

基于多传感器的干式变压器故障诊断系统设计^{*}

韩文文 谭政 张昆 毛雕 胡立忠
(三峡金沙江云川水电开发有限公司 昆明 651512)

摘要:为实现对电力系统中的干式变压器的状态监测及早期故障诊断,结合声发射传感器、温度传感器、湿度传感器等多类传感器对干式变压器进行状态监测和故障诊断,开发一套基于 LabVIEW 的干式变压器故障诊断系统。针对声发射、温度、湿度等数据,采用基于金豺优化算法的变分模态分解方法,提取出数据趋势,根据趋势的变化规律识别出潜在的早期故障;针对高采样率的声发射数据,采用基于多尺度 Teager 能量算子(TEO)的特征提取方法,提取出早期故障的微弱特征。仿真和应用表明,系统对信噪比为-10 dB左右的微弱早期故障信号具有优越的识别和诊断能力。系统的优点是结合声发射对材料劣化的敏感性和趋势及微弱特征分析方法,可在故障早期进行预警,而无须完全依赖指标阈值。

关键词:干式变压器;声发射传感器;LabVIEW;变分模态分解

中图分类号: TP27;TN91 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.604

Design of fault diagnosis system for dry type transformer based on multi sensor

Han Wenwen Tan Zheng Zhang Kun Mao Diao Hu Lizhong
(Three Gorges Jinsha River Yunchuan Hydropower Development Co., Ltd., Kunming 651512, China)

Abstract: In order to realize the condition monitoring and early fault diagnosis of the dry-type transformer in the power system, combined with acoustic emission sensors, temperature sensors, humidity sensors and other kinds of sensors to carry out the condition monitoring and fault diagnosis of the dry-type transformer, a set of dry-type transformer fault diagnosis system based on LabVIEW is developed. For acoustic emission, temperature, humidity and other data, the variational mode decomposition method based on Golden jackal optimization algorithm is used to extract the data trend, and the potential early fault is identified according to the change law of the trend. Aiming at the high sampling rate of acoustic emission data, a feature extraction method based on multi-scale Teo is used to extract the weak features of early faults. Simulation and application have shown that this system has superior recognition and diagnostic capabilities for weak early fault signals with a signal-to-noise ratio of around -10 dB. The advantage of this system is that, combined with the sensitivity and trend of acoustic emission to material degradation and the analysis method of weak characteristics, early warning can be carried out in the early stage of failure, without completely relying on the index threshold.

Keywords: dry type transformer; acoustic emission sensor; LabVIEW; variational mode decomposition

0 引言

干式变压器广泛应用于制造业、新能源行业、医院、学校、商业中心等场所,是保障电力稳定和安全的设备。与油浸式变压器的区别在于,油浸式变压器使用变压器油作为绝缘介质和冷却介质,变压器油不仅含有对人体健康和环境有害的物质,还存在易爆的隐患;而干式变压器使

用干式绝缘材料作为绝缘介质,通过空气对流实现冷却,是一种环保型的变压器。干式变压器在长时间运行中,也会出现机械松动、线路老化、风机散热不足等故障,从而影响电力系统的正常运行。因此,对于干式变压器运行过程中的状态监测和故障诊断对设备的稳定运行十分重要^[1-4]。

针对干式变压器的故障诊断,主要从温度、电流、振动等数据进行分析,文献[5]设计了一种干式变压器风冷系

收稿日期:2024-07-10

^{*} 基金项目:中国长江电力股份有限公司科研项目(Z522302038)资助

统温控保护装置,能实时对风机状态进行诊断;文献[6]通过三维有限元模型对振动数据分析实现了对短路故障的诊断;文献[7]通过自适应噪声完备集合经验模态分解和图卷积神经网络结合的方法对变压器的振动信号进行故障诊断;文献[8]通过一种基于 Gammatone 滤波器倒谱系数和鲸鱼优化随机森林的方法对变压器的声音信号进行故障诊断。文献[9]采用一种基于改进麻雀优化算法的长短时记忆网络的方法解决干式变压器温度数据异常问题,表现出良好的准确性和稳定性。文献[10]采用人工神经网络的方法对干式变压器进行故障分类,对正常、开路、短路和过载故障的诊断成功率大幅度提高。

以上方法从温度、振动、声音等方面都可以实现对干式变压器的故障诊断,但是对变压器早期故障的诊断效果欠佳,主要原因在于这些传感器对早期故障的敏感程度不高,故障特征往往淹没在强噪声下难以提取和识别。本文结合声发射传感器对材料破损瞬间产生的应力波的良好捕获能力,通过变分模态分解(variational mode decomposition, VMD)和快速稀疏分解方法,实现对干式变压器早期故障的预警和诊断。

