

DOI:10.12158/j.2096-3203.2022.05.028

光纤电流互感器渐变性故障时频特征辨识

王立辉¹, 罗拓², 宋亮亮², 任旭超³, 张文鹏¹, 赵凯¹

(1. 东南大学仪器科学与工程学院, 江苏 南京 210096;

2. 国网江苏省电力有限公司电力科学研究院, 江苏 南京 211103;

3. 国网江苏省电力有限公司超高压分公司, 江苏 南京 211102)

摘要:通过时频变换方法分解光纤电流互感器(FOCT)输出信号,获取渐变故障信号特征,是故障分析的关键步骤。针对FOCT渐变性故障信号时域跨度大且劣化过程呈随机性的特点,对输出信号进行跨间隔采样,利用小波包分解算法,根据故障信号频段实现故障信号特征提取,利用相关评价指标对时域特征参数进行筛选,得到表征FOCT劣化趋势的最优特征参数。针对信号特征维度高的特点,提出主元分析法对高维特征降维处理,满足故障特征辨识快速性的需求。实验结果表明:使用6层小波包分解算法,得到64个包含不同频段信号的子序列,对比各个频段能量占比来确定互感器运行状态,能够实现有效辨识渐变性故障特征。

关键词:光纤电流互感器(FOCT);故障诊断;小波包变换;频域特征;时域特征;智能分解算法

中图分类号:TM45

文献标志码:A

文章编号:2096-3203(2022)05-0227-06

0 引言

随着光纤电流互感器(fiber optic current transformer, FOCT)运行时间增加,其内部光学器件和电子器件会发生老化,FOCT会从良好状态逐渐劣化直到发生严重故障,在恶劣环境下运行也会加速器件老化^[1-3]。当FOCT发生渐变故障时,输出信号会出现微小漂移,为了减少电力系统噪声和正常信号对故障诊断的影响,利用信号分解算法从输出信号中提取故障信号^[4]。分析不同故障阶段输出信号,提取故障特征构建故障特征向量和表征渐变故障趋势的时域劣化参数,可为FOCT状态监测和故障诊断提供数据支持^[5-6]。

FOCT故障诊断的关键在于在特征提取环节中能否提取出可以有效表示不同故障阶段并且区分其他故障阶段的特征^[7-8]。当FOCT发生故障时,输出信号会发生变化,且不同故障阶段下信号表现出不同的特征,通过分析输出信号特征,可以诊断出FOCT当前所在故障阶段^[9]。当检测到在故障早期阶段时,可以作出故障预警,实现预测性维护,避免发生重大故障,保障电网的安全运行。不同退化状态下的FOCT输出信号具有差异化的特征^[10-11]。在实际工作中,输出信号会包含噪声等干扰,这些干扰信号会对输出信号特征分析产生影响^[12-13],因此需要采用合适的特征提取方法从输出信号中提取故障信号。常见的信号处理方法主要包括时域

分析法、频域分析法以及时频分析法^[14-16]。

针对FOCT故障信号特征,文中通过时域分析法和时频分析法来实现FOCT渐变性故障特征的提取,对计算得到的输出信号及时频分解后信号时域参数构建特征向量,利用主成分分析法(principal component analysis, PCA)对该特征向量进行降维^[17],可以满足故障特征辨识快速性的需求。

1 渐变故障信号时频域特征变换

随着FOCT性能的逐渐劣化,输出信号会发生缓慢变化,分析输出信号时域特征可以实现FOCT状态监测和故障诊断^[18-19]。在时域分析法中,时域特征参数包含有量纲参数和无量纲参数^[20],有量纲参数对信号幅值与频率变化较为敏感,主要描述输出信号在不同故障阶段下表现出的特征,但是较少在工程实际中单独使用;无量纲参数是2个有量纲参数的比值,与输出信号频率、幅值变化无关。在FOCT故障诊断中,常用的指标为均值、均方根值、峭度等^[21]。均方根值对设备早期故障不敏感,但稳定性较好;峭度、裕度等对脉冲信号比较敏感,特别是对于早期故障有较高的敏感性,但稳定性不好^[22]。随着故障程度的增加,输出信号会逐渐漂移,其均值和均方根值会逐渐变化,因此可以用这2个指标来反映FOCT的劣化程度。

