

多尺度熵在变压器振动信号特征提取中的应用*

李 莉¹, 朱永利², 宋亚奇¹

(1. 华北电力大学控制与计算机工程学院 保定, 071003)

(2. 华北电力大学新能源电力系统国家重点实验室 北京, 102206)

摘要 以提取变压器绕组振动信号有效特征为目的,对多尺度熵(multiscale entropy, 简称 MSE)适用于非平稳非线性振动信号分析的特点和机理进行分析,在此基础上将其引入变压器绕组振动信号的特征提取中。利用不同尺度内信号样本熵的变化来反映变压器绕组运行状态的改变,将其作为一个能定量描述绕组故障信号特征的有效特征参数。实验数据分析表明,与样本熵相比,多尺度熵能更好地实现故障信号特征的定量提取,是表征变压器绕组不同故障信息的一种有效参数。

关键词 多尺度熵; 变压器绕组; 振动信号; 特征提取; 有效特征参数

中图分类号 TM41; TN911.7; TH113.1

引 言

变压器振动监测是一种便捷的在线状态检测方法,特别是针对一些老旧大型电力变压器抗短路能力较低和电力系统短路电流增大而造成变压器损坏等事故,通过分析振动信号可以早期诊断变压器绕组和铁芯存在的隐患和故障^[1-5]。变压器振动信号研究的困难在于:a. 振动信号在传递中经过的环节较多(故障点—结构件—绝缘油—箱壁—测点),特征信息衰减耗损大,在变压器箱体中各部件振动的作用下,信号中的干扰激励多,测试的振动信号成分复杂,反映绕组状态的特征信息相对微弱;b. 由于变压器故障的发生和发展、设备工况的变化以及设备自身的非线性,使得振动信号中包含动态、非线性的成分,信号表现出非平稳、非线性的特点且数据量大,通常无法直接进行设备的状态诊断,必须经过信号处理和特征量提取进行分类。

目前,信号分析常用谱分析和非线性分析两种方法。谱分析是将信号从时域变换到数据量少、特征更明显的频域信息,通过人工观察信号频域的幅度、能量和功率等变化情况来判断设备的状态^[6]。常用的时频转换方法主要有傅里叶变换、小波变换和希尔伯特-黄变换等。谱分析法在研究变压器振动信号方面已有了广泛应用^[1,2,7-8]。在这个过程

中,仅用频域特征区分故障类型的方法有很大的局限性,不同类型的故障信号频谱有一部分甚至大部分是重叠的,在频域内难以区分^[9]。非线性分析将研究对象看作一个非线性系统,采用非线性动力学指标对测得信号进行分析。针对信号的非线性、非平稳特征,提出了非线性动力学参数作为故障特征参数都取得了不错的效果。近似熵^[10]是从衡量信号序列复杂性角度提出的,能定量描述某信号序列的复杂性和不规则性。信号序列产生新模式的概率越大,表示序列复杂性越大,近似熵值越大。样本熵^[11]是在近似熵基础上经过改进的复杂度测试方法,避免了近似熵计算过程中导致结果偏差的无意义的自匹配过程,且具有所需数据少、抗噪声和干扰能力强、在参数大取值范围内一致性好等特点^[12]。Costa 等^[13]在样本熵基础上提出了多尺度熵理论,最初用于生物性时间序列的复杂性研究中。研究人员在机械设备状态检测和故障诊断领域^[14-17]探讨了多尺度熵的工程应用,进一步证明了多尺度熵比单一尺度的样本熵更具优越性,它既能在整体上反映其动力学特征,又能从细节上揭示其演化特性^[18],包含了更多的信息。多尺度熵衡量了时间序列在不同尺度上的复杂性,丰富了熵的含义。可见,多尺度熵在故障诊断领域是一种很有应用前景的新方法,鉴于电气领域与机械领域在故障信号特征提取上有相似性和相通性,且变压器绕组松动或变形本质上

