

小波熵理论及其在电力系统故障检测中的应用研究

何正友, 蔡玉梅, 钱清泉

(西南交通大学电气工程学院, 四川省 成都市, 610031)

A STUDY OF WAVELET ENTROPY THEORY AND ITS APPLICATION IN ELECTRIC POWER SYSTEM FAULT DETECTION

HE Zheng-you, CAI Yu-mei, QIAN Qing-quan

(School of Electrical Engineering, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031, Sichuan Province, China)

ABSTRACT: The wavelet transform result data of electrical transient signals were abundant, and there was no quantitative method, so to mine and fuse one or a series of universal applicable quantities to detect system fault and stability was essential. Combining wavelet analysis with entropy theory by exploiting the time-frequency localization ability of wavelet analysis and the ability of entropy to token system state, three wavelet entropy concepts, i.e. wavelet energy entropy(WEE), wavelet time entropy(WTE), wavelet singularity entropy(WSE) were defined, and corresponding algorithms were put forward. The mechanism that these three wavelet entropies can token system fault were disclosed. Simulation results of two theoretic signals and transmission line PSCAD/EMTDC simulation signals indicate that wavelet entropy can reflect the system change, and they can eliminate the disturbance of noise and be applied to power system fault detection.

KEY WORDS: Electric power engineering; Power systems; Fault detection; Universal applicable quantities; Wavelet Analysis; Wavelet entropy

摘要: 电力系统暂态信号经小波变换后数据众多, 且对故障的判别缺乏定量的手段, 所以, 挖掘和融合出一个或系列普适量来有效地检测电力系统故障或判别其稳定性至关重要。该文利用小波分析具有时频局部化特性和熵能对系统状态进行表征的特点, 将小波分析和熵结合起来, 定义了 3 种小波熵 (小波能谱熵、小波时间熵、小波奇异熵), 并给出其算法, 揭示了这 3 种小波熵对系统故障表征的机理, 对两种理论信号和基于 PSCAD/EMTDC 仿真的输电线路故障信号

基金项目: 国家自然科学基金项目 (50407009, 59977019); 四川省应用基础研究项目 (02GY029-039)。

Project Supported by National Natural Science Foundation of China (50407009, 59977019).

的分析表明, 这 3 种小波熵能反映系统变化, 且不受噪声干扰, 能够有效地检测出电力系统故障。

关键词: 电力工程; 电力系统; 故障检测; 普适量; 小波分析; 小波熵

1 引言

及时检测电力系统的各种故障, 快速准确地分类故障, 建立起一套高效的电力系统故障信息在线检测与分类系统, 对于处理电力系统故障, 甚至对电力系统的灾变进行预防是十分必要的。电力系统本身是一个开放的动态系统, 由于环境对电力系统动力特性的干扰, 要准确地检测与分类故障, 并完全防止事故的进一步发展是困难的。因此, 故障信息的特征提取与分类, 已成为电力系统研究的重点和难点之一^[1-3]。

电力数据采集和监控系统 (Supervise Control And Data Acquisition SCADA) 系统^[4]和全球定位系统 GPS (Global Positioning System GPS) 同步采样技术^[5]的发展和完善, 已使大量、准确、实时地获取电力系统的各种实时故障暂态信息成为现实, 这些丰富的实时暂态数据包含了系统模型的复杂性和不确定性, 蕴涵了故障的特征信息。因此关键问题是如何更好地利用这些数据, 为电力系统寻找一些普遍适用的特征变量来表征故障。

小波分析技术的引入, 在电力暂态信号特征提取及分类领域发挥了重要作用^[6-8], 开拓了电网及设备智能故障诊断、电力灾变防治等的新思路^[9-10]。然而, 由于小波变换结果中包含了大量的小波分解

信息和数据,在通常的检测方法中,特征提取都少不了人工的干预或对特定工况的假设。而分类方法中,由于小波分解信息繁多,使神经网络、模糊判别等智能判别系统变得庞大^[11]。因此对小波分析大量的信息提取还需要研究恰当的数据挖掘方法,也是为检测和分类器提供有效的预处理方法,确定完备特征空间的特征值,给电力系统故障判断与预测、新型继电保护原理提供有效的依据。这些数据挖掘方法中最有效的方法是提供一个或系列普适量来描述系统,用这些普适量来检测、分类电力系统的故障或预防灾变的发生。