1 系统软硬件设计

本文的干式变压器故障诊断系统,主要针对变压器的设备老化、机械松动、风机散热不足等故障的早期诊断。分别从系统硬件结构和软件结构进行设计。

1.1 系统硬件结构设计

为了全面监测干式变压器的运行状态,本文主要采用振动传感器、声发射传感器、温度传感器、湿度传感器进行数据采集。图1所示为系统硬件结构。

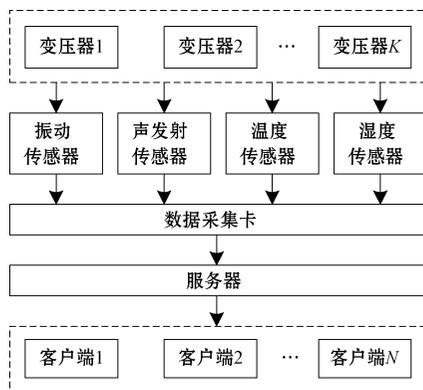


图1 系统硬件结构

Fig. 1 The hardware structure diagram of the system

本文系统的特点主要体现在多维数据采集和自适应采样频率两个方面。

1) 多维数据采集

振动、温度是分析干式传感器运行状态的常用指标,但是这些指标中的早期故障特征不明显,难以在故障初期进行准确预测。为了达到良好的早期故障预测效果,首

先,本文加入了湿度传感器和温度传感器,综合分析风机的散热效果;其次,本文加入了声发射传感器进行应力波的检测,该传感器可以检测到早期材料破损瞬间发出的应力波,应力波的频率范围往往远高于机械振动频率,传统的加速度传感器无法检测到应力波信号,声发射传感器能更早检测到故障早期微弱信号;最后,采用振动传感器进行故障后的持续监测,声发射传感器由于灵敏度较高导致量程范围较小,故障程度高容易导致数据出现溢出现象,因此中后期的持续检测采样振动传感器更为合适。

2) 自适应采样频率

采样频率的大小决定了采集信号的真实还原程度,采样频率过小,无法真实还原待检测信号;采样频率过大,数据存储压力大,计算复杂度更高。本文系统采用的4类数据中,温度和湿度数据变化通常比较平缓,采样频率在1 Hz以下即可;振动数据的采用频率通常在10 kHz即可;干式变压器中声发射数据的频率通常在25~750 kHz,采样频率需要选择2 MHz左右。这4类数据采样频率跨度极大,同时,在正常工作情况下,连续高采样频率的采集数据对数据存储带来极大挑战。本文系统采用自适应采样频率的方式满足正常状态下低采样,异常状态下高采样的需求,同时控制声发射传感器用于早期故障检测,控制振动加速度传感器用于中后期故障跟踪。

主要有3种工作模式。

第1种工作模式,正常监测模式。该模式下主要驱动温度传感器、湿度传感器和声发射传感器工作,采样间隔时间长。

第2种工作模式,早期故障模式。该模式下主要驱动温度传感器、湿度传感器和声发射传感器工作,温度、湿度传感器采样频率比正常模式提高10倍,声发射传感器采样频率比正常模式提高1倍,采样间隔时间比正常模式缩短10~100倍。

第3种工作模式,故障持续跟踪模式。该模式下主要驱动温度传感器、湿度传感器和振动传感器工作。温度传感器、湿度传感器的采样频率和采样间隔时间与第2种工作模式一致。

基于以上硬件功能,系统采用的传感器和数据采集卡需满足如下关键性能指标:(1)振动传感器,测量范围为 ± 5 g,灵敏度1 000 mV/g;(2)声发射传感器,频率带宽为500~750 kHz,灵敏度 >65 dB;(3)温度传感器,测量范围为0~200 $^{\circ}\text{C}$;(4)湿度传感器,测量范围为相对湿度0%~100%;(5)数据采集卡:模拟电压输入通道数为32通道,采样频率为每通道2 MHz。

1.2 系统软件结构设计

干式变压器故障诊断软件系统采用 LabVIEW 平台开发,主要包含数据采集、数据存储、故障诊断和数据展示等模块。图2所示为基于 LabVIEW 的系统界面,图3所示为系统软件结构。