* 中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(13XS30;13MS88)

收稿日期:2014-06-08;修回日期:2014-09-01

会影响到变压器绕组的机械动力学特性的变化,笔者将非线性动力学指标多尺度熵引入变压器振动信号的分析中。

笔者以变压器振动信号有效特征的提取为目的,考虑到振动信号所具有的特征信息衰减耗损大、信号中的干扰激励多和数据间相关性大等特点,在分析多尺度熵的物理本质及特点基础上,提出了利用多尺度熵实现变压器振动信号特征提取的方法,并通过实验数据验证了该方法的可行性和有效性。

1 多尺度熵算法及应用分析

1.1 多尺度熵算法

多尺度熵由近似熵、样本熵逐步发展而来,从描述时间序列在不同尺度上复杂性的角度提供了一种表征信号特征的无量纲指标。多尺度熵包含3个参数 τ 、 m 和 r ,其中: τ 为尺度因子; m 为嵌入维数; r 为阈值,也称相似系数。预先给定嵌入维数 m 和阈值 r ,其计算过程如下。

1) 设原始一维时间序列为 $\{x_1, \dots, x_i, \dots, x_N\}$,共 L 个点。

2) 构建连续粗粒化的时间序列 $\{y^{(\tau)}\}$

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

当 $\tau=1$ 时,序列 $\{y^{(1)}\}$ 为原始时间序列,一般取 $\tau_{\max} \geq 10$ 。

3) 根据尺度 τ 变化得到长度为 $N=L/\tau$ 的时间序列,按连续序号构成一组 m 维矢量 $[\mathbf{Y}^{(\tau)}(1), \dots, \mathbf{Y}^{(\tau)}(i), \dots, \mathbf{Y}^{(\tau)}(N-m+1)]$,其中 $\mathbf{Y}^{(\tau)}(i)=[y^{(\tau)}(i), y^{(\tau)}(i+1), \dots, y^{(\tau)}(i+m-1)]$
($i=1 \sim N-m+1$) (2)

这些矢量代表了在尺度 τ 下从第 i 个点开始的连续 m 个 y 值。

4) 定义 $\mathbf{Y}^{(\tau)}(i)$ 与 $\mathbf{Y}^{(\tau)}(j)$ 之间的距离 $d[\mathbf{Y}^{(\tau)}(i), \mathbf{Y}^{(\tau)}(j)]$ 为尺度 τ 上矢量 $\mathbf{Y}^{(\tau)}(i)$ 和 $\mathbf{Y}^{(\tau)}(j)$ 对应元素差值的绝对值的最大值,即

$$d[\mathbf{Y}^{(\tau)}(i), \mathbf{Y}^{(\tau)}(j)] = \max |y^{(\tau)}(i+k) - y^{(\tau)}(j+k)| \quad (3)$$

其中: $k=0 \sim m-1; i, j=1 \sim N-m+1, i \neq j$ 。

对每一个 i 值计算 $\mathbf{Y}^{(\tau)}(i)$ 与其余矢量 $\mathbf{Y}^{(\tau)}(j)$ 间的距离 $d[\mathbf{Y}^{(\tau)}(i), \mathbf{Y}^{(\tau)}(j)]$ 。

5) 对于给定的阈值 r ,对每一个 i 值统计 $d[\mathbf{Y}^{(\tau)}(i), \mathbf{Y}^{(\tau)}(j)]$ 小于 r 的数目及此数目与距离总数的 $N-m$ 的比值,记为 $C_i^{\tau, m}(r)$,即

$$C_i^{\tau, m}(r) = \frac{1}{N-m} \text{num}\{d[\mathbf{Y}^{(\tau)}(i), \mathbf{Y}^{(\tau)}(j)] < r\} \\ (i, j=1 \sim N-m+1; i \neq j) \quad (4)$$