同物理熵一样,信息熵是对系统不确定性程度的描述,如果把一个信源当作物质系统,可能输出的消息越多,信源的随机性和不确定性越大,越紊乱,熵也越大,所以信息熵被看作系统紊乱程度的量度^[12]。熵在电力系统中应用研究取得的成果,为我们开启了新的思路^[1-3]。小波分析和熵的结合已在生物医学、机械故障诊断领域的应用中取得了一些初步的成果^[13-19]。本文将小波分析理论和信息熵原理结合起来,充分利用各自优点,试图寻找描述电力系统故障的系列定量的特征量。本文给出了3种小波熵的定义及其计算方法,并对这一新概念及其机理作了初步的研究,旨在探讨小波熵在电力系统故障检测等领域应用的可能性。

2 小波分析与 Shannon 信息熵

2.1 小波分析

基于多分辨分析的快速小波变换是利用正交小波基将信号分解为不同尺度下的各个分量,其实现过程相当于重复使用一组高通和低通滤波器,对时间序列信号进行逐步分解,高通滤波器产生信号的高频细节分量,低通滤波器产生信号的低频逼近分量^[20]。滤波器得到的2个分量所占频带宽度相等,各占信号的1/2频带。每次分解后,将信号的采样频率降低一倍,进一步对低频分量重复以上的分解过程,从而得到下一层次上的2个分解分量。

设信号 $x(n)$ 经上述快速变换后,在第 j 分解尺度下 k 时刻的高频分量系数为 $cD_j(k)$, 低频分量系数为 $cA_j(k)$, 进行单支重构后得到的信号分量 $D_j(k), A_j(k)$ 所包含信息的频带范围为

$$\begin{cases} D_j(k): [2^{-(j+1)}f_s, 2^{-j}f_s] \\ A_j(k): [0, 2^{-(j+1)}f_s], j=1, 2, \dots, m \end{cases} \quad (1)$$

式中 f_s 为信号的采样频率,原始信号序列 $x(n)$ 则可表示为各分量的和,即

$$x(n) = D_1(n) + A_1(n) = D_1(n) + D_2(n) + A_2(n) = \sum_{j=1}^m D_j(n) + A_M(n) \quad (2)$$

为了统一,将 $A_m(n)$ 表示为 $D_{m+1}(n)$, 则

$$x(n) = \sum_{j=1}^{m+1} D_j(n) \quad (3)$$

对于连续小波变换,取不同的离散尺度 $j (j=1, \dots, m)$, 可以得到系列的离散小波系数 D_j , 但此时 D_j 不是信号 $x(n)$ 的完备表示,但在多数应用下,多个尺度的离散小波变换在一定程度上可以反映信号的时频分布。以下的定义和计算都是基于多分辨分析的小波变换结果 D_j 的,亦可推广应用于连续小波变换的离散化结果。

Daubechies 系列小波正交、紧支,对不规则信号较为敏感,所以本文选用 db4 小波进行小波变换。

2.2 Shannon 信息熵

Shannon 信息熵理论指出,对于一个不确定性系统,若用一个取有限个值的随机变量 X 表示其状态特征,取值为 x_j 的概率为 $p_j = P\{X = x_j\} \quad j=1, \dots, L$, 且 $\sum_{j=1}^L p_j = 1$, 则 X 的某一结果得到的信息可以用 $I_j = \log(1/p_j)$ 表示,于是 X 的信息熵(Entropy)为

$$H(X) = -\sum_{j=1}^L p_j \log(p_j) \quad (4)$$

当 $p_i = 0$ 时, $p_i \log(p_i) = 0$, 信息熵 H 是在一定的状态下定位系统的一种信息测度,它是对序列未知程度的一种度量,可以用来估计随机信号的复杂性。

3 3种小波熵的定义

3.1 小波能谱熵

小波变换具有良好的时频局部化能力,多分辨分析将小波基的构造和实施纳入统一框架,并有相应的实用快速算法,因此,将小波变换与信息熵相结合,可以得到信号的小波能谱熵、小波时间熵、小波奇异熵等定义及其计算方法。

