

基于原子能量熵和 CSM 的配电线路故障分类方法

宁 一, 王大志, 江雪晨, 张翠玲
(东北大学 信息科学与工程学院, 辽宁 沈阳 110819)

摘 要: 针对配电线路上的故障分类问题,提出了一种结合原子能量熵和连续字符串匹配(CSM)的故障分类方法.通过分析故障信号的暂态特征,利用原子分解法得到故障暂态信号的主导原子以及对故障信息进行补充的次级原子,计算原子能量熵作为故障特征量,较完备地描述了故障特征.应用 CSM 进行故障分类节省了智能算法故障辨识中参数选择和优化的时间,通过建立的编码规则,将故障特征进行编码,搜索故障编码库,最终确定故障类型.通过仿真研究,验证了该算法的可行性与有效性.

关 键 词: 原子能量熵;连续字符串匹配;故障提取;故障分类;配电线路
中图分类号: TM 71 文献标志码: A 文章编号: 1005-3026(2017)01-0001-05

A Fault Identification Method for Distribution Lines Based on Atomic Energy Entropy and CSM

NING Yi, WANG Da-zhi, JIANG Xue-chen, ZHANG Cui-ling
(School of Information Science & Engineering, Northeastern University, Shenyang 110819, China. Corresponding author: NING Yi, E-mail: vipningyi@126.com)

Abstract: In order to solve the problem of fault classification on distribution lines, a method was proposed in which atomic energy entropy was combined with continuous string matching (CSM). The fault transient feature was analyzed, the dominant atom and the secondary one of fault transient signal were achieved by atom decomposition method, and the secondary one was used to supplement fault information. Atomic energy entropy of each atom was regarded as the fault characteristic value, representing fault feature more completely. Applying CSM fault classification method could save the time spending on selection and optimization of processing parameters in some smart fault identification method, through the establishment of encoding rules, fault features were encoded, and then the fault type was finally confirmed by searching the encoded fault library. A case study of system model showed that the proposed method is feasible and efficient.

Key words: atomic energy entropy; CSM (continuous string matching); fault extraction; fault classification; distribution lines

鉴于故障暂态包含大量的故障信息,基于暂态量的故障分类问题成为了近些年的研究热点^[1-3].由于电力系统在实际运行中工况复杂,存在噪声,故障条件随机,故障暂态信号是一个非平稳的随机过程,为了提高故障分类的准确度和快速性,国内外在故障特征提取和故障分类方法选择两个方面已经做了大量的研究工作.文献[1]用模糊理论和神经网络结合提高分类性能,对故障后电流进行小波分解,计算重构系数的统计量作为特征量,但没有考虑高阻接地时初相角为零时的限制,而且神经网络方法易导致局部最优解,泛化能力差.文献[2]选择用支持向量机作为分类器,用故障后电压电流的小波系数能量作为特征量,但传统支持向量机在分类特征量较多的时候,故障识别速度缓慢,涉及核函数和参数选择问题.文献[3]选用信号的信息熵和近似熵复合作为故障信息量度,建立了基于时域和频域统计的熵值指标,有效地实现了特征提取和故障辨识.无

论最终选取统计量还是能量作为故障特征, 大多故障数据的预处理仍是采用小波变换^[4-5]. 然而小波变换中固定的小波基对信号的适应能力差, 因此如果选用一种可以自适应分析信号并且得到较完备故障信息的特征提取方法, 就可以大大提高后续故障辨识的准确性. 另外, 智能算法虽然在故障辨识中已经得到了较为成功的应用, 但是其本身结构涉及许多参数的选取优化问题, 延缓了辨识的速度^[6].

为了克服上述方法中的不足, 本文提出了一种基于原子能量熵的字符串匹配故障辨识新方法. 通过分析故障暂态信号特征, 选用原子能量熵作为故障特征量可以弥补小波分析中基函数对信号特征自适应差的缺点, 同时又能够较完备地描述故障特征. 在此基础上结合字符串匹配提出了配电路故障分类方法, 并对该方法进行仿真研究, 验证了可行性与有效性, 仿真结果表明, 该方法故障分类的准确性较高.