小波包分解是一种通过小波正交基将分解信号分解到各个频段的时频分析方法^[23]。传统的小波分析方法只对信号的低频部分进行分解,对高频信号分解不彻底。小波包分解可以对信号频带进

收稿日期:2022-04-13;修回日期:2022-06-25

基金项目:国家重点研发计划资助项目(2021YFB2501603)

行多层次分解,将原始信号无泄漏、无重叠地分解到各个频段,适用于多频率信号分解和信号特征提取。信号经过小波包分解后,可以根据目标信号频率准确地提取指定频带信号,因此小波包分解可以用于从 FOCT 输出信号中提取故障信号。

给定正交尺度函数 $\varphi(t)$ 和正交小波函数 $\psi(t)$, 满足二尺度方程^[24], 即:

$$\begin{cases} \varphi(t) = \sqrt{2} \sum_k h(k) \varphi(2t - k) \\ \psi(t) = \sqrt{2} \sum_k g(k) \psi(2t - k) \end{cases} \quad (1)$$

式中: $h(k)$, $g(k)$ 分别为高通滤波系数和低通滤波系数, k 取整数, 是对连续小波包变换离散化的参数。

根据二尺度方程, 令 $\mu_0(t) = \varphi(t)$, $\mu_l(t) = \psi(t)$, 则:

$$\begin{cases} \mu_{2l}(t) = \sqrt{2} \sum_k h(k) \mu_l(2t - k) \\ \mu_{2l+1}(t) = \sqrt{2} \sum_k g(k) \mu_l(2t - k) \end{cases} \quad (2)$$

式中: $\mu_l(t)$ 为 $\mu_0(t) = \varphi(t)$ 定义的小波包, $l \in \mathbf{Z}$ 。

小波包分解系数递推公式为:

$$\begin{cases} d_{j+1,2i} = \sum_k h(k - 2t) d_{j,i}(k) \\ d_{j+1,2i+1} = \sum_k g(k - 2t) d_{j,i}(k) \end{cases} \quad (3)$$

对于 j 层小波包分解, 重构公式为:

$$d_{j,i}(k) = \sum_{l \in \mathbf{Z}} (h(k - 2l) d_{j+1,2i}(k) + g(k - 2l) d_{j+1,2i+1}(k)) \quad (4)$$

式中: $d_{j,i}(k)$ 为小波包分解后第 j 层的第 i 个频带所对应的第 k 个系数。

利用信号重构公式对小波包分解之后的各个频带进行小波系数重构, 可以将系数还原为包含不同频率成分的时序信号。对 FOCT 输出的非平稳时序信号进行小波包分解, 分析不同频率信号的特征, 可以实现 FOCT 状态监测和故障诊断。

2 基于能量的最优小波基函数选择

小波包分解处理输出信号是用小波基函数不断逼近原始信号序列, 而不同的小波基函数在性质上差别很大, 小波基函数的选择越准确, 其对原始信号特征的描述就越强, 提取得到的特征向量就越能准确地描述设备工作状态。利用小波包分解处理设备输出信号, 关键在于选择合适的小波基函数。不同的小波基函数主要表现出以下不同性质:

(1) 紧支性。紧支集的长度决定着信号局部特性的好坏, 紧支集越短的小波基函数, 局部时频特

征越好, 越有利于信号的瞬时检测。

(2) 对称性。具有对称性的基函数使得小波滤波呈线性相位, 信号不会失真, 也可以提高算法的运行速度。

(3) 正则性。信号重构后的平滑性会影响频域的分辨率, 支集长度越长, 正则性越好。

(4) 消失矩。基函数的消失矩越高, 在高频的衰减也就越快, 变换后信号的能量越集中, 可以保持良好的频域定域性。

(5) 正交性。小波基函数正交性是指低通滤波器和高通滤波器正交, 低通重构滤波器和高通重构滤波器正交, 如果分解和重构都满足正交性则称为双正交, 满足正交性可以使分析简便, 有利于信号的精确重构。