设 $E = E_1, E_2, \dots, E_m$, 为信号 $x(t)$ 在 m 个尺度上的小波能谱。则在尺度域上 E 可以形成对信号能量的一种划分。在此,本文作一个拓展,由正交小波变换的特性可知,在某一时间窗内(窗宽为 $w \in N$) 信号总功率 E 等于各分量功率 E_j 之和。设

$p_j = E_j / E$, 则 $\sum_j p_j = 1$, 于是定义相应的小波能

谱熵 W_{EE} (Wavelet Energy Entropy)为

$$W_{EE} = -\sum_j p_j \log p_j \quad (5)$$

式中 $E^j = \sum_k |D_j(k)|^2$ 。

随着窗的滑动, 可以得到小波能谱熵随时间的变化规律。式(5)的定义中, 尺度空间与频率空间具有一定的对应关系, 对于电力系统采集的电流、电压暂态信号, 式(5)定义的小波能谱熵能反映电流或电压频率空间的能量分布信息。因为小波函数在频域与时域上均不具有脉冲选择性质, 而是具有一定的支撑区间, 因此在尺度空间上对电流或电压能量的划分, 同时反映了电流或电压在时域与频域上的能量分布特征。

3.2 小波时间熵

设在尺度 j 下, 多分辨分析的离散小波系数为 $D = \{d(k), k = 1, \dots, N\}$, 在此小波系数上定义一滑动窗, 设窗宽为 $w \in N$, 滑动因子为 $\delta \in N$, 于是滑动窗为

$$W(m; w, \delta) = \{d(k), k = 1 + m\delta, \dots, w + m\delta\} \quad (6)$$

式中 $m = 1, 2, \dots, M$ 。

将滑动窗划分为如下 L 个区间, 有

$$W(m; w, \delta) = \bigcup_{l=1}^L Z_l \quad (7)$$

式中 $\{Z_l = [s_{l-1}, s_l], l = 1, 2, \dots, L\}$, 互不相交。

$$s_0 < s_1 < s_2 < \dots < s_L \quad (8)$$

$$s_0 = \min[W(m; w, \delta)] = \min[\{d(k), k = 1 + m\delta, \dots, w + m\delta\}] \quad (9)$$

$$s_L = \max[W(m; w, \delta)] = \max[\{d(k), k = 1 + m\delta, \dots, w + m\delta\}] \quad (10)$$

设 $p^m(Z_l)$ 表示小波系数 $d(k) \in W(m; w, \delta)$ 落于区间 Z_l 的概率, 按古典概率论, 即是等于 $d(k) \in W(m; w, \delta)$ 落于 Z_l 的数目与 $W(m; w, \delta)$ 中总的小波系数数目 w 之比, 于是定义在第 j 尺度下小波时间熵 W_{TE}^j (Wavelet Time Entropy)

$$W_{TE}^j(m) = -\sum p^m(Z_l) \log(p^m(Z_l)) \quad (11)$$

式中 $m = 1, 2, \dots, M$, 其中 $M = (N - w) / \delta \in N$, 每一尺度均可相应计算其 $W_{TE}^j(m), m = 1, 2, \dots, M_j$, 并可作其 W_{TE}^j 变化曲线图 $\{w/2 + m\delta, W_{TE}^j(m)\}, m = 1, 2, \dots, M_j$ 。

W_{TE}^j 对电力系统的电流电压信号或系统参数的变化具有较强的检测和定位能力, 且其计算量远远低于 Lyapunov 指数的计算。由于 $j=1$ 尺度分解易受噪声的影响, 在通常的应用中, 选取尺度 $j \geq 2$, 本文下一部分的仿真分析中选取 $j=2$, 用 W_{TE} 表示。