1 原子分解能量熵

1.1 原子分解法

针对故障暂态信号, 提取和描述信号固有特征是故障诊断和继电保护技术研究的基础. 在信号处理方面, Fourier 变换和小波变换都只有一组固定的基来表达信号, 原子分解法则基于信号本身构建一个完备冗余的时频原子库代替基函数集合, 该集合称为原子库, 基函数被称为原子. 信号可以根据自身特征自适应地从原子库中选择最佳匹配原子^[7].

定义一个原子库 $D = \{g_r\}_{r \in \Gamma}$, 其中 Γ 是参数 r 的集合, g_r 是原子库中的原子. 首先在原子库找到与当前信号 $f(n)$ 内积最大的一个原子作为最佳匹配原子 g_{r_0} , 其次将最优原子从初始信号中抽取出来形成残余信号 $f(1)$, 其中,

$$f(1) = f(n) - \langle f(n), g_{r_0} \rangle g_{r_0}. \quad (1)$$

进行 n 次分解迭代, 每次从信号中抽取原子 g_m , 形成新的残差. 随着迭代次数的增大, 残差逐渐衰减, 经过多次迭代后可忽略不计, 最终原始信号可以表示为一系列最优匹配原子的线性组合, 表达式如下:

$$f(n) = \sum_{n=0}^{N-1} \langle f(n), g_m \rangle g_m + f(N). \quad (2)$$

1.2 故障暂态原子库选取

目前已有许多成熟的原子库被构建出来, 包括 Gabor 原子、Wavelet 原子、Dirac 原子等, 在不

同的领域都取得了较好的应用效果. 故障暂态信号由振荡量和衰减直流量构成, 可以通过一组具有衰减特征的正弦波形进行近似分解表达. 本文所选用的原子库为一组参数化的衰减正弦原子^[8], 原子库模型为

$$g_r(t) = A_r \cos(2\pi f_r t + \varphi_r) e^{-\rho(t-t_s)} \times [u(t-t_s) - u(t-t_e)]. \quad (3)$$

其中: $r = \{f, \varphi, \rho, t_s, t_e\}$ 为原子索引参数集; f 是频率; φ 是相角; ρ 是衰减指数; t_s 和 t_e 是起始和结束时刻. 在应用过程中需要对参数进行离散化, 形成有限的原子库, 保证对信号的完备性, 因此起止时刻用采样点的个数表示.

1.3 原子能量熵

电力网络中支路上电流幅值、相角和传输功率等参数的变化量表征了各支路的势能, 体现了在能量域上的累计效应. 在稳定平衡状态下, 电力系统能量分布有序; 扰动或故障时, 能量分布无序. 能量熵则用来衡量能量分布的有序无序程度. 文献[9]第一次提出原子能量熵的概念用于鉴别电力系统低频振荡的主导模式. 其中利用原子分解法迭代选取最佳原子, 定义原子能量熵为所提取原子与残差信号内积的最大值, 表征原始信号的主要特征.

本文将原子能量熵作为主导成分的量度. 但考虑到故障时电网结构特征和复杂的工况, 噪声和扰动信号众多, 仅选取主导成分的原子能量熵势必无法完整地描述故障特征, 丢失许多动态特性信息; 因此在此定义原子能量熵为各个原子与原始信号的内积值, 选取内积值最大(max)的作为主导分量度, 内积值次之(sec)的作为补充故障特征信息量度. 原子能量熵作为故障暂态特征量求取的过程便是原子分解法通过求内积辨识最佳原子的过程:

1) 提取故障暂态的三相电流 I_a, I_b, I_c , 在原子库中寻找满足式(4)的原子.

$$\langle I_{m0}, g_{r_0} \rangle \geq \max \langle I_m, g_r \rangle, m = a, b, c. \quad (4)$$

2) 提取最优原子后得到残余信号:

$$I_{m1} = I_{m0} - g_{r_0} \langle I_{m0}, g_{r_0} \rangle. \quad (5)$$

3) 在残余信号中继续寻找最优原子, 经 n 次迭代后在原子库中找到 N 个最佳匹配原子 g_m .