利用小波包分解信号时, 为了更精确地提取信号的内在特征, 需要小波基函数优先满足定区间的紧支集长度和足够的消失矩阶数, 其次满足正交性、对称性和正则性。根据 FOCT 输出信号实现在线监测和故障诊断, 需提取不同频段的信号的特征, 选择的小波基函数必须满足正交性。为了保证重构信号特征的稳定性, 须保证小波基函数具有精准的重构特性和对称性或者近似对称性。

对于 FOCT 输出信号, 其能量信息为一个很重要的特征。当 FOCT 发生故障时, 其输出信号在不同频段上的能量分布会出现差别。通过分析不同频段能量的占比, 可以判断出当前的工作状态。根据小波基函数的性质可知, 在分解过程中, 小波基函数和原始信号波形逼近程度越高, 则分解信号能量越集中, 信号特征提取效果越好。因此可以分析小波包分解的能量信息来确定合适的小波基函数。

设原始采集的电流信号为 $I(t)$, 则经过小波包分解后信号可以表示为:

$$I(t) = \sum_{i=1}^m S_i(t) \quad m = 2^j \quad (5)$$

式中: S_i 为第 i 个频带小波系数重构之后的信号; j 为小波包分解层数; m 为 j 层小波包分解的总频带数。

每个频段信号的能量表示为:

$$E_i = |S_i(t)|^2 \quad (6)$$

式中: E_i 为小波包分解后第 i 个频带所对应能量。总能量为:

$$E = \sum_{i=1}^m E_i = \sum_{i=1}^m |S_i(t)|^2 \quad (7)$$

则每个频带信号能量占总能量信号的百分比为:

$$T = E_i/E \quad (8)$$

通过对信号能量占比进行分析,可以确定用于分解 FOCT 输出信号的最优小波基函数。利用最优小波基函数对信号进行分解,将信号按照频率分解为不同的频段,根据故障信号所处频段可以从原始信号中提取指定频段的故障信号,为 FOCT 状态监测和故障诊断提供数据支持。

对 FOCT 输出信号进行故障特征提取是设备故障诊断的关键环节。为了保证故障诊断的有效性和准确性,须对特征向量进行分析,筛选出主要的故障特征用于构建故障诊断模型,提升模型构建效率和故障诊断的准确性。针对以上问题,采用 PCA 对故障特征向量进行降维处理。利用 PCA 对特征降维主要是对原始信号进行线性变换操作,使得样本的方差最大,在保证原始样本信息不丢失的情况下,减少原高维特征向量之间的冗余,消除原始特征之间的相关性。

假设对 FOCT 输出信号计算得到的特征向量矩阵为 $\mathbf{X} = (\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_m)$, 每个特征向量 $\mathbf{x}_i = (P_{i1}, P_{i2}, \dots, P_{in})$ 。其中 m 为特征向量的个数, n 为特征向量维度。则特征向量 \mathbf{x}_i 对应的协方差矩阵为:

$$\mathbf{R} = \sum_{i=1}^m (\mathbf{x}_i - \bar{\mathbf{x}})(\mathbf{x}_i - \bar{\mathbf{x}})^T \quad (9)$$

其中, $\bar{\mathbf{x}}$ 为所有样本特征向量的均值。

$$\bar{\mathbf{x}} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \mathbf{x}_i \quad (10)$$

对协方差矩阵得到的特征值 λ 从大到小排序: $\lambda_1 > \lambda_2 > \dots > \lambda_n$, 对应特征向量为 α_r ($r=1, 2, \dots, n$)。 n 个特征向量对应着 n 维主分量。为了得到最具代表性的主分量,利用特征值计算累计贡献率从而选择 h 个主分量,每个特征分量的贡献率为:

$$W_r = \lambda_r / \sum_{r=1}^n \lambda_r \quad (11)$$

则主要特征分量的累计贡献率为:

$$W_h = \sum_{r=1}^h \lambda_r / \sum_{r=1}^n \lambda_r \quad (12)$$

当 $W_h > 90\%$ 时,即前 h 个分量的累计贡献率达到 90%,包含 90% 以上的原始信息,通过提取特征分量可以实现故障特征向量降维的目的。利用 PCA 分析多维特征向量,提取主要分量构建特征向量集合,为构建故障诊断模型提供数据支持。