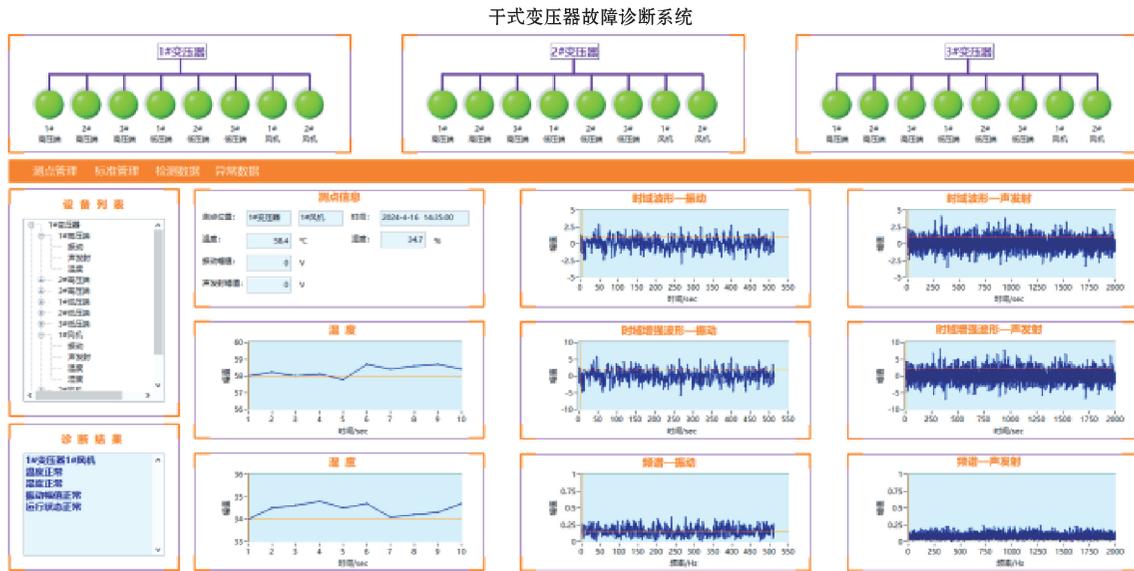


图 2 基于 LabVIEW 的系统界面
Fig. 2 The system interface based on LabVIEW

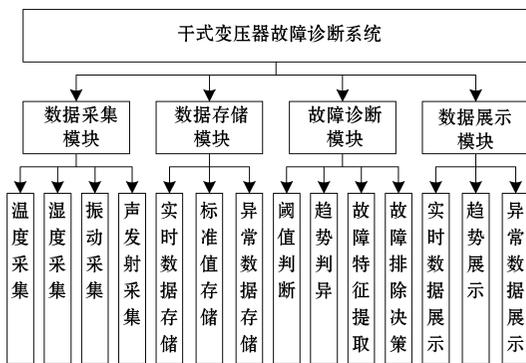


图 3 系统软件结构
Fig. 3 The software structure diagram of the system

1) 数据采集模块

该模块主要根据设备的状态实现不同工作模式下的湿度数据采集、温度数据采集、振动数据采集和声发射数据采集,具备自适应采样频率设置功能。图 4 所示为数据采集流程。

2) 数据存储模块

数据存储模块主要实现标准值存储、实时数据存储和异常数据存储。其中标准值是根据经验设定的异常阈值,包括温度标准值、湿度标准值、振动标准值和声发射标准值。实时数据存储量较大,且大多数数据为正常数据,在存储时通常只存储短期内完整数据。异常数据相比正常数据少很多,且对后期的异常判断具有重要的参考价值,因此,异常数据需要长期存储。

3) 故障诊断模块

故障诊断模块主要实现阈值判断、趋势判异、故障特征提取、故障排除决策,是系统的核心组成部分,是干式变

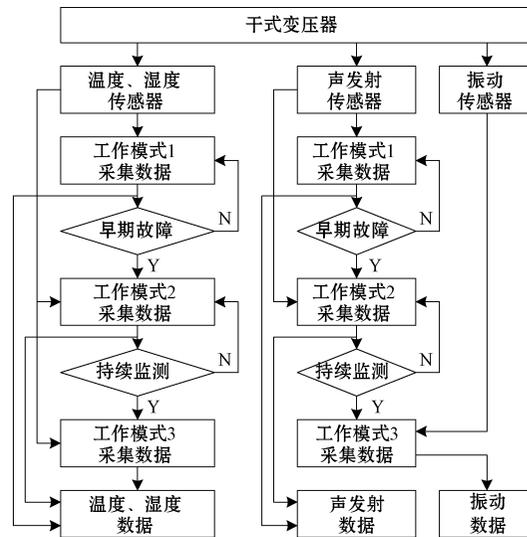


图 4 数据采集流程
Fig. 4 The flowchart of data acquisition

压器故障“发现—分析—诊断—排除”流程的关键。阈值是状态异常诊断最基本的指标,但是阈值的设定比较依赖经验值,设置过大容易导致故障报警不及时,设置过小容易出现误报情况。因此,还需要通过趋势判异和故障特征提取来实现故障的早期预警。

趋势判异,主要是根据分离出的信号的趋势信号,进行单调性分析和变化速率分析。即使检测指标未超过阈值,如果呈现单调递增或递减趋势,则可以判断出存在潜在的故障,可以进行预警,尤其适合温度、湿度的提前预警。

故障特征特取,主要通过数字信号处理方法,提取出

能表征故障特征的信号。在声发射信号中,早期机械故障会出现微弱的冲击成分,通过微弱冲击检测方法,可以及早识别出潜在的故障信息,及时进行预警,尤其适合声发射、振动数据的提前预警。

故障排除决策,根据故障数据中的趋势信息和故障特征信息中的时频特征,给出设备故障的原因以及处理措施。表1所示为干式变压器异常原因及维修意见。

表1 干式变压器异常原因及维修意见
Table 1 The abnormal reasons and maintenance suggestions for dry type transformers

异常指标	异常原因	维修处理意见
温度指标异常	风机散热不足;匝间短路	检查变压器绕组或加大风机风力
湿度指标异常	通风不足	加大风机风力
风机声发射指标异常	风机轴承出现轻微损伤	持续观察风机状态
风机振动指标异常	风机轴承损伤劣化	检查风机轴承零部件
外壳声发射指标异常	零部件连接松动;接触不良	持续观察或检查零部件连接情况
外壳振动指标异常	零部件连接松动;接触不良;缺相	持续观察或停机检查电机转子以及零部件

故障的准确决策需要结合声发射和振动数据的频谱分析,例如风机的声发射或者振动指标异常,可以根据频谱分析风机轴承的故障点位置;外壳声发射、振动指标异常,频谱与工作电流频率及倍频无关,则可判断是零部件松动或接触不良,频谱与工作电流频率及倍频相关,则可判断是缺相引起。

4) 数据展示模块

数据展示模块主要实现实时数据展示、趋势展示和异常数据展示。

针对温度和湿度数据的实时展示,主要采用趋势展示体现数据的变化规律。针对声发射和振动数据的实时展示,采样时域波形、频域波形和趋势三者结合的方式展示,其中时域波形和频域波形便于体现当前采集数据的故障特征,趋势波形便于观察更长时间跨度的变化规律。