4) 求取原子能量熵, 分别为主导分量度和补充故障特征信息量度.

$$E_{1m} = \max |\langle I_m, g_{r_i} \rangle|, \\ E_{2m} = \sec |\langle I_m, g_{r_i} \rangle|. \quad (6)$$

其中: $i = 1, 2, \dots, N; m = a, b, c$.

5) 构造一个故障特征向量:

$$C = [E_{1a}, E_{1b}, E_{1c}, E_{2a}, E_{2b}, E_{2c}] \quad (7)$$

2 基于原子能量熵的字符串匹配故障分类

电力系统在运行过程中会记录和存储大量数据信息,利用正常工况以及各种故障状况下的历史数据可以基于编码和字符串匹配^[10]的思想建立故障编码库,对故障进行分类诊断,步骤如下。

1) 计算编码控制限。收集不同工况下不同类故障发生时的故障数据和正常工况下的扰动数据,分别进行原子分解,提取原子能量熵作为信号特征量,并利用正常工况下数据的原子能量熵值计算故障特征量的编码控制限。

$$E_c = \frac{\sum_{j=1}^n (E_{j1} + E_{j2} + \cdots + E_{j6})}{n} \quad (8)$$

其中,将特征量中 6 个原子能量熵值统一表示成 $E_{j1}, E_{j2}, \cdots, E_{j6}, j=1, 2, \cdots, n$ 为数据样本特征向量个数。

2) 建立故障编码库。为了保证编码精确度,本文设定在 E_c 上下浮动的 $\pm 20\%$ 作为控制限区间,在区间内的特征量元素编码为字符 0,超上控制限编码为字符 1,超下控制限编码为字符 2。一类故障在 k 种不同故障工况下均会获得由原子能量熵经过编码后得到的 6 个字符,将它们连接成一条字符串,长度为 $6 \times k$ 。把已知的故障类型均按此方法编码后,可以得到每一种故障类型的特征字符串,组成一个故障编码库。编码过程如图 1 所示。

3) 执行字符串匹配故障分类。当电网出现故障时,解耦处理故障的瞬时电流,提取故障后 1 ~ 5 ms 电流特征量进行编码后启动故障匹配程序。

假设对所提取的未知故障已完成编码,本文方法中以每类故障一个工况下特征向量中的 6 字符的字符串为一个子串。将未知的一个采样故障字符串 C 与故障库中 i 类故障下的 k 个子字符串按位进行匹配,定义匹配度 Q ($Q=1, 2, \cdots, 6$) 为有相同字符的位数。匹配流程如下:

步骤 1 设故障类型 $i=1$, 字符串 C 与 k 个子字符串按位进行匹配,令 $i=i+1$ 逐个求取匹配度 Q 。

步骤 2 判断匹配度 Q 值, $Q=6$ 说明故障字符串与字符串完全匹配,记录下字符串位置; $Q \neq 6$, 令 $i=i+1$, 继续判断匹配度 Q 值的大小,直至遍历整个故障库。

步骤 3 若在 $i+x$ 类中也搜索到 $Q=6$ 的字符串,出现一个故障字符串对应两类故障的情况,则需要利用下一时刻的采样数据,重复步骤 1 和步骤 2 的遍历搜索判断。

步骤 4 直至故障字符串在故障库中进行搜索后,有唯一匹配度 $Q=6$ 的子字符串与其匹配,记录它在故障库中的位置,即可确定故障类型。匹配程序结束,返回的 i 值即为第 i 类故障。