其中:概率 $C_i^{\tau, m}(r)$ 为所有 $\mathbf{Y}^{(\tau)}(j)$ ($i \neq j$)与 $\mathbf{Y}^{(\tau)}(i)$ 的关联程度,表示了序列 $\{\mathbf{Y}^{(\tau)}(j)\}$ 的规律程度。

6) 求 $C_i^{\tau, m}(r)$ 对所有 i 的平均值,即

$$C^{\tau, m} = \frac{1}{N-m+1} \sum_{i=1}^{N-m+1} C_i^{\tau, m}(r) \quad (5)$$

7) 增加维数至 $m+1$,重复步骤3~6,得到尺度 τ 在 $m+1$ 维数下的 $C^{\tau, m+1}(r)$ 。

理论上,当序列长度 N 为有限值,尺度 τ 时序列的样本熵估计值为

$$\text{SampEn}(\tau, m, r) = -\ln[C^{\tau, m+1}(r)/C^{\tau, m}(r)] \quad (6)$$

多尺度熵定义为样本熵在多个尺度下的集合,序列的多尺度熵值为

$$\text{MSE} = \{\tau \mid \text{SampEn}(\tau, m, r) = -\ln[C^{\tau, m+1}(r)/C^{\tau, m}(r)]\} \quad (7)$$

MSE的值与 m, r 的取值相关,一般取 $m=2, r$ 取原序列 $\{x_1, \dots, x_i, \dots, x_N\}$ 标准差(standard deviation, 简称SD)的0.1~0.25倍。通常序列长度 N 取1 000点以上,这里取 $m=2, r=0.2\text{SD}, \tau=10$ 。

1.2 多尺度熵适合变压器振动信号分析的特点和机理

从多尺度熵的算法可以看出,与样本熵相比,多尺度熵的粗粒化过程是一个频率筛分过程,随着尺度的变化能反映时间序列在不同尺度上的规律性,即能在细节上揭示序列演化特性。根据多尺度熵的原理及综合相关文献论述,笔者总结出多尺度熵适合于变压器振动信号分析的主要特点。

1) 多尺度熵与信号序列的幅值无关,只与序列复杂度有关。由于多尺度熵是近似熵的改进算法,反映的是信号序列在模式上的自相似程度大小,只具有相对含义而与绝对的幅值没有关系。在变压器振动监测中,测点的振动响应大小与变压器振动能量的传递有关。由于测点布置位置变压器内部结构不同,即使相邻测点的振动响应幅值也可能存在量级差异^[19],因此变压器振动信号中不同测点的数据序列幅值范围不一样,进行多测点数据融合分析时,多尺度熵与幅值无关的特点很重要。

2) 多尺度熵的计算不需要描述或重建信号序列的全貌,而只是从统计的角度衡量序列的复杂度,对数据量要求不高,较短的数据就可以得到合理稳健的估计值。这个特点使得在较短时间内快速提取

信号特征信息成为可能,适用于变压器振动信号的在线实时分析。

3) 多尺度熵相当于求不同尺度上序列维数变化时新模式出现的对数条件概率均值,以衡量信号的复杂度,作为一个非线性动力学参数,对确定性过程和随机过程都适用。变压器绕组和铁芯出现故障时,其振动信号既包含确定性成分又包含随机成分。

4) 多尺度熵的分析效果比均值、方差和标准差等统计参数要好。这是由于多尺度熵更多考虑了序列分布模式的信息,能反映序列在结构分布上的复杂性,使之能全面有效地提取出蕴含在变压器振动信号中的特征。

5) 多尺度熵比近似熵和样本熵在分析复杂时间序列时更具优越性。它既能从整体上反映其动力学特征,又能从细节上揭示序列演化特性。多尺度熵不仅反映了时间序列本身的复杂性尺度,还包含了序列在多个尺度上的信息,这是近似熵和样本熵无法反映的。