异常数据可以方便查看历史故障指标及故障原因及诊断意见等信息,同时也可以直接跳转到异常时刻观察前后数据分析异常原因。

2 系统数据分析算法设计

本文系统中的故障诊断模块涉及信号的趋势提取和冲击特征提取,为了能够实现早期故障的特征特取,系统采用基于金豺优化算法(golden jackal optimization,GJO)的

VMD分离信号中的趋势成分,采样多尺度 Teager 能量算子(Teager energy operator, TEO)方法提取分离信号中的微弱冲击成分。图5所示为信号处理流程。

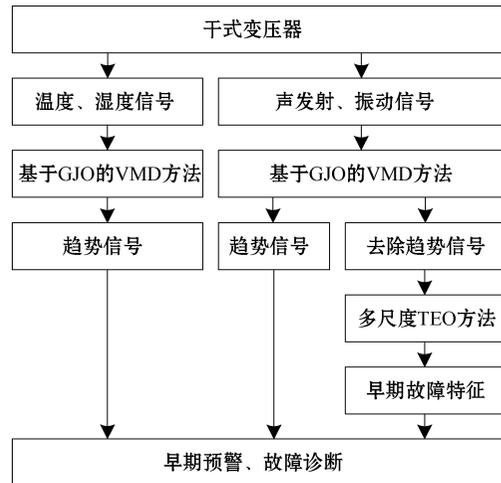


图5 信号处理流程

Fig. 5 The flowchart of signal processing

2.1 基于 GJO 算法的 VMD 方法

趋势分析时本系统在检测指标未超过安全阈值前早期预警的一种技术手段,根据趋势的变化规律进行异常的判断。因此,如何从噪声环境下提取出趋势成分,是本文系统重点解决的问题。同时,在声发射和振动故障数据中,除了趋势成分外,还有微弱冲击成分需要分离出来,因此。在设计算法时,需要同时具备微弱冲击分离和趋势分离的能力。

VMD通过构建和求解变分问题,可以将原始信号进行分解为若干个不同频率和振幅特征的本征模态函数(intrinsic mode function, IMF)。选择合适的模式数K和惩罚系数α,可以有效解决模态混叠和端点效应问题^[11-12]。

VMD的约束变分模型为:

$$\begin{cases} \min_{\{v_k\}, \{\omega_k\}} \left\{ \sum_k \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) \cdot v_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|^2 \right\} \\ \text{s. t. } \sum_k v_k = s(t) \end{cases} \quad (1)$$

式中:s(t)为输入信号,k为模态分解层数,v_k为分解后的k个IMF分量,ω_k为k个IMF分量的中心频率。

引入惩罚系数α和拉格朗日算子τ(t),变分问题变为:

$$L(\{v_k\}, \{\omega_k\}, \tau) = \alpha \sum_k \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) \cdot v_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|^2 + \left\| s(t) - \sum_k v_k(t) \right\|_2^2 + \left\langle \tau(t), s(t) - \sum_k v_k \right\rangle \quad (2)$$

模态更新如下:

$$v_k^{n+1} = \frac{f(\omega) - \sum_{i=1, i < k}^K v_i^{n+1}(\omega) - \sum_{i=1, i > k}^K v_j^n(\omega)}{1 + 2\alpha(\omega - \omega_k^n)^2} + \frac{\tau^n(\omega)}{1 + 2\alpha(\omega - \omega_k^n)^2} \quad (3)$$

式中: $f(\omega)$ 、 $v(\omega)$ 、 $\tau(\omega)$ 分别是 $s(t)$ 、 $v(t)$ 、 $\tau(t)$ 的傅里叶变换; n 为迭代次数。

中心频率更新如下:

$$\omega_k^{n+1} = \frac{\int_0^\infty \omega |v_k^{n+1}(\omega)|^2 d\omega}{\int_0^\infty |v_k^{n+1}(\omega)|^2 d\omega} \quad (4)$$

采用交替方向乘子算法连续更新各模态及中心频率, 即交替寻找 v_k 和 ω_k , 最终得到问题的最优解。

模态数 K 和惩罚系数 α 直接影响 VMD 的分解效果, K 过大会导致过分解, K 过小会导致欠分解; α 过大会导致频带信息丢失, α 过小会导致频带信息冗余, 因此, 对模态数 K 和惩罚系数 α 的寻优很有必要^[13-14]。由于噪声的干扰, 寻优结果容易陷入局部最优, 系统采用 GJO 算法对 K 和 α 进行寻优, 以达到最佳分解效果。

GJO 算法是一种启发式优化算法, 模拟金豺合作狩猎的行为, 通过猎物位置的更新来实现算法的寻优过程。GJO 算法的优点主要体现在优化效率高、收敛速度快、寻优能力强等, 能够在最快的时间内找到全局最优解。