3.3 小波奇异熵

设信号在 j ($j = 1, \dots, m$) 尺度下的小波分解为 $D_j(n)$, 则在 m 个尺度的分解结果可以构成一个 $m \times n$ 的矩阵 $D_{m \times n}$, 根据信号奇异值分解理论, 对于一个 $m \times n$ 的矩阵 D , 必然存在一个 $m \times l$ 维的矩阵 U 和一个 $l \times n$ 维的矩阵 V , 和一个 $l \times l$ 维的矩阵 A , 使得矩阵 D 分解为

$$D_{m \times n} = U_{m \times l} A_{l \times l} V_{l \times n}^T \quad (12)$$

式中 对角线矩阵 A 的主对角线元素 $\lambda_i (i = 1, 2, \dots, l)$ 是非负的, 并按降序排列, 即 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_l \geq 0$, 这些对角线的元素是小波变换结果矩阵 $D_{m \times n}$ 的奇异值。参照信号的奇异分解理论, 当信号无噪声或具有较高的信噪比时, 其主对角线上的奇异值仅有少数不为零, 信号小波分解结果矩阵的奇异值也满足类似的规律, 且信号的频率成分越少, 小波分解结果的奇异值不为零的个数越少。为了定量描述信号的频率成分及分布特征, 定义小波奇异熵为

$$W_{SEk} = \sum_{i=1}^k \Delta p_i \quad (13)$$

式中 Δp_i 为第 j 阶增量小波奇异熵。

$$\Delta p_i = -\left(\lambda_i / \sum_{j=1}^l \lambda_j \right) \log \left(\lambda_i / \sum_{j=1}^l \lambda_j \right) \quad (14)$$

对小波变化结果矩阵进行奇异值分解相当于将彼此存在关联的小波空间映射到线性无关的特征空间。小波空间的奇异熵, 在综合冗余信息的基础上, 直接反映了被分析信号时-频空间中特征模式能量的分布不确定性。被分析信号越简单, 能量越集中于少数几个模式, 小波奇异熵越小; 相反, 信号越复杂, 能量就越分散, 小波奇异熵越大。因此, 上述定义的奇异谱熵给出了一个在整体上衡量信号复杂性或不确定性程度的指标。

4 故障检测仿真分析

4.1 3种小波熵对故障的揭示机理分析

考查动态系统 I 有

$$x_{n+1} = a_n x_n (1 - x_n) \quad (15)$$

$$a_n = \begin{cases} a_1, n < n_1 \\ a_1 + [(n - n_1)(a_2 - a_1)/(n_2 - n_1)], n_1 \leq n \leq n_2 \\ a_2, n > n_2 \end{cases} \quad (16)$$

取 $a_1 = 3.57$, $a_2 = 3.60$, $n_1 = 424$, $n_2 = 448$, 取系统 I 时间序列为被分析对象, 选用 db4 小波, 选取窗参数 $w = 50, \delta = 1$, 计算系统 I 的 WEE 值、在尺度 2 下 W_{TE} 值、以及 W_{SE} 值如图 1 所示。从图中可以看出, 小波时间熵和小波奇异熵在系统发生畸变的时刻均会发生突变, 由此能够显著地检测系统参数的变化, 而小波能谱熵在系统畸变点无明显变化, 分析发现该动态系统在多个尺度上的能量均为较小的值, 能量主要集中在低频和高频 2 个频带, 系统参数发生变化后, 其能量随小波变化的分布基本未变, 因此, 该特征量不能反映此类动态系统的参数改变。

考查频变系统 II 有

$$x(t) = \begin{cases} \sin(2\pi f_1 t), 0 \leq t < 0.65s \\ 0.6 * \sin(2\pi f_1 t) + 0.6 * \sin(2\pi f_2 t), \\ \quad 0.65s \leq t < 1.45s \\ 0.3 * \sin(2\pi f_1 t) + 0.3 * \sin(2\pi f_2 t) + \\ \quad 0.3 * \sin(2\pi f_3 t) + 0.3 * \sin(2\pi f_4 t) \\ \quad 1.45s \leq t < 1.8s \end{cases} \quad (17)$$