3 FOCT 信号小波包分解与特征提取实验

使用某实验平台采集的 FOCT 输出信号,一次侧交流电流源幅值为 100 A,二次侧采样率为 4 kHz。分析各个阶段的输出信号确定故障特征,利

用小波包分解从原始输出信号中提取故障信号,计算故障信号时域特征用于构建故障特征向量;对 FOCT 输出信号进行跨间隔采样,利用小波包分解计算分解信号的时域特征并构建时域退化参数集,通过相关指标选择用于构建故障信号预测模型的最优表征渐变趋势的参数。

当 FOCT 正常工作时,输出信号是对一次电流信号进行固定变比得到。发生故障时,输出信号不仅包括正常输出信号,还包括故障信号。图 1(a)为正常工作下输出信号时域图和频谱图,由频谱图可知,信号主要包含频率为 50 Hz 的基波信号。图 1(b)为发生故障时输出信号时域图和频谱图,由频谱图可知,故障信号主要为低频信号。在实际运行中,电网本身会产生各种故障信号以及高频干扰信号。这些信号进一步影响并叠加在 FOCT 的测量输出信号上,加大对 FOCT 故障诊断的难度,须对 FOCT 输出信号进行预处理,剔除高频干扰信号,分离正常信号和故障信号,才能根据故障信号特征进行 FOCT 状态监测和故障诊断。

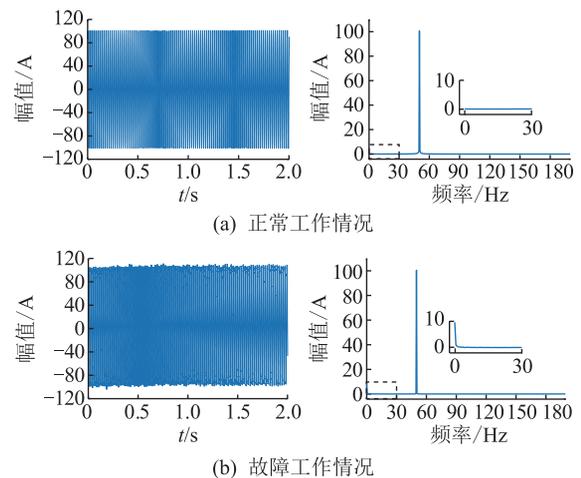


图 1 FOCT 正常工作情况与故障工作情况下输出信号时域图和频谱图

Fig.1 Time domain diagram and frequency domain diagram of the output signal of the optical fiber current transformer under normal working conditions and fault working conditions

由小波包分解性质可知,小波包分解能将信号分解到各个频段上。根据输出信号采样率及电流工频频率确定利用小波包分解的层数为 6 层。通过小波包分解得到 64 个包含不同频段信号的子序列,其频段分别为 $[0, 31.25]$ Hz, $[31.25, 62.5]$ Hz, \dots , $[1968.75, 2000]$ Hz。通过小波信号各个频带能量占比来从 dbN ($N=1 \sim 45$) 系列小波基函数中确定分解 FOCT 输出信号的最优小波基函数。 N 越大,小波基函数越能最大限度地将工频信号集中在

[31.25,62.5] Hz 频段内,可以很好地实现低频信号的提取。当输出信号为故障信号时,通过小波包系数能量可知,低频信号能量逐渐增加,工频信号能量逐渐降低,高频信号能量基本不变,说明 FOCT 渐变性故障信号主要为低频信号。

图 2(a) 为正常工作状态下的 FOCT 输出信号的小波包分解频带时域图。图中曲线 a—i 为 6 层小波分解的前 9 个频带重构得到的信号,曲线 j 为原始信号去掉前 9 个频带信号得到的信号。图 2(b) 为对应频带的频域图。图中曲线 b 为 [31.25, 62.5] Hz 频段的信号,根据频域图可知,小波包分解能将正常工作状态下的工频信号最大程度地保留在同一个频段内。