图 6 所示为 GJO 算法流程。

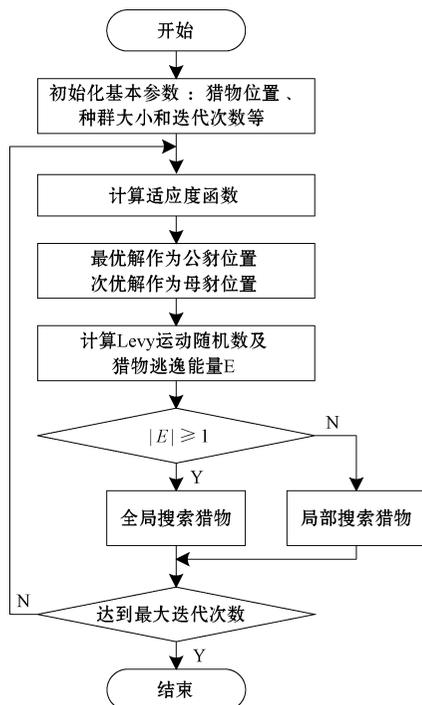


图 6 GJO 算法流程

Fig. 6 The flowchart of GJO algorithm

GJO 算法通过全局搜索猎物 and 局部搜索猎物两种方式更新猎物位置。全局搜索猎物是当猎物的能量较高时, 金豺等待并搜寻其他猎物, 搜索过程由雄性金豺带领, 雌性金豺跟随; 局部搜索猎物是当猎物的能量较低时, 金豺夫妇包围并攻击猎物。

全局搜索猎物的位置更新公式如下:

$$\begin{cases} M_n(i) = Y_M(i) - E_n(i) |Y_M(i) - \gamma_n(i) \times p_n(i)| \\ F_n(i) = Y_F(i) - E_n(i) |Y_F(i) - \gamma_n(i) \times p_n(i)| \\ Y_n(i+1) = \frac{M_n(i) + F_n(i)}{2} \end{cases} \quad (5)$$

局部搜索猎物的位置更新公式如下:

$$\begin{cases} M_n(i) = Y_M(i) - E_n(i) |\gamma_n(i) \times Y_M(i) - p_n(i)| \\ F_n(i) = Y_F(i) - E_n(i) |\gamma_n(i) \times Y_F(i) - p_n(i)| \\ Y_n(i+1) = \frac{M_n(i) + F_n(i)}{2} \end{cases} \quad (6)$$

式中: $M_n(i)$ 为第 n 个猎物相对于公豺的更新位置; $F_n(i)$ 为第 n 个猎物相对于母豺的更新位置; i 为当前迭代次数; $Y_M(i)$ 为公豺当前位置; $Y_F(i)$ 为母豺当前位置; $\gamma_n(i)$ 为 Levy 运动随机数; $p_n(i)$ 为猎物当前位置行向量; $E_n(i)$ 为猎物逃逸能量; $Y_n(i+1)$ 为猎物的更新位置^[15]。

本文基于 GJO 的 VMD 方法, 采用最小包络熵作为适应度函数。最小包络熵的计算如下所示:

$$\begin{cases} E_p = - \sum_{i=1}^N p_i \lg p_i \\ p_i = s_i(t) / \sum_{i=1}^N s_i(t) \\ s_i(t) = IMF_K \end{cases} \quad (7)$$

式中: E_p 为最小包络熵; p_i 为 $s_i(t)$ 的归一化; $s_i(t)$ 为分解后的低频趋势信号。

2.2 基于多尺度 TEO 的微冲击提取方法

不管是声发射信号还是振动信号, 信号都呈现出振荡衰减的特征, 且振荡频率较高, 对于干式变压器, 振动信号的振荡频率达到几千赫兹, 声发射信号的振荡频率达到几千赫兹^[16-17]。早期的微弱冲击信号被淹没在噪声中, 传统的信号处理方法能以提取出冲击成分, 本文采用多尺度 TEO 方法可以通过追踪微弱冲击信号的能量对信号进行增强, 从而达到微冲击提取的目的^[18-19]。

声发射信号和振动信号的数学模型如下:

$$x(t) = e^{-\alpha(t-u)^2} \cos(\omega t + \varphi) \quad (8)$$

Teager 能量算子定义如下:

$$\phi[x(t)] = [x'(t)]^2 - x(t)x''(t) \quad (9)$$

可以得到微冲击信号的 TEO 为:

$$\phi[x(t)] = e^{-2\alpha(t-u)^2} \omega^2 \quad (10)$$

微冲击信号的 TEO 与微冲击的振荡频率的平方成正比, 而声发射信号和振动信号的振荡频率均比较高, 因此, 可以很大程度增强微冲击成分^[12-13]。为了达到更好地微冲击效果, 系统采用多尺度 TEO 方法, 即进行多次 TEO

计算得到更好地效果,由于设备故障呈现多样性,多尺度TEO的尺度可以由用户根据实际信号进行设置,通常可以在1~5取值。

对多尺度TEO信号进行快速傅里叶变换(FFT)即可得到冲击的频率信息,由于零部件松动或接触不良信号的频谱与工作电流频率及倍频无关,而缺相时频谱与工作电流频率及倍频相关,因此,可以进一步判断故障的类型。

3 仿真信号分析

系统信号分析是对干式变压器的温度、湿度、声发射和振动信号进行的,其中,温度和湿度信号只需要进行趋势提取一步,声发射和振动信号需要进行趋势提取和微弱冲击提取两步。仿真实验是在MATLAB进行设计和验证。为了验证方法的有效性,模拟声发射信号进行方法的验证,信号模拟为:

$$\begin{cases} s(t) = s_p(t) + s_t(t) + n(t) \\ s_p(t) = \sum_{i=1}^K A e^{-\frac{(t-u_i)^2}{\lambda_i^2}} \cos(2\pi f_i t + \varphi_i) \\ s_t(t) = at + b \end{cases} \quad (11)$$