式中 $f_1 = 50\text{Hz}$, $f_2 = 150\text{Hz}$, $f_3 = 250\text{Hz}$, $f_4 = 350\text{Hz}$, 信号在 $[0, 0.65\text{s}]$ 区间, 由 50Hz 基波组成, 在 $[0.65\text{s}, 1.45\text{s}]$ 区间, 由基波和三次谐波构成, 在 $[1.45\text{s}, 1.8\text{s}]$ 区间, 由基波、三次、五次、七次谐波构成。取采样频率为 1000Hz , 以频变信号离散时间序列为被分析对象, 选用 db4 小波, 选取移动窗参数 $w = 100, \delta = 1$, 计算系统的 W_{EE} 值、在尺度 2 下 W_{TE} 值以及 W_{SE} 值如图 2 所示。从图可以看出, 小波能谱熵在信号频率组成发生变化时会发生显著变化, 这是由于信号在不同尺度下 (即不同频带) 的信号分布发生了变化, 因此小波能谱熵特征值改变。信号的小波时间熵在 2 尺度下, 信号的频变瞬间会有一个显著的奇异变化, 由此可以显著检测信号发生了突变。小波奇异熵在信号发生改变的时刻均会发生突变, 且随着频率复杂度的增加, 其奇异熵也增加。

从以上 2 个理论信号的仿真分析可以看出, 基于多分辨分析定义的小波熵充分利用了小波分析对非平稳信号处理的时频局部化优点, 同时体现了信息熵对信号信息的表征能力, 是信号小波分析的一

种有效后处理 (特征提取) 方法。

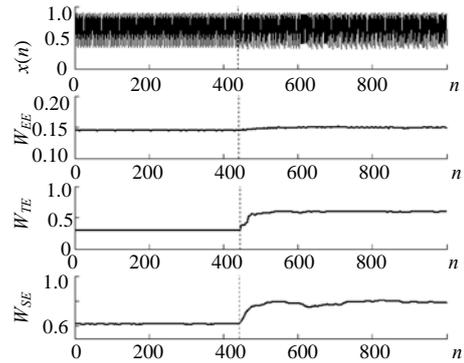


图 1 动态系统三种小波熵变化规律

Fig.1 Change of three wavelet entropies in dynamic system

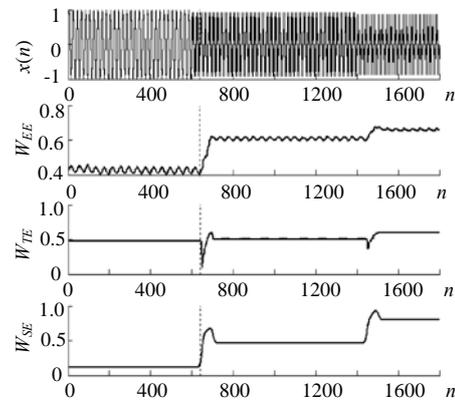


图 2 频变信号 3 种小波熵变化规律

Fig. 2 Change of three wavelet entropies of a variable frequency signal

4.2 输电线路故障检测分析

由前面的分析可看出, 小波熵对动态系统参数微小的变化或者输出信号频率分布的改变具有独特的敏感性。在电力系统中, 电力设备或电网发生故障后, 一方面, 其系统和参数将发生改变, 相应的电气量 (电压、电流、功率等) 将发生变化, 并在故障后短时间内出现暂态变化, 逐渐过渡到平稳状态。另一方面, 被观测的电流、电压信号将从以基波为主的信号突变到以基波为主, 并叠加入系列高次谐波和较宽频带的暂态分量。基于以上分析, 小波熵对电力系统故障具有良好的检测能力。

以一铁路 10kV 自闭/贯通输电线路为例, 如图 3 所示, 其线路参数为 $L = 50\text{km}$, 正序参数为 $R_1 = 0.45\Omega/\text{km}$, $L_1 = 0.9337\text{mH}/\text{km}$, $C_1 = 0.0707\mu\text{F}/\text{km}$, 零序参数为 $R_0 = 0.72\Omega/\text{km}$, $L_0 = 4.1264\text{mH}/\text{km}$, $C_0 = 0.0478\mu\text{F}/\text{km}$ 。建立系统的 EMTDC 仿真模型, 仿真分析线路在 20km 处的 F 点发生单相接地和两相相间短路的故障, 选取采样频率 20kHz , 得到故障前后的零序暂态电流 I_0 和故障相电流 I_a 。选用 db4 小波,

选取窗参数 $w=100$, $\delta=1$ (即逐点滑动窗), 分别计算其 W_{EE} 、 W_{TE} 及 W_{SE} , 计算结果如图4、5所示, 对 I_0 、 I_a 人为地加上高斯白噪声, 选取信噪比为 $S_{NR}=50$, 对加噪信号进行去噪处理后, 计算其 W_{EE} 、 W_{TE} 及 W_{SE} 随时间的变化规律如图6、图7所示。