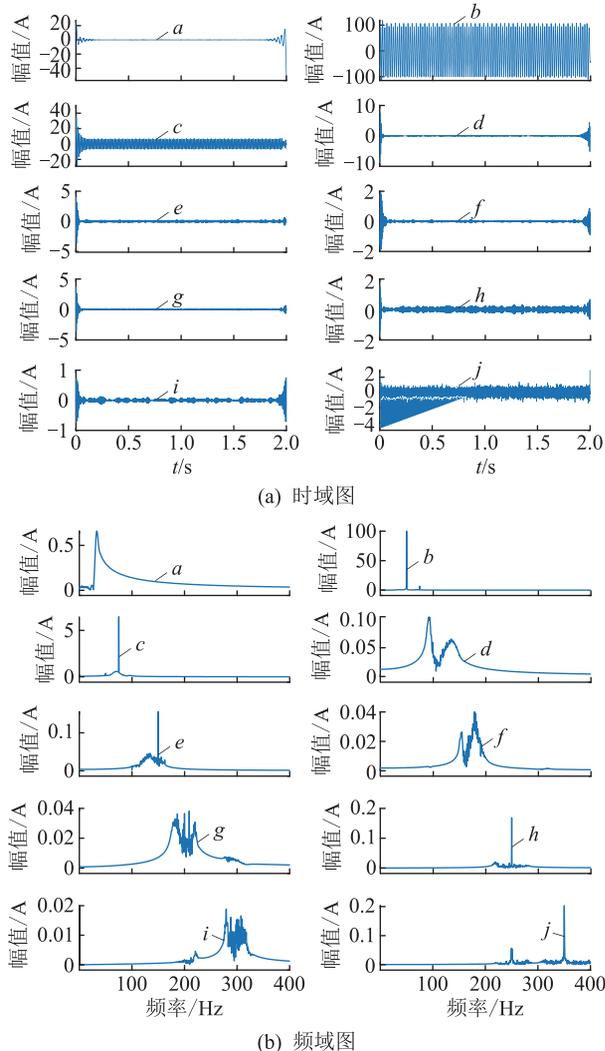


图 2 正常设备输出信号小波包分解频带时域图和频域图

Fig.2 Time domain diagram and frequency domain diagram of wavelet packet decomposition frequency band of equipment output signal in normal state