式中: $s(t)$ 是仿真信号; $s_p(t)$ 是周期性冲击信号; $s_t(t)$ 是趋势信号; $n(t)$ 是高斯白噪声; A 为冲击信号的振幅。

设定仿真信号为-11.6 dB的含噪信号,对仿真信号采用基于GJO的VMD方法进行分解,并对分解后的去除趋势成分进行多尺度TEO特征提取。图7所示为仿真信号时域图。图8所示为基于GJO的VMD方法分解结果。图9所示为多尺度TEO特征提取结果。

由图7可以看出,微弱冲击信号和趋势信号被强噪声淹没,时域信号中能看出振幅有一定的趋势变化,但是波动较大;微弱冲击成分基本无法看出。

由图8可以看出,趋势信号提取效果较好,呈现明显

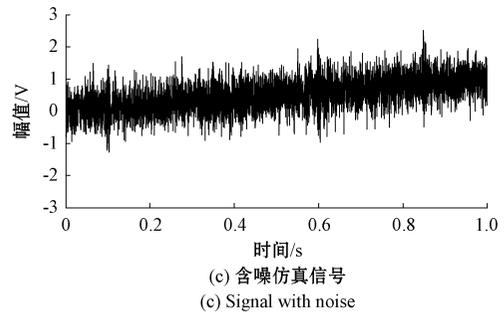
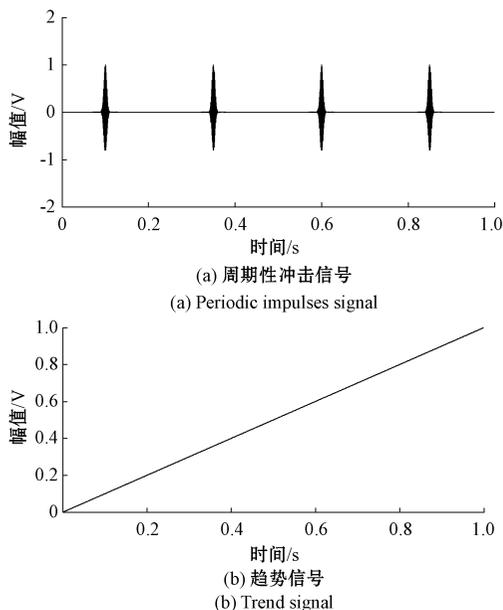