图3 贯通线示意图

Fig. 3 Automatic Blocking Transmission Line

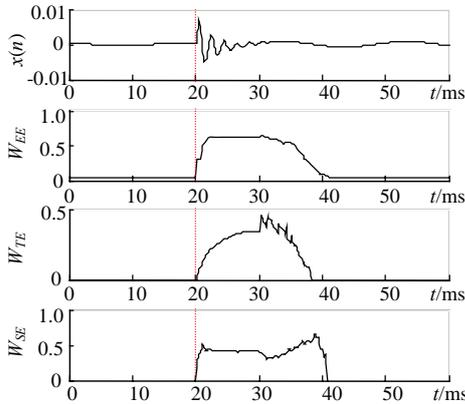


图4 A相接地故障, 零序电流 I_0 W_{EE} 、 W_{TE} 及 W_{SE}

Fig. 4 W_{EE}, W_{TE}, W_{SE} of I_0 , when phase A to ground

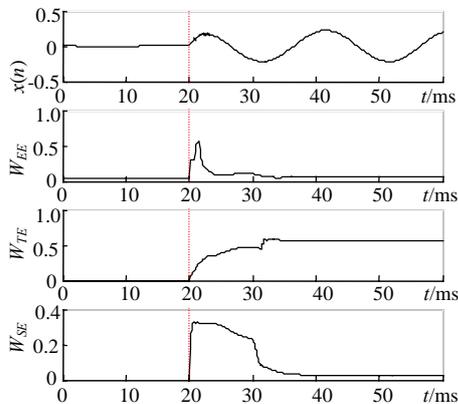


图5 AB相短路故障, A相电流的 W_{EE} 、 W_{TE} 及 W_{SE}

Fig. 5 W_{EE}, W_{TE}, W_{SE} of I_a , when phase A direct to phase B

图4和图5为以线路发生单相接地时零序电流和发生相间短路时短路相电流为分析对象, 仿真发现3种小波熵均在故障时刻显著增加, 由此可以作为特征量判断故障的发生, 且具有较好的定位能力。经分析发现, 对于零序电流和短路电流, 故障发生后, 小波熵均在0~1间显著增大, 因此, 小波熵特征量同其它故障检测特征量(如小波变换模极大值)相比, 其显著特点是不受被分析电流、电压幅值的影响。

图6和7为在线路故障零序电流和短路电流上加入一定的高斯白噪声, 信噪比为 $S_{NR}=50$, 分析发现, 由于小波变换本身具有去噪的能力, 且3种小波熵对噪声不敏感, 因此, 小波熵在电力系统故障检测中具有较好的实用价值。