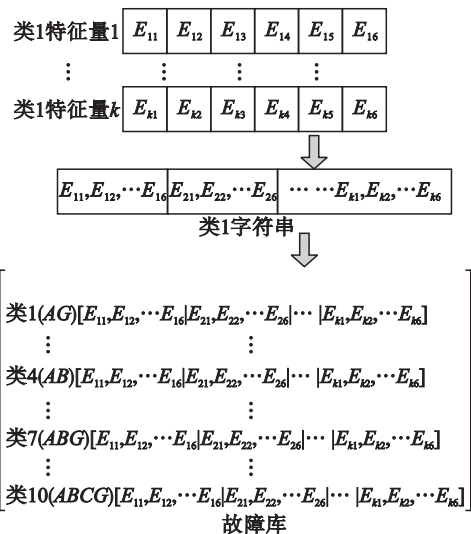


图 1 编码故障库建立

Fig. 1 Construction of encoded fault library

3 仿真研究

3.1 仿真模型建立

为了验证本文提出算法的可行性和有效性,在 Matlab 中建立如图 2 所示的系统仿真模型,电源电压为 35 kV,线路模型采用分布参数模型,三回出线 l_1, l_2, l_3 的长度依次为 16, 30, 40 km。线路正序参数为 $R_1 = 0.127 \Omega/\text{km}$, $L_1 = 1.171 4 \text{ mH}/\text{km}$, $C_1 = 91 \text{ nF}/\text{km}$; 零序参数为 $R_0 = 0.386 4 \Omega/\text{km}$, $L_0 = 3.906 5 \text{ mH}/\text{km}$, $C_0 = 38 \text{ nF}/\text{km}$ 。消弧线圈采用 10% 过补偿, $L = 1.393 \text{ H}$, $R_L = 44 \Omega$ 。

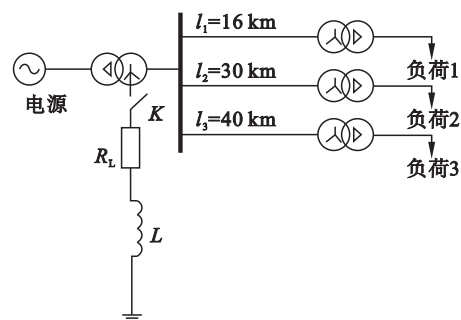


图 2 系统仿真模型

Fig. 2 System model for simulation

为建立较完备故障库,故障工况取线路可能发生的 10 种故障类型($AG/BG/CG, AB/BC/AC, ABG/BCG/ACG/ABCG$),故障初相角取 $0^{\circ}, 45^{\circ}, 90^{\circ}$,过渡电阻在接地故障时取 $10, 500\ \Omega$,相间短路时取 $1, 100\ \Omega$,故障距离取线路长度的 5%, 50% 和线路末端,这样可以得到 180 种故障工况.采用原子分解法分析滤波后各工况下的故障电流,根据式(6)求 A, B, C 三相故障电流的原子能量熵.再选取正常工况下的数据,根据式(8)计算编码的控制限 $E_c=0.625$.以在 l_1 上 8 km 处发生 AB 两相接地短路故障,故障初相角 0° ,过渡电阻 $10\ \Omega$ 为例,将原子分解过程设定为 8 次迭代,得到与电流最佳匹配的前两个原子,限于篇幅,仅给出表 1 中原子的特征参数.图 3 是表 1 中各类故障的编码情况,其中上限为 $(1+20\%)\times E_c=0.75$,下限为 $(1-20\%)\times E_c=0.5$.如 ABG 故障编码结果为“121202”.表 2 为不同工况下的故障类型编码,不同工况下的不同故障数据均通过这样的编码形成 $10\times 180_{[1\times 6]}$ 维的故障编码库,在线路发生故障后,根据第 2 节所设计的故障匹配流程,便可利用这些信息进行相应的故障类型匹配.从表 2 中可以看到不同故障类型的主导成分能量熵编码相同,如果故障特征量仅选用主导成分的原子能量熵而不加上补充故障特征信息量度则会造成故障分类失败.