2 基于多尺度熵的变压器振动信号实验

为了验证基于多尺度熵的变压器振动信号特征提取方法的可行性和有效性,利用上海电力公司提供的一台三相变压器在4种工况下获取的振动数据进行分析。振动信号一般为非线性和非平稳的信号,含有干扰和噪声,但多尺度熵算法有较好的抗噪能力。因此,笔者直接将原始信号的多尺度熵值作为变压器绕组状态判断指标和信号特征参数,实现变压器绕组故障类别的诊断。

2.1 实验环境和条件

在实验室对一台三相绕组变压器进行短路实验,型号为SZ-20000/35。实验在低压侧短路情况下,绕组在额定电流范围内,电流分10次加载升至实验条件所能加载的最大电流,同时采集了变压器在正常状态和3种绕组故障状态下的振动数据。

振动传感器布置参考了文献[19]的分析结论,将6个ICP型加速度振动传感器(100 mV/g)分别放置在变压器低压侧三相绕组对应箱壁上,每相绕组对应的箱壁中部和底部各布置1个,获取6个通道的采样数据。振动数据采样频率为10 240 Hz。

2.2 绕组故障模拟和设置

变压器正常运行时,采集箱体表面的振动信号

标记为正常信号。实验中除获取变压器正常状态下振动信号外,还模拟了变压器绕组的3种故障状态,包括绕组轴向变形故障、绕组径向变形故障和绕组混合故障。故障均人为设置,设置方法如下:绕组轴向变形故障是抽取低压绕组顶部2层绕组垫块,模拟绕组垫块脱落;绕组径向变形故障是指低压绕组上端的侧绕面发生内凹变形,径向变形量不超过1cm;绕组混合故障是指绕组同时发生内凹变形故障及绕组垫块脱落故障。变压器绕组在4种工况下的振动信号时域波形如图1所示。

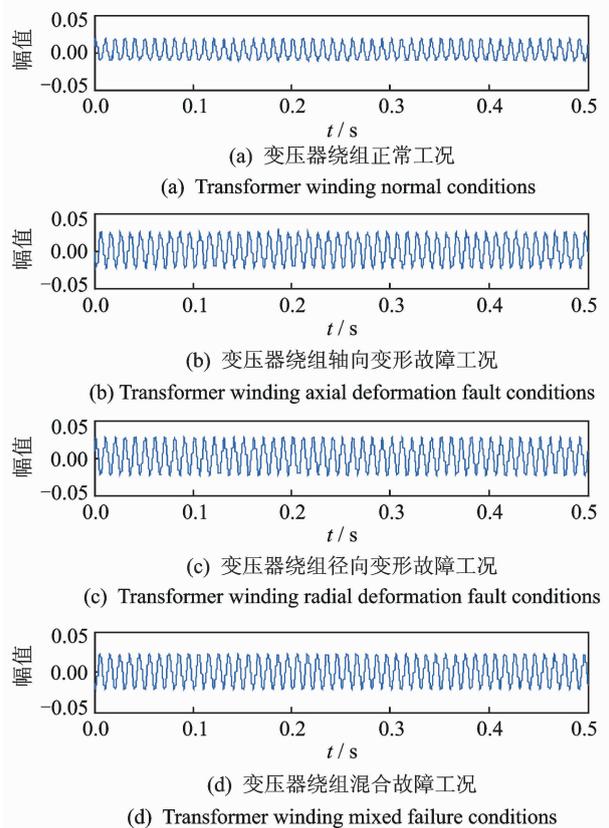


图1 变压器绕组振动信号时域波形图

Fig. 1 Vibration signal time-domain waveform of transformer winding

2.3 基于多尺度熵的变压器振动信号特征提取

实验获取了6个通道的振动数据,由于测点所在位置的变压器结构不同,获取的各通道振动信号幅值各不相同。响应幅值大的测点一般线性度偏差较小,信号的信噪比较高^[19]。表1为变压器在正常状态下,短路实验中达到加载的最大电流时,各测点的二倍频响应幅值,反映了各测点的振动量级大小。变压器在其他故障状态下各测点二倍频响应幅值存在与表1一致的排序。笔者选择实验中第5通道数据,其信号振动幅值最大(0.054 6),也是最靠近绕组故障点的传感器采集的数据,能较好反映绕组故