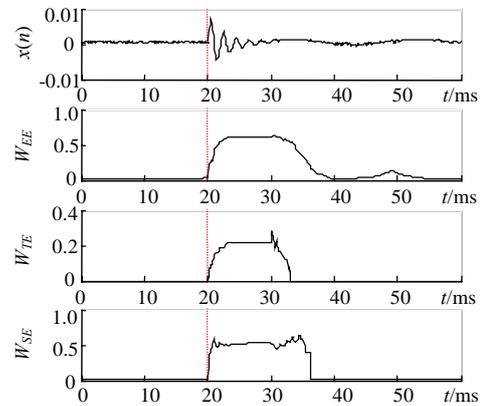


图6 A相接地故障, 加噪零序的 W_{EE} 、 W_{TE} 及 W_{SE}

Fig. 6 W_{EE}, W_{TE}, W_{SE} of I_0 plus noise, when phase A to ground

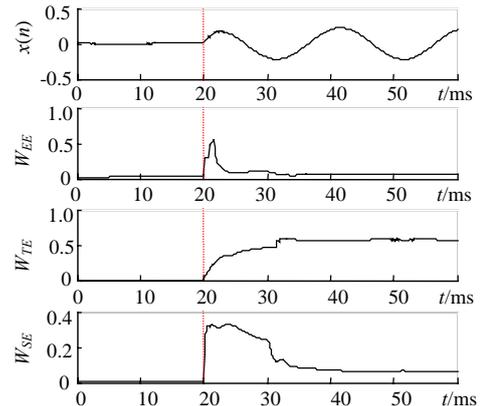


图7 AB相短路故障,加噪A相电流的 W_{EE} 、 W_{TE} 及 W_{SE}

Fig. 7 W_{EE}, W_{TE}, W_{SE} of I_a plus noise, when phase A direct to phase B

总的来说, 3种小波熵都能够准确检测线路故障, 指示故障时刻, 具有较好的实时性, 是输电线路故障检测的一种新颖方法, 小波熵对于电力系统故障检测具有重要的实用价值。基于3种小波熵对电力系统暂态信号的分析机理、暂态信号分类方法等有待于进一步研究。

5 结论

(1) 本文结合小波理论的多分辨分析和 Shannon 信息熵定义, 建立了基于小波分析的小波能谱熵、小波时间熵、小波奇异熵3种小波熵的概念, 给出了其计算方法。

(2) 给出了小波熵对系统特征提取的机理, 仿真分析了3种小波熵对2种理论信号的特征表征

能力。

(3) 研究了小波熵对电力系统暂态信号特征提取的机理, 应用3种小波熵对输电线路故障信号进行了仿真分析, 分析表明, 3种小波熵均能很好地检测线路故障, 且对噪声不敏感, 具有计算简单、实时性好的特点。小波熵在电力系统故障检测领域具有较好的应用前景。

