTC正常与典型故障时振动特性的差异性,与其故障机理吻合较好。其中,OLTC的弹簧动能不足会造成切换开关动作时的能量不足,表现为振动信号能量分布图中子序列能量幅值的下降。触头磨损会导致OLTC切换开关触头撞击强度的减弱,表现为振动信号能量分布图中子序列能量分布图中能量峰值的后移和减小。

3)结合OLTC振动信号子序列能量及ASFA参数寻优所构建的OLTC机械故障TWSVM诊断模型具有良好的分类效果且运算速度快,可较好地用于OLTC的机械故障诊断。

需要说明的是,由于OLTC机械结构的复杂性及故障类型的多样性,需要进一步验证文中所提判据的有效性,这也是下一步的工作。

参考文献:

- [1] 刘 君,余思伍,陈沛龙,等. 基于聚类分析的变压器有载分接开关储能弹簧故障识别[J]. 高压电器, 2020, 44(11): 144-151.
LIU Jun, YU Siwu, CHEN Peilong, et al. Fault diagnosis for on-load tap changer storage spring of power transformer by clustering analysis algorithm[J]. High Voltage Apparatus, 2020, 44(11): 144-151.
- [2] 王丰华,曾全昊,郑一鸣,等. 基于卷积神经网络的变压器有载分接开关故障识别[J]. 电力系统自动化, 2020, 44(11): 144-151.
WANG Fenghua, ZENG Quanhao, ZHENG Yiming, et al. Fault diagnosis of on-load tap-changer in power transformer based on convolutional neural network[J]. Automation of Electric Power Systems, 2020, 44(11): 144-151.
- [3] BENGTTSSON C, KOLS H, MARTINSSON L, et al. Acoustic diagnosis of tap changers[C]//International Council on Large Electric Systems (CIGRÉ). Paris, France: CIGRÉ, 1996: 12-101.
- [4] KANG P, BIRTWHISTLE D. Characterization of vibration signals using continuous wavelet transform for condition assessment of on-load tap-changers[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2003, 17(3): 561-577.
- [5] KANG P, BIRTWHISTLE D. Condition assessment of power transformer on-load tap-changers using wavelet analysis [J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2001, 16(3): 394-400.
- [6] RIVAS E, BURGOS J C, GARCIA-PRADA J C. Condition assessment of power OLTC by vibration analysis using wavelet transform[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2009, 24(2): 687-694.
- [7] RIVAS E, BURGOS J C, GARCIA-PRADA J C. Vibration analysis using envelope wavelet for detecting faults in the OLTC tap selector[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2010, 25(3): 1629-1636.
- [8] ALMEIDA L A L, FONTANA M, WEGELIN F A, et al. A new approach for condition assessment of on - load tap - changers using discrete wavelet transform[C]//IEEE Instrumentation and Measurement Technology Conference Proceedings. Ottawa: IEEE, 2005: 653-656.
- [9] WANG Chunling, CHEN Wei, CHEN Lin, et al. Energy based contact burning diagnosis and Research of on-load tap changers[C]//CICED 2010 Proceedings. Nanjing: IEEE, 2010: 1-5.
- [10] DUAN Xiaomu, ZHAO Tong, LI Tan, et al. Method for diagnosis of on-load tap changer based on wavelet theory and support vector machine[J]. Journal of Engineering, 2017 (13): 2193-2197.
- [11] WANG Chunling, LU Lu, MA Hongzhong, et al. Diagnosis for loose switching contact fault of on-load tap-changer in