3.2 抗噪声干扰分析

为了检测本文所提字符串匹配故障分类算法的抗噪声干扰能力,以 AB 两相短路故障为例,故

障发生在线路 l_2 距母线 20 km 处,并在仿真中加入信噪比为 10 dB 和 50 dB 的高斯白噪声,计算的故障特征量 $C_{10\text{ dB}}=[0.911, 0.434, 0.936, 0.497, 0.899, 0.521]$,故障编码结果为 121210,遍历故障编码库在第一个采样时刻便可以确定 AB 为相间故障.计算的故障特征量 $C_{50\text{ dB}}=[0.989, 0.302, 0.992, 0.445, 0.368, 0.576]$,故障编码结果为 121222,在第一个采样时刻若没有与之匹配的故障类型,再次调用字符串匹配分类算法,经过 3 个采样时刻就确定 AB 为相间故障,充分体现了该算法在识别效率上的优越性.计算结果显示在噪声干扰存在时,非故障相的主导成分能量熵也可能很大,但通过编码在故障编码库中仍可以得到正确的故障类型匹配结果,对故障分类没有造成影响.另外,信噪比提高后,主导成分的能量熵变换不大,没有对故障编码造成影响,分类结果准确可靠.通过仿真分析,可以验证本文方法对噪声干扰适应性较强.

表 1 原子特征参数

Table 1 Atoms and its characteristics

相别	原子	原子能量熵/pu			
		ABG 故障	AG 故障	AB 故障	ABC 故障
A	1	0.927	0.900	0.896	0.963
	2	0.314	0.502	0.245	0.579
B	1	0.901	0.712	0.883	0.939
	2	0.252	0.470	0.232	0.606
C	1	0.673	0.64	0.443	0.939
	2	0.415	0.470	0.615	0.606

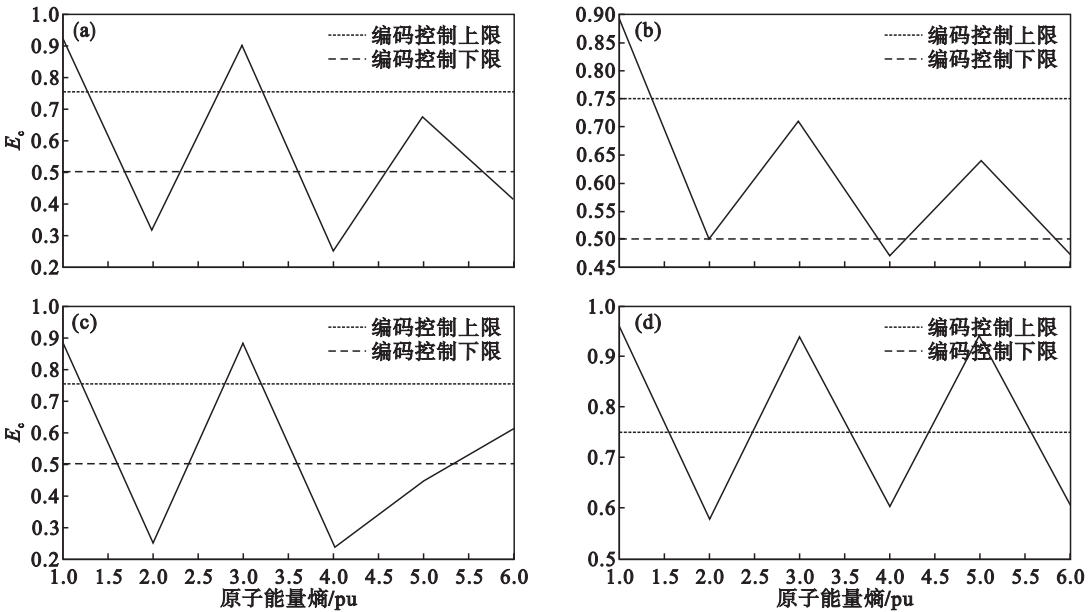


图 3 故障编码曲线
Fig. 3 Encoding curves of fault

(a)—ABG 故障; (b)—AG 故障; (c)—AB 故障; (d)—ABC 故障.