障特征。对 4 种工况下所有信号特征提取和分析均取同一个电压电流下的测量值。

表 1 各测点二倍频响应幅值

Tab. 1 Double frequency response amplitude of measurement points

测点号	幅值	测点号	幅值
1	0.026 1	4	0.015 7
2	0.015 7	5	0.054 6
3	0.033 2	6	0.045 8

从图 1 可以看出,故障后的振动加速度信号幅值比正常状态有了一些变化,但仅从时域图上不能直接判断是哪一些频段信号发生了变化,难以明确识别变压器发生故障的类型。笔者引入多尺度熵定量表征振动信号的特征,将其作为特征矢量判别变压器绕组的故障类型。

计算变压器 4 种工况下振动信号的样本熵值,如表 2 所示。可以看出,绕组不同状态下的振动信号样本熵值相对较小,这说明变压器绕组的振动信号复杂度较低,序列的自相似性一般较高。此结论与绕组振动信号的特点吻合,即振动信号以 2 倍电流频率为基频,伴随着其他高次谐波成份。绕组出现故障时,振动信号包含确定性成分和随机成分。设绕组正常、轴向变形、径向变形和混合故障信号的样本熵分别为 SE_1, SE_2, SE_3 和 SE_4 , 故障状态与正常状态的绕组振动信号按熵值大小关系为 $SE_3 > SE_4 > SE_1 > SE_2$ 。

表 2 绕组 4 种工况信号的样本熵值

Tab. 2 Winding sample entropy of four kinds of condition

绕组状态	正常	轴向变形	径向变形	混合故障
样本熵值	0.165 0	0.156 1	0.200 4	0.169 9

实验分析得知,在分析正弦类信号时,样本熵值大小受信号频率组成的影响,能反映出信号中各频率分量的变化,且信号频率越单一越小,其样本熵值越小。根据文献分析结论^[20-23],变压器绕组正常运行工况下,基频分量(100 Hz)为主要频率分量,其幅值最大。当绕组出现轴向变形故障时,振动信号中除 100 Hz 分量变化外,50,150,200 和 300 Hz 等分量幅值也发生明显变化,因此绕组发生轴向变形时的振动信号样本熵应小于正常状态信号样本熵。当绕组出现径向变形故障时,振动信号中的各频率分量幅值也会发生变化。当绕组同时发生轴向和径向变形时,不同方向上的物理形变对振动信号中不同频率分量变化有抑制或增强作用。3 种故障状态与正常状态的绕组振动信号样本熵值的关系印证了

以上结论,与实际情况相符,因此样本熵可用于绕组状态的判别。

由表 2 可知,绕组 4 种工况下振动信号在单一尺度上的样本熵值虽然能够区分绕组的故障类型,但是样本熵值相差不大,区分效果并不明显。考虑变压器绕组各种状态下振动信号在不同尺度下的样本熵,即多尺度熵,将多尺度熵应用于绕组故障类型的诊断。考虑 4 种状态下的变压器绕组振动信号,分别求尺度从 1 到 10 的多尺度熵,如表 3 所示。多尺度熵与尺度因子的函数关系如图 2 所示。由表 3

表 3 绕组 4 种工况信号的多尺度样本熵

Tab. 3 Winding multiscale entropy of four kinds of condition

尺度	绕组状态			
	正常状态	轴向变形	径向变形	混合故障
1	0.165 0	0.156 1	0.200 4	0.169 9
2	0.234 6	0.232 8	0.285 5	0.248 7
3	0.257 1	0.232 2	0.201 9	0.215 2
4	0.253 8	0.224 1	0.186 1	0.208 5
5	0.240 4	0.233 5	0.186 1	0.207 4
6	0.234 4	0.251 0	0.169 2	0.206 2
7	0.224 1	0.259 5	0.147 9	0.209 1
8	0.233 4	0.290 7	0.141 0	0.204 0
9	0.231 5	0.312 9	0.114 8	0.187 7
10	0.235 7	0.317 1	0.113 4	0.200 9