图7 仿真信号
Fig. 7 The simulated signals

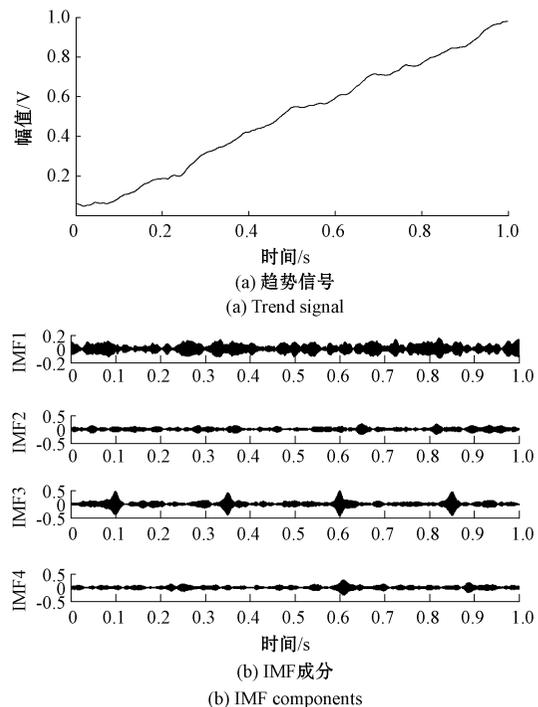


图8 基于GJO的VMD方法分解结果
Fig. 8 The decomposition of VMD based on GJO method

的上升趋势,IMF分量中含有冲击特征的成分较多,受噪声干扰比较严重。而去除趋势成分的信号难以识别出微弱冲击信号。

由图9(a)可以看出,去除趋势信号的Hilbert包络谱受噪声污染严重,倍频成分不明显。由图9(b)和(c)可以

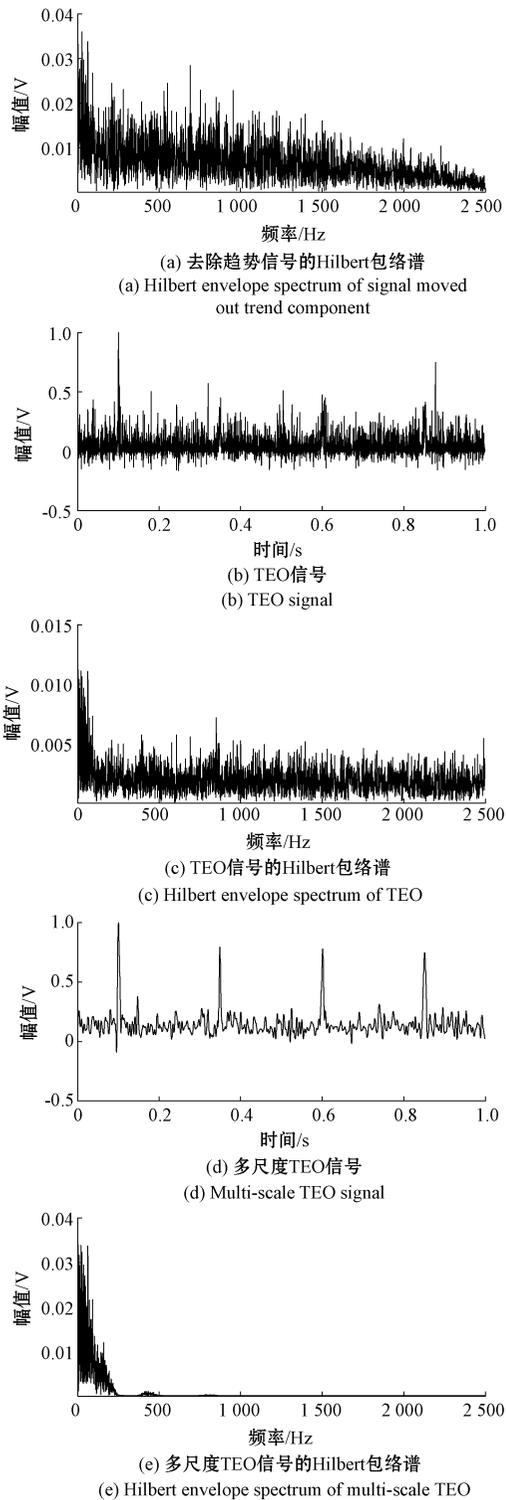


图9 基于多尺度 TEO 特征特取结果

Fig. 9 The feature extraction based on multi-scale TEO

看出,经过一次 TEO 处理,微弱冲击得到一定提升,但是仍然受噪声干扰严重,频谱中的噪声虽然得到抑制,但是倍频成分依旧不明显。由图 9(d)和(e)可以看出,经过多尺度 TEO 处理,微弱冲击可以显著地呈现出来,并且对应

的频谱能很好看出倍频信息。由此可知,经过多尺度 TEO 特征提取,能将强噪声下的微弱故障冲击成分提取出来。

系统在实际应用中,对早期微弱故障也十分敏感,可以及时发现早期微弱故障,图 10 所示为一次风机异常数据频谱。其时域波形中,幅值并未超过异常阈值,但是信号经过去噪分析和 VMD 分解后,其高频包络信号呈现出较强的周期性,可判断出风机出现微弱的冲击类故障,后期检修中也验证了本文系统诊断结论。

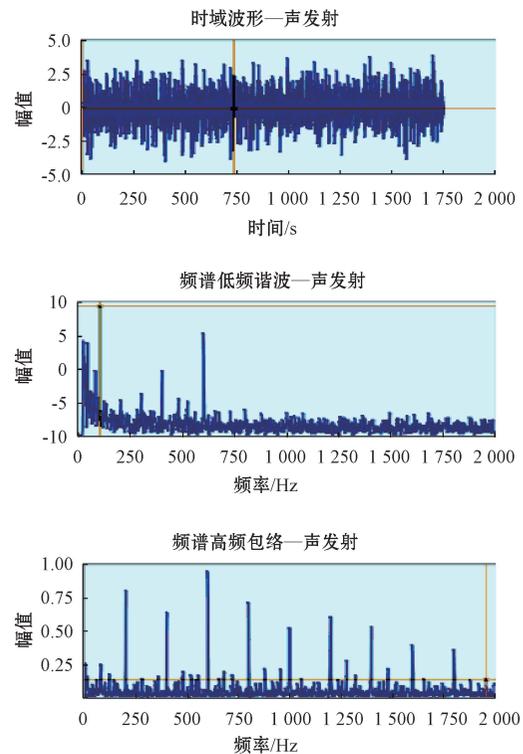


图 10 一次风机异常数据频谱

Fig. 10 The spectrum of abnormal data from wind turbine

4 结论

基于多传感器的干式变压器故障诊断系统,可以实现对干式变压器风机、连接件接触不良、机械损伤、缺相等常见故障的早期发现和诊断。采用基于金豺优化算法的变分模态分解方法可以提取准确的趋势成分,采用基于多尺度 TEO 的方法可以提取微弱的故障冲击成分,从而达到早期预警和诊断的效果。该系统人机交互便捷,功能丰富,可保障干式变压器的安全稳定运行。

参考文献

- [1] LI Y, CHENG G, LIU C. Research on bearing fault diagnosis based on spectrum characteristics under strong noise interference [J]. Measurement, 2021, 169: 526-541.