表 2 故障类型编码
Table 2 Encoding of fault

故障类型	故障编码结果											
ABG 故障	121202	...	121012	...	121202	...	101212	...	101202	...	100202	...
AG 故障	110210	...	100000	...	100202	...	100202	...	100202	...	100202	...
AB 故障	121220	...	121210	...	121220	...	101200	...	101200	...	101200	...
ABC 故障	101010	...	121010	...	101010	...	101000	...	101000	...	101000	...

4 结 论

本文提出用原子能量熵作为故障分类的特征量,并提出一种对未知故障进行编码识别故障类型的方法,经理论分析和仿真验证,本文方法有较强的抗噪声干扰能力,能可靠地用于故障辨识,并且效率较高。

参考文献：

[1] Zhang J, He Z Y, Lin S, et al. An ANFIS-based fault classification approach in power distribution system [J]. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 2013, 49 : 243 – 252.

[2] Livani H, Evrenosoglu C Y. A fault classification method in power systems using DWT and SVM classifier [C] // *Transmission and Distribution Conference and Exposition (T&D)*. Orlando : IEEE, 2012 : 1 – 5.

[3] 符玲,何正友,钱清泉. 超高压输电线路的故障暂态特征提取及故障类型判断 [J]. *中国电机工程学报*, 2010, 30 (22) : 100 – 106.

(Fu Ling, He Zheng-you, Qian Qing-quan. Feature extraction of fault transient and fault type determination for EHV

transmission lines [J]. *Proceedings of the CSEE*, 2010, 30 (22) : 100 – 106.)

[4] He Z, Lin S, Deng Y, et al. A rough membership neural network approach for fault classification in transmission lines [J]. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 2014, 61 : 429 – 439.

[5] Bezerra C F. Fault-induced transient detection based on real-time analysis of the wavelet coefficient energy [J]. *IEEE Transactions on Power Delivery*, 2014, 29 (1) : 140 – 153.

[6] Samantaray S R. A systematic fuzzy rule based approach for fault classification in transmission lines [J]. *Applied Soft Computing*, 2013, 13 (2) : 928 – 938.

[7] Mallat S G, Zhang Z. Matching pursuits with time-frequency dictionaries [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1993, 41 (12) : 3397 – 3415.

[8] Lovisolo L, da Silva E A B, Rodrigues M A M, et al. Efficient coherent adaptive representations of monitored electric signals in power systems using damped sinusoids [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2005, 53 (10) : 3831 – 3846.

[9] 李勋,龚庆武,贾晶晶. 采用原子分解能量熵的低频振荡主导模式检测方法 [J]. *中国电机工程学报*, 2012, 32 (1) : 131 – 139.

(Li Xun, Gong Qing-wu, Jia Jing-jing. A detection method for low frequency oscillation dominant modes based on atomic decomposition energy entropy [J]. *Proceedings of the CSEE*, 2012, 32 (1) : 131 – 139.)

[10] 杨英华,李召,陈永禄,等. 基于 CVA – ICA 与 CSM 的故障诊断方法 [J]. *东北大学学报 (自然科学版)*, 2012, 33 (12) : 1685 – 1689.

(Yang Ying-hua, Li Zhao, Chen Yong-lu, et al. Fault diagnosis based on CVA-ICA and CSM [J]. *Journal of Northeastern University (Natural Science)*, 2012, 33 (12) : 1685 – 1689.)