参考文献

- [1] 杨卫东. 熵原理在电力系统中的应用前景[J]. 电工技术, 2000(4): 4-6.
Yang Weidong. Application prospects of entropy theory in power systems[J]. Electrical Technology, 2000(4): 4-6.
- [2] 李志民, 李卫星, 李勃龙. 熵原理及其在电力系统可靠性中的应用[J]. 电力系统及其自动化学报. 2001, 13(3): 37-39.
Li Zhiming, Li Weixin, Li Bolong. Entropy principle and its application in power system reliability[J]. Proceedings of the EPSA, 2001, 13(3): 37-39
- [3] 何正友, 刘志刚, 钱清泉. 小波熵理论及其在电力系统中应用的可行性探讨[J]. 电网技术. 2004, 28(21): 17-21
He Zhengyou, Liu Zhigang, Qian Qingquan. Study on wavelet entropy and adaptability of its application in power system [J]. Power System technology, 2004, 28(21): 17-21.
- [4] 王明俊. 我国电网调度自动化的发展——从 SCADA 到 EMS[J]. 电网技术. 2004, 28(4): 43-46
Wang Mingjun. Development of dispatching automation technology in China—from SCADA to EMS[J]. Power System technology, 2004, 28(4): 43-46
- [5] 曾祥君, 尹项根, K K Li., 等. GPS 时钟在线监测与修正方法[J]. 中国电机工程学报, 2002, 22(12): 41-46.
Zeng Xiangjun, Yin Xianggen, K K Li et al. Methods for monitoring and correcting GPS-clock[J]. Proceedings of the CSEE, 2002, 22(12): 41-46
- [6] 陈祥训. 正交紧支复小波的生成及其在电力系统的应用[J]. 中国电机工程学报, 2000, 20(7): 83-88.
Chen Xiangxun. Complex compactly-supported orthonormal wavelets and their applications in power system[J]. Proceedings of the CSEE, 2000, 20(7) : 83-88
- [7] 陈祥训. 采用小波技术的几种电能质量扰动的测量与分类方法[J]. 中国电机工程学报, 2002, 22(10): 1-6.
Chen Xiangxun. Wavelet-based measurements and classification of short duration power quality disturbances[J]. Proceedings of the CSEE, 2002, 22(10): 1-6
- [8] 淡文刚, 陈祥训, 郑健超. 采用小波分析与神经网络技术的局部放电统计识别方法[J]. 中国电机工程学报, 2002, 22(9): 1-5.
Dan Wengang, Chen Xiangxun, Zheng Jianchao. Classification of partial discharge distribution patterns using wavelet transform and neural network[J]. Proceedings of the CSEE, 2002, 22(9): 1-5
- [9] 林湘宁, 刘沛, 程时杰. 电力系统振荡中轻微故障识别的小波算法研究[J]. 中国电机工程学报, 2000, 20(3): 39-44.
Lin Xiangning, Liu Pei, Cheng Shijie. Researches on fault identification during fast power swings with wavelet transform based algorithm[J]. Proceedings of the CSEE, 2000, 20(3): 39-44.
- [10] 管霖, 吴国沛, 黄雯莹, 等. 小波变换在电力设备故障诊断中的应用研究[J]. 中国电机工程学报, 2000, 20(10): 46-49.
Guan Lin, Wu Guopei, Huang Wenying et al. Study on the application of wavelet transform in fault diagnosis of electric devices[J]. Proceedings of the CSEE, 2000, 20(10) : 46-49.
- [11] 何正友, 钱清泉. 多分辨信息熵在电力系统故障检测中的应用[J]. 电力自动化设备, 2001, 21(5): 9-11.
He Zhengyou, Qian Qingquan. The computation of multi-resolution entropy and its application in ehv transmission lines fault detection [J]. Electric Power Automation Equipment, 2001, 21(5): 9-11.
- [12] Rezek IA, Roberts SJ. Stochastic Complexity Measures for Physiological Signal Analysis[J]. IEEE Trans Biomed Engin, 1998, 45(9): 1186-1191.
- [13] 张建华, 侯国莲, 张巍, 等. 一种基于模糊规则和遗传算法的凝汽器故障诊断方法的研究[J]. 中国电机工程学报, 2004, 24(4): 205-209.
Zhang Jianhua, Hou Guolian, Zhang Wei et al. A research on fuzzy rules and genetic algorithm based method for a condenser fault diagnosis[J]. Proceedings of the CSEE, 2004, 24(4): 205-209.
- [14] 任震, 张征平, 黄雯莹, 等. 基于最优小波包基的电动机故障信号的消噪与检测[J]. 中国电机工程学报, 2002, 22(8): 53-57.
Ren Zhen, Zhang Zhengping, Huang Wenying et al. Denoising and detection of faulted motor signal based on best wavelet packet basis[J]. Proceedings of the CSEE, 2002, 22(8): 53-57.
- [15] Blanco S, Figliosa A, Quian Quiroga R et al. Time-frequency analysis of electroencephalogram series(III): information transfer function and wavelets packets, Phys. Rev. E 57: 932-940.
- [16] Rosson OA, Blanco S, Yordanova J et al. Wavelet entropy : a new tool for analysis of short duration brain electrical signals[J]. J Neurosci Meth 2001, 105(1): 65-75.
- [17] 封洲燕. 应用小波熵分析大鼠脑电信号的动态特性[J]. 生物物理学报. 2002, 18(3): 325- 330.
Feng Zhouyan, Dynamic Analysis of The Rat EEG Using Wavelet Entropy [J]. ACTA Biophysical Sinica, 2002, 18(3): 325- 330.
- [18] 林京, 屈梁生, 信号时频熵及其在齿轮裂纹识别中的应用[J]. 机械传动, 1998, 22(2): 37-39.
Lin Jing, Qu Liangsheng. Signal time-frequency entropy and it's application in gear crack recognizing[J]. Mechanical Drive, 1998, 22(2): 37-39.
- [19] 杨文献, 姜节胜. 机械信号奇异熵研究[J]. 机械工程学报, 2000, 36(12): 9-13.
Yang Wenxian, Jiang Jiasheng, Study on the singular entropy of mechanical signal. [J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering. 2000, 36(12): 9-13.
- [20] Mallat S. A theory for multi-resolution signal decomposition: The wavelet representation. IEEE Trans. PAMI, 1989, 11(7): 674-693.

收稿日期: 2004-11-08。

作者简介:

何正友 (1970-), 男, 博士, 教授, 主要从事小波分析在电力系统故障分析中的应用、新型继电保护原理、配网综合自动化等方向的研究工作;

蔡玉梅 (1979-), 女, 硕士研究生, 主要研究方向为配电网故障检测;

钱清泉 (1936-), 男, 教授, 博士生导师, 中国工程院院士, 牵引动力国家重点实验室主任, 研究领域为信息理论与信号处理、监控及综合自动化。