图 3 为故障状态下的 FOCT 输出信号的小波包分解频带时域图和频域图。相对正常设备输出信

号,当 FOCT 发生严重故障时,信号在低频段内会发生明显变化,提取低频段故障信号可以实现状态监测和故障诊断。

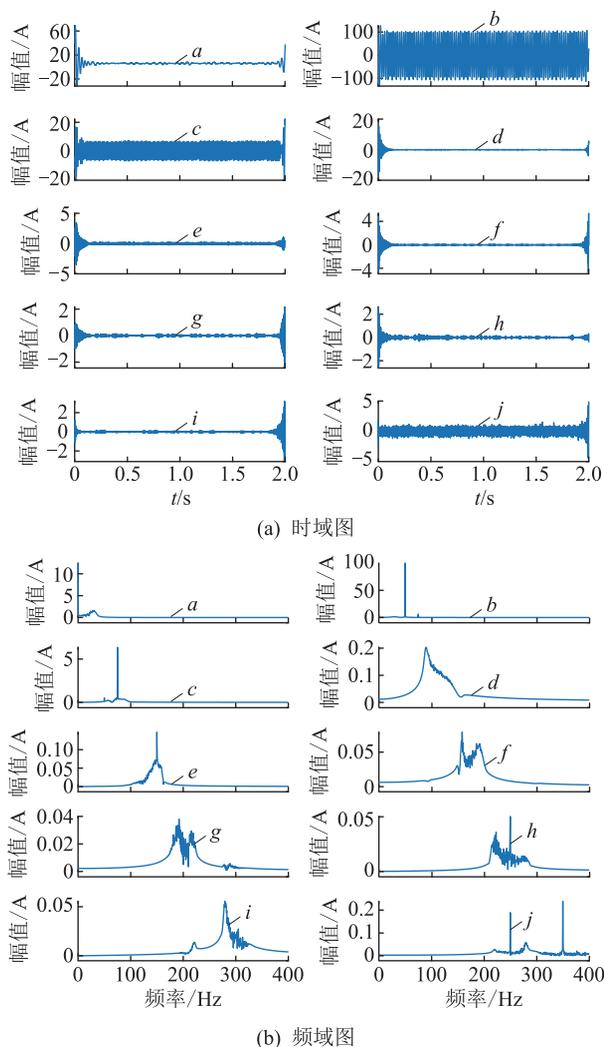


图 3 故障状态设备输出信号小波包分解频带时域图和频域图

Fig.3 Time domain diagram and frequency domain diagram of wavelet packet decomposition frequency band of equipment output signal in fault state

在 FOCT 发生渐变性故障,性能逐渐劣化的过程中,低频时域特征参数均出现了明显变化。为了选择合适的特征参数,须通过信号能量值、均值、均方根值、绝对平均值、波形因子等相关评价指标,对低频时域特征参数进行筛选,选择出合适的参数来表征设备渐变性故障劣化过程。计算 FOCT 原始输出信号和主要频段的时域特征,得到维度为 36 的高维特征向量。为了减少故障特征向量的冗余程度,提高模型训练的速度和故障诊断结果的准确率,利用 PCA 对特征向量进行降维处理。对高维特征向量主成分进行分析,前 7 个主成分向量包含了主成分 90% 以上的信息,可以作为故障信号特征序列,

满足故障特征辨识快速性的需求。

4 结语

基于时频变换的 FOCT 渐变性故障信号特征提取算法, 利用时域分析法和时频分析法从输出信号中提取故障特征, 构建表征不同运行状态的特征向量和表征渐变过程的时域特征参数。对 FOCT 输出信号设计最优小波分解算法, 分析各个频段信号确定故障信号特征, 并计算原始输出信号和各个频带信号的时域特征构建故障特征向量集合。采取 PCA 方法, 对特征维度进行处理, 降低特征参数之间的冗余度, 可以得到表征运行状态的特征向量集合。定量分析 FOCT 信号时域频域特征参数的优劣程度, 将低频均值特征参数作为反映渐变故障趋势的特征参数集, 可以用于构建 FOCT 渐变故障信号预测模型, 从而准确获取 FOCT 的渐变性故障状态特征并进行故障预警。

参考文献:

- [1] 刘云鹏, 许自强, 李刚, 等. 人工智能驱动的数据分析技术在电力变压器状态检修中的应用综述[J]. 高电压技术, 2019, 45(2): 337-348.
LIU Yunpeng, XU Ziqiang, LI Gang, et al. Review on applications of artificial intelligence driven data analysis technology in condition based maintenance of power transformers[J]. High Voltage Engineering, 2019, 45(2): 337-348.
- [2] WANG L H, WEI G J, JI J F, et al. Statistical modeling of fiber optic current transducer[J]. Measurement, 2016, 92: 288-294.
- [3] 程嵩, 郭志忠, 张国庆, 等. 全光纤电流互感器的温度特性[J]. 高电压技术, 2015, 41(11): 3843-3848.
CHENG Song, GUO Zhizhong, ZHANG Guoqing, et al. Temperature characteristic of fiber optic current sensor[J]. High Voltage Engineering, 2015, 41(11): 3843-3848.
- [4] 庞福滨, 李鹏, 魏旭, 等. 正弦波调制的全光纤电流互感器故障机理分析[J]. 电力系统自动化, 2020, 44(17): 153-160.
PANG Fubin, LI Peng, WEI Xu, et al. Analysis on fault mechanism of fiber-optical current transformers with sine wave modulation[J]. Automation of Electric Power Systems, 2020, 44(17): 153-160.
- [5] 杨庆, 孙尚鹏, 司马文霞, 等. 面向智能电网的先进电压电流传感方法研究进展[J]. 高电压技术, 2019, 45(2): 349-367.
YANG Qing, SUN Shangpeng, SIMA Wenxia, et al. Progress of advanced voltage/current sensing techniques for smart grid[J]. High Voltage Engineering, 2019, 45(2): 349-367.
- [6] TIAN J, MORILLO C, AZARIAN M H, et al. Motor bearing fault detection using spectral kurtosis-based feature extraction coupled with K-nearest neighbor distance analysis[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2016, 63(3): 1793-1803.
- [7] WANG L H, WEI G J, ZHU Y N, et al. Real-time modeling and online filtering of the stochastic error in a fiber optic current transducer[J]. Measurement Science and Technology, 2016, 27(10): 105103.
- [8] MÜLLER G M, FRANK A, YANG L, et al. Temperature compensation of interferometric and polarimetric fiber-optic current sensors with spun highly birefringent fiber[J]. Journal of Lightwave Technology, 2019, 37(18): 4507-4513.
- [9] 李传生, 邵海明, 赵伟, 等. 直流光纤电流互感器宽频测量特性[J]. 电力系统自动化, 2017, 41(20): 151-156.
LI Chuansheng, SHAO Haiming, ZHAO Wei, et al. Wide-frequency measurement characteristics of DC fiber-optic current transformer[J]. Automation of Electric Power Systems, 2017, 41(20): 151-156.
- [10] 赵俊, 石磊, 黄堃, 等. 新型特高压全光纤直流电流互感器性能研究[J]. 电力电子技术, 2020, 54(9): 19-22.
ZHAO Jun, SHI Lei, HUANG Kun, et al. Study of the performance of new extra-high voltage all fiber optical direct current transformer[J]. Power Electronics, 2020, 54(9): 19-22.
- [11] 郭金刚, 司磊, 袁志军, 等. 光纤电流互感器光路故障自诊断告警算法[J]. 电力系统自动化, 2018, 42(21): 172-177.
GUO Jingang, SI Lei, YUAN Zhijun, et al. Self-diagnosing alarm algorithm for optical path fault of fiber optical current transformer[J]. Automation of Electric Power Systems, 2018, 42(21): 172-177.
- [12] 胡琛, 张竹, 杨爱超, 等. 电子式电流互感器误差模型及误差状态预测方法[J]. 电力工程技术, 2020, 39(4): 187-193.
HU Chen, ZHANG Zhu, YANG Aichao, et al. Error model and forecasting method for electronic current transformers[J]. Electric Power Engineering Technology, 2020, 39(4): 187-193.
- [13] 魏广进. 光纤电流互感器误差特性及其对间隔层设备的影响[D]. 南京: 东南大学, 2017.
WEI Guangjin. Error characteristic and influence on the bay layer equipments of fiber optical current transducer[D]. Nanjing: Southeast University, 2017.
- [14] 张鹏, 王玮, 徐丙垠, 等. 模拟光电式电流互感器的频率特性分析[J]. 电力自动化设备, 2020, 40(2): 42-49.
ZHANG Peng, WANG Wei, XU Bingyin, et al. Analysis of frequency characteristics of analog photoelectric current transformer[J]. Electric Power Automation Equipment, 2020, 40(2): 42-49.
- [15] 胡琛, 张竹, 焦洋, 等. 基于随机矩阵理论的电子式互感器误差状态相关性分析方法[J]. 电力自动化设备, 2018, 38(9): 45-53.
HU Chen, ZHANG Zhu, JIAO Yang, et al. Error state correlation analysis based on random matrix theory for electronic transformer[J]. Electric Power Automation Equipment, 2018, 38(9): 45-53.
- [16] 熊小伏, 何宁, 于军, 等. 基于小波变换的数字化变电站电子式互感器突变性故障诊断方法[J]. 电网技术, 2010, 34(7): 181-185.
XIONG Xiaofu, HE Ning, YU Jun, et al. Diagnosis of abrupt-changing fault of electronic instrument transformer in digital substation based on wavelet transform[J]. Power System Tech-