- [2] WANG R, HUANG Y, ZHANG J, et al. Contrastive study on fault feature extraction methods for rolling bearing based on low rank and sparse decomposition[J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2023, 42(21): 182-191.
- [3] 周亚中, 何怡刚, 邢致恺, 等. 基于 IDBO-ARIMA 的电力变压器振动信号预测[J]. *电子测量与仪器学报*, 2023, 37(8): 11-20.
- ZHOU Y ZH, HE Y G, XING ZH K, et al. Power transformer vibration signal prediction based on IDBO-ARIMA[J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2023, 37(8): 11-20.
- [4] 杨文荣, 石小晖, 张雨蒙, 等. 基于两轴振动和多传感器融合的变压器绕组机械故障诊断[J]. *电子测量技术*, 2023, 46(19): 132-139.
- YANG W R, SHI X H, ZHANG Y M, et al. Transformer winding mechanical fault diagnosis based on two-axis vibration and multi-sensor fusion [J]. *Electronic Measurement Technology*, 2023, 46(19): 132-139.
- [5] 尹春杰, 王亚男, 宋彦嫫, 等. 干式变压器风冷系统在线监测与温控保护装置[J]. *仪表技术与传感器*, 2020(4): 31-34.
- YIN CH J, WANG Y N, SONG Y M, et al. Air-cooling and temperature control protection device for on-line monitoring of dry-type transformers [J]. *Instrument Technique and Sensor*, 2020(4): 31-34.
- [6] 李周晨昕, 袁鑫锋, 徐鹏, 等. 干式变压器短路故障前后负载振动特性分析[J]. *变压器*, 2020, 57(2): 31-38.
- LI ZH CH X, YUAN X F, XU P, et al. Analysis of load vibration characteristics of dry type transformer before and after short-circuit fault [J]. *Transformer*, 2020, 57(2): 31-38.
- [7] 洪翠, 邱仕达, 高伟. CEEMDAN 与 GCN 结合的配电变压器故障诊断[J]. *电子测量与仪器学报*, 2022, 36(12): 86-96.
- HONG C, QIU SH D, GAO W. Fault diagnosis of distribution transformer based on CEEMDAN and GCN [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2022, 36(12): 86-96.
- [8] 耿琪深, 王丰华, 金霄. 基于 Gammatone 滤波器倒谱系数与鲸鱼算法优化随机森林的干式变压器机械故障声音诊断[J]. *电力自动化设备*, 2020, 40(8): 191-196.
- GENG Q SH, WANG F H, JIN X. Mechanical fault sound diagnosis based on GFCC and random forest optimized by whale algorithm for dry type transformer [J]. *Electric Power Automation Equipment*, 2020, 40(8): 191-196.
- [9] WANG Q Q, ZHENG M Z, YANG K, et al. Research and implementation of fault data recovery method for dry-type transformer temperature control sensor based on ISSA-LSTM algorithm [J]. *Measurement*, 2024, 228: 114333.
- [10] PANKAJ K, PIUSH V. Fault classification of dry type transformer using pattern recognition neural network[J]. *Lecture Notes in Electrical Engineering*, 2023, 1041: 41-52.
- [11] LI B, LV X, ZHOU F, et al. A life prediction method of rolling bearing based on signal reconstruction and fusion dual channel network[J]. *Measurement Science and Technology*, 2024, 35(1): 015137.
- [12] 王雨虹, 王志中, 付华, 等. 多策略改进麻雀算法与 BiLSTM 的变压器故障诊断研究[J]. *仪器仪表学报*, 2022, 43(3): 87-97.
- WANG Y H, WANG ZH ZH, FU H, et al. Research on transformer fault diagnosis based on the improved multi-strategy sparrow algorithm and BiLSTM [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2022, 43(3): 87-97.
- [13] 杨刚, 李帅, 耿东, 等. 基于层级时序记忆模型的变压器异常监测方法[J]. *国外电子测量技术*, 2023, 42(9): 66-73.
- YANG G, LI SH, GENG D, et al. Power transformer anomaly monitoring method based on hierarchical temporal memory [J]. *Foreign Electronic Measurement Technology*, 2023, 42(9): 66-73.
- [14] 王琇峰, 文俊, 倪泽行, 等. 基于 AVMD 和二阶 FWE0 的滚动轴承故障诊断[J]. *振动、测试与诊断*, 2023, 43(2): 246-253.
- WANG X F, WEN J, NI Z X, et al. Fault diagnosis of rolling bearings based on AVMD and SFWE0[J]. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2023, 43(2): 246-253.
- [15] GALEZIA A, GRYLLIAS K. Application of the combined Teager-Kaiser envelope for bearing fault diagnosis[J]. *Measurement*, 2021, 182: 109710.
- [16] PEI X, ZHENG X, WU J. Intelligent bearing fault diagnosis based on Teager energy operator demodulation and multiscale compressed sensing deep autoencoder[J]. *Measurement*, 2021, 179: 109452.
- [17] 王天金, 冯志鹏, 郝如江, 等. 基于 Teager 能量算子的滚动轴承故障诊断研究 [J]. *振动与冲击*, 2012(2): 1-5, 85.
- WANG T J, FENG ZH P, HAO R J, et al. Fault

- diagnosis of rolling element bearings based on Teager energy operator[J]. Journal of Vibration and Shock, 2012(2): 1-5, 85.
- [18] YAN B K, WANG B, ZHOU F X, et al. Sparse feature extraction for fault diagnosis of rotating machinery based on sparse decomposition combined multiresolution generalized S transform[J]. Journal of Low Frequency Noise, Vibration and Active Control, 2019, 38(2): 441-456.
- [19] HAN T, LIU Q, ZHANG L, et al. Fault feature extraction of low-speed roller bearing based on Teager

energy operator and CEEMD [J]. Measurement, 2019, 138: 400-408.

作者简介

韩文文, 硕士, 工程师, 主要研究方向为变压器和电气设备故障诊断等。

E-mail: han_wenwen@ctg.com.cn

谭政, 工程师, 主要研究方向为变压器和电气设备故障诊断和维护。