

基于小波包全频带分析和 OS-ELM 的小电流单相接地故障选线

嵇文路¹, 赵晓龙², 张 明¹, 杨红磊², 翁嘉明³

(1. 国网江苏省电力有限公司 南京供电分公司, 南京 210019;

2. 中国电力科学研究院有限公司, 北京 100192;

3. 上海交通大学 电力传输与功率变换控制教育部重点实验室, 上海 200240)

摘 要: 为提高配电网单相接地故障特征提取的有效性以及实现对故障选线的准确判别, 提出了一种基于小波包全频带分析和在线序贯极限学习机(OS-ELM)的新的故障选线分析方法。本文灵活运用小波包的多分辨率分频特性, 提取了小电流单相接地故障暂态信号的特征量; 利用 OS-ELM 将批处理和逐次迭代相结合, 不断更新训练数据和网络结构, 实现了对单相接地故障线路的快速选取。仿真实验结果表明: 利用小波包全频带分析能够获得更有效的故障特征, OS-ELM 在测试时间和诊断精度上都优于该反向传播(BP)网络、径向基网络(RBF)和支持向量机(SVM), 说明了所提方法在单相接地故障选线的有效性, 更能满足在线应用需求。

关键词: 小波包全频带分析; 在线序贯极限学习机; 故障选线

DOI: 10.15938/j.jhust.2021.02.014

中图分类号: TM711 文献标志码: A 文章编号: 1007-2683(2021)02-0110-08

Fault Line Selection of Single Phase Grounding Based on Wavelet Packet Full Frequency Analysis and OS-ELM

Ji Wen-lu¹, ZHAO Xiao-long², ZHANG Ming¹, YANG Hong-lei², WENG Jia-ming³

(1. State Grid Jiangsu Electric Power Co., Ltd. Nanjing Power Supply Branch, Nanjing Jiangsu, 210019, China;

2. China Electric Power Research Institute, Beijing 100192, China;

3. Key Laboratory of Control of Power Transmission and Conversion, Ministry of Education, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China)

Abstract: In order to enhance effectiveness of single-phase ground fault feature extraction and to achieve exactly identification of fault line selection, a new fault line selection method of single phase grounding fault based on wavelet packet and online sequential extreme learning machine (OS-ELM) is proposed. In this paper, the fault characteristics of fault transient signals are extracted by using the multi-resolution frequency division characteristics of wavelet packets. Combining batch and successive iterative, and constantly updating the training data and network structure, to achieve quickly fault line selection of single-phase grounding. The simulation results show that the more effective fault characteristics can be obtained using wavelet packet full frequency analysis, and OS-ELM is superior to the back propagation (BP) network, radial basis function network (RBF) and support vector machine (SVM) in test time and diagnostic accuracy. The proposed method is effective in the single phase grounding fault line, can better meet the needs of online application.

Keywords: wavelet packet full frequency analysis; OS-ELM; single-phase ground fault; fault line selection

收稿日期: 2019-09-24

基金项目: 国家自然科学基金(51677116); 江苏省电力有限公司科技项目(J2018110-2)。

作者简介: 嵇文路(1974—), 男, 博士, 高级工程师;

翁嘉明(1986—), 男, 博士, 讲师。

通信作者: 赵晓龙(1988—), 男, 硕士, E-mail: 314344808@qq.com.

0 引言

我国配电网具有点多面广的特点,配网故障也以单相接地故障为主^[1],然而在小电流接地系统发生单相接地故障时,由于中性点接地方式与大电网的不同,产生的短路电流信号微弱,不利于准确可靠地检测出故障线路,如何提高小电流单相接地故障选线的成功率,对配网可靠运行具有重要意义。

目前,国内外学者已开展的传统单相接地故障研究方法主要包括基于暂态零序电流突变信号、能量信号、幅值信号的方法等^[2-4]。文[5]用小波变换的方法提取故障后的行波信息,构造判据以实现故障线路的判定。文[6]利用小波变换的方法提取出各馈线零序电流的暂态量,通过比较电流极性实现故障选线。在配电网单相接地故障中,由于暂态信号受到过渡电阻等多种噪声因素的干扰,易造成误选的情况,严重影响了算法的准确性。由于小波变换具有对信号局部提取和滤除噪声信号的良好性能,因此更适应于暂态信号杂乱、故障状态复杂的配网单相接地故障分析^[7]。