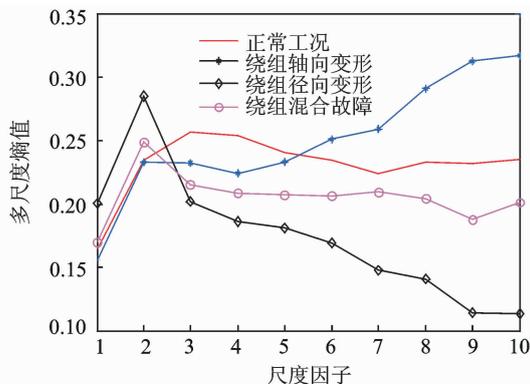


图 2 绕组 4 种状态下的多尺度熵

Fig. 2 Winding multiscale entropy of four kinds of condition

和图 2 可以得出如下结论。

1) 与样本熵相比,多尺度熵能更好地实现变压器绕组故障振动信号特征的定量提取。由于引入了尺度因子,绕组不同状态下的多尺度熵值之间差值更加明显,能直观地识别绕组不同状态。除了分辨绕组的正常与故障状态,还能将绕组的轴向变形故障、径向变形故障以及轴向和径向同时变形故障明显区分开,这是目前其他特征提取方法难以达到的。

2) 多尺度熵粗粒化过程实际上是一个频率筛选的过程,随着尺度增大,频率逐渐降低。变压器绕

组4种工况下的振动信号在低尺度(1,2,3)时熵值接近,即信号在高频部分具有相似的特征频率,不易区分;而在高尺度情况下熵值区分明显,即当绕组发生不同故障时,振动信号在低频部分的特征频率变化较大。此结论与变压器绕组振动信号研究中多采用700Hz以下低频信号进行分析诊断的现状一致。这也是单一尺度样本熵所无法反映的,说明了多尺度熵较样本熵的优越性。

3) 设绕组正常、轴向变形、径向变形和混合故障信号的多尺度熵分别对应为 MSE_1, MSE_2, MSE_3 和 MSE_4 , 计算绕组4种状态下多尺度熵的简单相关系数,如表4所示。可见, MSE_1 与 MSE_4 显著正相关(0.6136),即绕组混合故障多尺度熵与绕组正常状态多尺度熵相关性大,绕组混合故障也是绕组各状态中最不易识别的情况; MSE_1 与 MSE_3 弱负相关(-0.0430),绕组径向变形特征明显,最容易与绕组正常状态区分,这从表1可以看出; MSE_2 与 MSE_3 显著负相关(-0.6754),反映了绕组的轴向变形与径向变形互相“制约”; MSE_2 与 MSE_4 弱正相关(0.1011),而 MSE_3 与 MSE_4 显著正相关(0.6015),反映在绕组发生混合故障时,径向变形对混合故障振动信号的影响大于轴向变形。

以上分析与变压器绕组振动产生的原理以及目前常见的研究方法结论一致,表明了多尺度熵用于表征变压器绕组不同故障特征量的可行性和有效性。

表4 绕组4种状态下多尺度熵相关系数

Tab.4 Winding multiscale entropy of four kinds of condition

状态	MSE_1	MSE_2	MSE_3	MSE_4
MSE_1	1	0.4882	-0.0430	0.6136
MSE_2	0.4882	1	-0.6754	0.1011
MSE_3	-0.0430	-0.6754	1	0.6015
MSE_4	0.6136	0.1011	0.6015	1