- transformer[C]//CICED 2010 Proceedings.Nanjing: IEEE, 2010: 1-6.
- [12] 赵彤,李庆民,陈平. OLTC振动信号特征提取的动力学分析方法[J]. 电工技术学报, 2007, 22(1): 41-46.
ZHAO Tong, LI Qingmin, CHEN Ping. Dyanmic analysis method for feature extraction of mechanical vibration signals of on-load tap changers[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2007, 22(1): 41-46.
- [13] 阳瑞霖,何葵东,胡蝶,等.基于振动信号EMD分解与支持向量机的有载分接开关机械故障诊断[J]. 变压器, 2022, 59(7): 29-33.
YANG Ruilin, HE Kuidong, HU Die, et al. Mechanical fault diagnosis of on-load tap-changer based on EMD decomposition of vibration signal and support vector machine [J]. Transformer, 2022, 59(7): 29-33.
- [14] SELESNICK I W. Resonance-based signal decomposition: A new sparsity-enabled signal analysis method[J]. Signal Processing, 2011, 91(12): 2793-2809.
- [15] SELESNICK I W. A new sparsity-enabled signal separation method based on signal resonance[C]//IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. Dallas: IEEE, 2010: 4150- 4153.
- [16] 杨仁树,付晓强,杨国梁,等. 基于CEEMD与TQWT组合方法的爆破振动信号精细化特征提取[J]. 振动与冲击, 2017, 36(3): 38-45.
YANG Renshu, FU Xiaoqiang, YANG Guoliang, et al. Refined feature extraction of blasting vibration signal based on CEEMD and TQWT combination method[J]. Journal of Vibration and Shock, 2017, 36(3): 38-45.
- [17] 季鹏,陈芳芳,徐天奇.基于CEEMD分解零序电流幅值相位法的故障选线[J]. 电子设计工程, 2022, 30(22): 29-34.
JI Peng, CHEN Fangfang, XU Tianqi. Fault line selection based on CEEMD decomposition of zero sequence current amplitude and phase method[J]. Electronic Design Engineering, 2022, 30(22): 29-34.
- [18] 马凌芝. 基于DSP和TQWT稀疏分解的风电齿轮箱故障诊断系统[D]. 太原: 中北大学, 2016.
MA Lingzhi. Wind power gearbox fault diagnosis system based on DSP and TQWT sparse decomposition[D]. Taiyuan: North University of China, 2016.
- [19] 项巍巍,蔡改改,樊薇,等. 基于双调Q小波变换的瞬态成分提取及轴承故障诊断应用研究[J]. 振动与冲击, 2015, 34(10): 34-39.
XIANG Weiwei, CAI Gaigai, FAN Wei, et al. Research on transient component extraction and bearing fault diagnosis based on double-tuned Q wavelet transform[J]. Journal of Vibration and Shock, 2015, 34(10): 34-39.
- [20] 冯晶晶,陈文利,董丹凤.基于小波变换的图像信号分解与重构[J]. 电子设计工程, 2021, 29(16): 177-180.
FENG Jingjing, CHEN Wenli, DONG Danfeng. Image signal decomposition and reconstruction based on wavelets [J]. Electronic Design Engineering, 2021, 29(16): 177-180.
- [21] 胡程勇,王廷云,黄恽,等. 基于改进经验小波变换的局部放电荧光信号去噪[J]. 电力工程技术, 2023, 42(5): 63-69.
HU Chengyong, WANG Tingyun, HUANG Yi, et al. Denoising of partial discharge fluorescence signals based on improved empirical wavelet transform[J]. Electric Power Engineering Technology, 2023, 42(5): 63-69.
- [22] 李晓磊,邵之江,钱积新. 一种基于动物自治体的寻优模式:鱼群算法[J]. 系统工程理论与实践, 2002, 22(11): 32-38.
LI Xiaolei, SHAO Zhijiang, QIAN Jixin. An optimization model based on animal local government: Fish swarm algorithm[J]. Systems Engineering - Theory & Practice, 2002, 22(11): 32-38.
- [23] 薛成,曹戈,王争冕,等. 基于鲸鱼群算法的交直流混联系统无功电压控制方法研究[J]. 电网与清洁能源, 2023, 39(9): 67-73.
XUE Cheng, CAO Ge, WANG Zhengmian, et al. Research on the reactive power and voltage control method for AC-DC Hybrid systems based on the whale swarm algorithm[J]. Power System and Clean Energy, 2023, 39(9): 67-73.
- [24] 高一锴,彭力,徐龙壮. 改进AFSA算法优化TWSVM的火焰识别方法[J]. 计算机工程与应用, 2021, 57(8): 204-213.
GAO Yikai, PENG Li, XU Longzhuang. Flame recognition method using TWSVM with improved artificial fish swarm algorithm[J]. Computer Engineering and Application, 2021, 57(8): 204-213.

余长厅(1991—),男,工程师,主要从事电力变压器故障监测与治理等方面的工作(E-mail: 425268354@qq.com)。