在配电网单相接地故障分析中,具有分布并行处理、非线性映射、自适应学习和鲁棒容错等特性的神经网络方法尤为适用。国内外学者利用不同的神经网络分析方法,开展了小电流单相接地故障选线分析的研究,并取得了显著进展^[8]。传统的神经网络分析方法存在学习速度慢、泛化能力不强、易陷入局部最优等缺陷,文[9]提出一种新型单隐层前馈神经网络算法,称为极限学习机(extreme learning machine, ELM),其具有学习速度快、泛化性能优良等特点,已被应用于电力系统优化分析求解当中。在 ELM 基础上,文[10]提出了一种在线序贯 ELM (online sequential-ELM, OS-ELM) 算法,其特点是历史数据分批进行训练并且支持可变化的样本数,每一轮训练过程中训练算法仅输入当前批次数据并更新网络权值,无需重复扫描历史数据,使得该方法具有更强的泛化能力。考虑到实际配电网单相接地故障选线系统中所有的数据可能不是一次性添加到网络中,且实际配网数据存在错误或缺失,因此 OS-ELM 算法更能满足配电网单相故障接地选线的需要。基于极限学习机的众多优点,本文提出了一种小波包全频带分析和 OS-ELM 相结合的配电网单相接地故障选线新方法。

2 单相接地故障特征提取

2.1 配电网单相接地故障暂态分析

谐振接地配电网发生单相接地故障时,非故障相电压升高,故障相电压降低,故障相电容通过故障线路向故障点放电,由于线路具有分布电容和电感参数,使得故障电流具有衰减振荡特性^[11]。暂态电容电流是由故障相电压突然降低而引起的放电电流和非故障相电压突然升高而引起的充电电容电流之和。在故障点有两个暂态分量电流流过,其中暂态电容电流衰减较快,暂态电感电流衰减较慢。流过。配电网谐振接地系统模型如图1所示,由文[12]知故障接地电流表达式为:

$$i_d = (I_{C_m} - I_{L_m}) \cos(\omega t + \varphi) + I_{C_m} [\omega_f \sin \varphi \sin \omega t] / \omega - \cos \varphi \cos \omega_f t] e^{-t/\tau_C} + I_{L_m} \cos \varphi e^{-t/\tau_L} \quad (1)$$

式中: I_{C_m} 为电容电流稳态幅值; ω_f 为暂态自由分量振荡分量的角频率; τ_C 为电容回路的时间常数; I_{L_m} 为电感电流的稳态值; τ_L 为电感回路的时间常数。

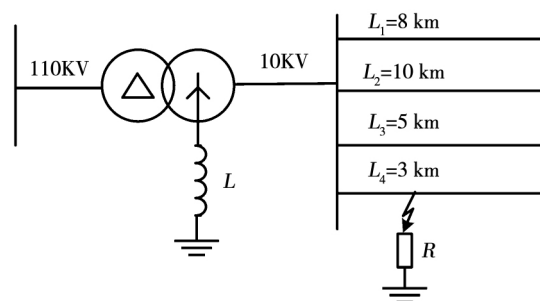


图1 10 kV 谐振接地系统模型

Fig. 1 Model of a 10 kV resonant grounding system

故障暂态能量主要集中在故障零序电流的首半波,因此故障信息主要从故障后首半波获得。故障发生瞬间,零序电流的暂态特征明显,但持续时间较短。暂态电流大小在很大程度上取决于暂态电容电流的大小,频率大小亦是如此。其幅值跟初始相位角相关,故障出现在相电压处在峰值时刻时,暂态电容电流幅值达到最大值,而故障出现在相电压处在过零位置时,暂态电容幅值很小,衰减直流分量幅值、能量较大。

2.2 基于小波包全频带分析的故障特征提取

在谐振接地配电网的单相接地故障中,其故障信号的暂态特征受故障发生时刻、接地点过度阻抗、线路参数等随机条件的影响很大。为反映故障条件的随机性及其对故障暂态信号特征的影响,利用小

波包良好的时频局部化能力与能量无损性特点,对故障暂态电流信号做小波包全频带分析。

小波包函数 $\mu_{j,k}^n(t)$ 定义为

$$\mu_{j,k}^n(t) = 2^{j/2} \mu^n(2^j t - k) \quad (2)$$

式中: $n=0,1,2,\dots$ 为振荡参数, $j \in Z$ 和 $k \in Z$ 分别是尺度参数和平移参数。

当 $n=0,1; j=k=0$ 时,初始的 2 个小波包函数定义为

$$\mu_0(t) = \varphi(t), \mu_1(t) = \psi(t) \quad (3)$$

式中: $\varphi(t)$ 和 $\psi(t)$ 分别是正交尺度函数和正交小波函数。初始小波函数满足以下双尺度方程:

$$\left. \begin{aligned} \mu_0(t) &= \sqrt{2} \sum_{k \in Z} h(k) \mu_0(2t - k) \\ \mu_1(t) &= \sqrt{2} \sum_{k \in Z} g(k) \mu_0(2t - k) \end{aligned} \right\} \quad (4)$$