- nology, 2010, 34(7):181-185.
- [17] 李生鹏, 韦朋余, 丁峰, 等. 基于多尺度模糊熵和主成分分析的轴承故障特征提取[J]. 船舶力学, 2018, 22(10):1277-1285.
- LI Shengpeng, WEI Pengyu, DING Feng, et al. Fault features extract of rolling bearing based on multiscale fuzzy entropy and principal component analysis[J]. Journal of Ship Mechanics, 2018, 22(10):1277-1285.
- [18] BOHNERT K, GABUS P, BRAENDLE H, et al. Fiber-optic dc current sensor for the electro-winning industry[C]//Proc SPIE 5855, 2005, 5855:210-213.
- [19] BOHNERT K, GABUS P, NEHRING J, et al. Fiber-optic current sensor for electrowinning of metals[J]. Journal of Light-wave Technology, 2007, 25(11):3602-3609.
- [20] 董志强. 滚动轴承故障特征的特性分析[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2018.
- DONG Zhiqiang. Characteristic analysis of fault features of rolling bearings [D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2018.
- [21] 胡天中, 余建波. 基于多尺度分解和深度学习的锂电池寿命预测[J]. 浙江大学学报(工学版), 2019, 53(10):1852-1864.
- HU Tianzhong, YU Jianbo. Life prediction of lithium-ion batteries based on multiscale decomposition and deep learning [J]. Journal of Zhejiang University (Engineering Science), 2019, 53(10):1852-1864.
- [22] 王鑫, 吴际, 刘超, 等. 基于 LSTM 循环神经网络的故障时间序列预测[J]. 北京航空航天大学学报, 2018, 44(4):772-784.
- WANG Xin, WU Ji, LIU Chao, et al. Exploring LSTM based recurrent neural network for failure time series prediction [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2018, 44(4):772-784.
- [23] ZHANG B, ZHANG L J, XU J W. Degradation feature selection for remaining useful life prediction of rolling element bearings [J]. Quality and Reliability Engineering International, 2016, 32(2):547-554.
- [24] 袁莉芬, 孙业胜, 何怡刚, 等. 基于小波包优选的模拟电路故障特征提取方法[J]. 电工技术学报, 2018, 33(1):158-165.
- YUAN Lifan, SUN Yesheng, HE Yigang, et al. Fault feature extraction method for analog circuit based on preferred wavelet packet [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2018, 33(1):158-165.

作者简介:



王立辉

王立辉(1979),男,博士,教授,博士生导师,研究方向为传感信号智能处理、无人系统巡检、智能算法等(E-mail:wlhseu@163.com);
罗拓(1985),男,硕士,工程师,从事电网工程项目管理、物资供应链管理工作;
宋明亮(1985),男,硕士,高级工程师,从事电力系统保护与控制工作。

Identification of gradual failure time-frequency feature in fiber optical current transformer

WANG Lihui¹, LUO Tuo², SONG Liangliang², REN Xuchao³, ZHANG Wenpeng¹, ZHAO Kai¹

(1. School of Instrument Science and Engineering, Southeast University, Nanjing 210096, China;

2. State Grid Jiangsu Electric Power Co., Ltd. Research Institute, Nanjing 211103, China;

3. State Grid Jiangsu Electric Power Co., Ltd. Extra High Voltage Branch, Nanjing 211102, China)

Abstract: Decomposing the output signal of fiber optical current transformer (FOCT) with time-frequency conversion is the key step to obtain the gradual fault characteristics. Aiming at the characteristics of FOCT gradual fault signal with large time domain span and random deterioration process, the output signal is sampled across intervals, and the wavelet packet decomposition algorithm is used to extract fault signal features according to the frequency band of the fault signal. The characteristic parameters are screened to obtain the optimal characteristic parameters that characterize the FOCT degradation trend. The principal component analysis method is proposed to reduce the dimensionality of high-dimensional features, the problem of high signal feature dimensionality is solved, and the need for fast fault feature identification is met. Experiment results show that the wavelet algorithm can decompose the signal into various frequency bands and obtain 64 sub-sequences containing signals of different frequency bands. The operating status of the transformer is determined by the energy ratio of each frequency band of the wavelet signal, and the gradual fault identification is realized.

Keywords: fiber optical current transformer (FOCT); fault diagnosis; wavelet transform; frequency domain feature; time domain feature; smart decomposition algorithm

(编辑 方晶)