3 结束语

笔者将多尺度熵概念引入变压器绕组振动信号分析中,将其作为诊断绕组各种变形故障的特征参数,找出了一种基于多尺度熵的变压器绕组故障诊断新方法。实验表明,多尺度熵在短数据、不同幅值范围、同时存在确定性过程和随机过程等不利条件下,能有效提取隐藏在变压器绕组振动信号序列中的特征信息,并能定量表征绕组各种工况下振动信号的复杂程度。从整体上反映了绕组振动的动力性特征,也从细节上揭示了绕组各种状态下振动信号

的演化特性,并以此区分绕组正常状态与各种变形故障类型。可见,多尺度熵是利用样本序列的复杂程度描述信号特征的非线性方法,在提取变压器绕组振动信号的特征方面具有一定的优势。

参 考 文 献

- [1] 汲胜昌,刘味果,单平,等. 小波包分析在振动法监测变压器铁芯及绕组状况中的应用[J]. 中国电机工程学报, 2001, 21(12): 24-27.
Ji Shengchang, Liu Weiguang, Shan Ping, et al. The application of the wavelet packet to the monitoring of the core and winding condition of transformer[J]. Proceedings of the CSEE, 2001, 21(12): 24-27. (in Chinese)
- [2] 陈祥献,王婧岷,黄海,等. 基于 Hilbert-Huang 变换的电力变压器铁心压紧力监测方法[J]. 振动与冲击, 2010, 29(9): 9-12.
Chen Xiangxian, Wang Jingdi, Huang Hai, et al. A HHT based method for monitoring core clamping pressure of power transformers[J]. Journal of Vibration and Shock, 2010, 29(9): 9-12. (in Chinese)
- [3] García B, Burgos J C, Alonso A M. Winding deformations detection in power transformers by tank vibrations monitoring [J]. Electric Power Systems Research, 2005, 74(1): 129-138.
- [4] García B, Burgos J C, Alonso A M. Transformer tank vibration modeling as a method of detection winding deformations-part II: experimental verification [J]. IEEE Transaction Power Delivery, 2006, 21(1): 164-169.
- [5] 周求宽,万军彪,王丰华,等. 电力变压器振动在线监测系统的开发与应用[J]. 电力自动化设备, 2014, 34(3): 162-166.
Zhou Qiukuan, Wan Junbiao, Wang Fenghua, et al. Design and implementation of online vibration monitoring system for power transformer[J]. Electric Power Automation Equipment, 2014, 34(3): 162-166. (in Chinese)
- [6] Roy A, Wen C H, Doherty J F, et al. IEEE signal feature extraction from microbarograph observations using the Hilbert-Huang transform [J]. Geoscience and Remote Sensing, 2008, 46(5): 1442-1447.
- [7] 马宏忠,耿志慧,陈楷,等. 基于振动的电力变压器绕组变形故障诊断新方法[J]. 电力系统自动化, 2013, 37(8): 89-95.
Ma Hongzhong, Geng Zhihui, Chen Kai, et al. A new fault diagnosis method for power transformer winding deformation based on vibration[J]. Automation of E-

- lectric Power Systems, 2013, 37(8):89-95. (in Chinese)
- [8] 熊卫华, 赵光宙. 基于希尔伯特-黄变换的变压器铁心振动特性分析[J]. 电工技术学报, 2006, 21(8):9-13. Xiong Weihua, Zhao Guangzhou. Analysis of transformer core vibration characteristics using Hilbert-Huang transformation[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2006, 21(8): 9-13. (in Chinese)
- [9] 李燕青, 律方成, 刘国平, 等. 我国电气设备状态维修的发展与实现[J]. 中国电力, 2003, 36(2):16-19. Li Yanqing, Lu Fangcheng, Liu Guoping, et al. Development and implementation of condition based maintenance for electrical equipments in China[J]. Electric Power, 2003, 36(2): 16-19. (in Chinese)
- [10] Pincus S M. Approximate entropy as a measure of system complexity[J]. Proceeding of the National Academy Sciences USA, 1991, 88(6):2297-2301.
- [11] Richman J S, Moorman J R. Physiological time-series analysis using approximate entropy and sample entropy [J]. American Journal of Physiological Society, 2000, 278(6): 2039-2049.
- [12] 赵志宏, 杨绍普. 基于小波包变换与样本熵的滚动轴承故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2012, 32(4):640-644. Zhao Zhihong, Yang Shaopu. Roller bearing fault diagnosis based on wavelet packet transform and sample entropy[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2012, 32(4): 640-644. (in Chinese)
- [13] Costa M, Goldberger A L, Peng C K. Multiscale entropy analysis of complex physiologic time series[J]. Physical Review Lettersec, 2002, 89(6):068102.
- [14] 何亮, 杜磊, 庄奕琪, 等. 金属互连电迁移噪声的多尺度熵复杂度分析[J]. 物理学报, 2008, 57(10): 6545-6550. He Liang, Du Lei, Zhuang Yiqi, et al. Multiscale entropy complexity analysis of metallic interconnection electromigration noise[J]. Acta Physica Sinica, 2008, 57(10): 6545-6550. (in Chinese)
- [15] 谢平, 江国乾, 武鑫, 等. 基于多尺度熵和距离评估的滚动轴承故障诊断[J]. 计量学报, 2013, 34(6): 548-553. Xie Ping, Jiang Guoqian, Wu Xin, et al. Rolling bearing fault diagnosis based on multiscale entropy and distance evaluation[J]. Acta Metrologica Sinica, 2013, 34(6): 548-553. (in Chinese)
- [16] 郑近德, 程军圣, 胡思宇. 多尺度熵在转子故障诊断中的应用[J]. 振动、测试与诊断, 2013 (2): 294-297. Zheng Jinde, Cheng Junsheng, Hu Siyu. Rotor fault diagnosis based on multiscale entropy[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2013 (2): 294-297. (in Chinese)
- [17] 解晓琴. 基于多尺度熵法对钢管中电磁导波缺陷信号的分析研究[D]. 石家庄:河北科技大学, 2013.
- [18] 郑桂波, 金宁德. 两相流流型多尺度熵及动力学特性分析[J]. 物理学报, 2009, 58(7): 4485-4491. Zheng Guibo, Jin Ningde. Multiscale entropy and dynamic characteristics of two-phase flow patterns[J]. Acta Physica Sinica, 2009, 58(7): 4485-4491. (in Chinese)
- [19] 徐方, 邵宇鹰, 金之俭, 等. 变压器振动测点位置选择试验研究[J]. 华东电力, 2012, 40(2):274-277. Xu Fang, Shao Yuying, Jin Zhijian, et al. Experimental study of measuring point selection for transformer vibration detection [J]. East China Electric Power, 2012, 40(2):274-277. (in Chinese)
- [20] Garcia B, Burgos J C, Alonso A M. Transformer tank vibration modeling as a method of detecting winding deformations-part I: theoretical foundation[J]. IEEE Transaction Power Delivery, 2006, 21(1): 157-163.
- [21] Yen G G, Lin K C. Wavelet packet feature extraction for vibration monitoring [J]. Industrial Electronics, IEEE Transactions on, 2000, 47(3): 650-667.
- [22] Wu S, Huang W, Kong F, et al. Extracting power transformer vibration features by a time-scale-frequency analysis method[J]. Journal of Electromagnetic Analysis & Applications, 2010, 2: 31-38.
- [23] 谢坡岸. 振动分析法在电力变压器绕组状态监测中的应用研究[D]. 上海:上海交通大学, 2008.



第一作者简介:李莉,女,1980年1月生,讲师。主要研究方向为现代信号处理方法在电力系统故障诊断方面的应用。曾发表《变压器绕组多故障条件下的振动信号特征提取》(《电力自动化设备》2014年第34卷第8期)等论文。
E-mail: haolily12@163.com