式中: $h(t)$ 和 $g(t)$ 分别为对应的多尺度分析中低通滤波系数和高通滤波系数。则当 $n=2,3,\dots$ 时,其他的小波包函数满足:

$$\left. \begin{aligned} \mu_{2n}(t) &= \sqrt{2} \sum_{k \in Z} h(k) \mu_n(2t - k) \\ \mu_{2n+1}(t) &= \sqrt{2} \sum_{k \in Z} g(k) \mu_n(2t - k) \end{aligned} \right\} \quad (5)$$

那么,由式(5)所决定的函数集合 $\{\mu_n(t)\}, n=0,1,2,\dots$,就称为关于正交尺度函数 $\varphi(t)$ 的小波包。对于一组离散信号 $x(t)$,小波包分解重构算法如式(6)和式(7):

$$\left. \begin{aligned} d_{j+1}^{2n}(t) &= \sum_k h(k-2t) d_j^n(k) \\ d_{j+1}^{2n+1}(t) &= \sum_k g(k-2t) d_j^n(k) \end{aligned} \right\} \quad (6)$$

$$\left. \begin{aligned} d_j^n(k) &= 2 \left[\sum_{\tau} h(k-2\tau) d_{j+1}^{2n+1}(\tau) + \right. \\ &\quad \left. \sum_{\tau} g(k-2\tau) d_{j+1}^{2n}(\tau) \right] \end{aligned} \right\} \quad (7)$$

式中: $d_j^n(k)$ 表示经小波包分解后节点 (j,n) 所对应的第 k 个系数,节点 (j,n) 表示第 j 层的第 n 个频带。

利用上述小波包过程进行单相接地故障特征提取,对各线路零序电流进行小波包分解。第 i 个频带对应的能量值为

$$E_i = \sum_{k=1}^n |d_j^n(k)|^2; i=1,2,\dots,2^j \quad (8)$$

式中: $\omega_k^{(j)}(n)$ 为小波包分解第 (j,k) 子频带下的系数,每个子频带下共有 n 个系数。

通过对暂态信号的故障特征的分析可知:

在电压相角 $\varphi=0$ 附近发生任意过渡电阻大小的接地故障和在任意电压相角大小发生过渡电阻较大的接地故障两种情况下,各线路的零序暂态信号能量集中频带都是在低频带上。因此可以统一在低频带上按照各线路暂态信号的能量大小来确定故障选线。在低频带上,故障线路所具有的能量要大于

其他线路所具有的能量值。

在电压相角 $\varphi=\pi/2$ 附近发生过渡电阻较小的单相接地故障情况下,各线路能量集中的频带可能不同,能量集中的频带也可能有多个,依特征频带选线较困难,但此时过渡电阻较小,暂态零序电流的幅值较大,谐波的五次分量相对也较大。因此,可以按照各线路暂态信号在五次谐波所在频带的能量大小来判别出故障线路。

因为故障接地线路的暂态零序电流信号的幅值为系统网络内的其他所有健全线路的暂态零序电流信号的幅值总和,零序暂态信号在各频带的信号能量表示为小波包系数的平方和,所以,综合考虑各线路在全频带上的能量统计和分布特性,在绝大多数子频带上满足故障线路所具有的能量大于其他线路所具有的能量值。

据此,定义线路 L_i 在 (j,k) 频带上的故障权重因子为:

$$k_{i,(j,k)} = \frac{E_{i,(j,k)}}{E_{(j,k)}}, i=1,2,\dots,N \quad (9)$$

其中: N 为线路的总条数; j 为小波包的分解层数; $E_{i,(j,k)}$ 为线路在 (j,k) 子频带上所具有的能量; $E_{(j,k)}$ 为所有线路在 (j,k) 子频带上所具有的能量总和。

在式(9)的基础上,定义 L_i 线路的综合全频带故障权重因子为

$$k_i = \frac{C_i}{C}, i=1,2,\dots,N \quad (10)$$

其中: C_i 为线路 L_i 在所有的子频带当中故障权重因子为最大的子频带的个数; C 为子频带的总个数。

故障权重因子的大小反映了各线路的故障的可能性大小,故障线路的故障权重因子大于健全线路的故障权重因子,据此可以作为选线的判据。

3 OS-ELM 理论

与传统神经网络参数调整机制不同,在极限学习机理论中,由线性方程求解出参数权值,进而随机生成权值、偏差等隐层学习参数。这使得极端学习机的训练速度、泛化性能均较传统神经网络法有大幅提升。

在线序贯极限学习机算法对于单隐层神经网络输出权重的学习过程主要分为两个部分,第一部分为初始步骤,通过少量样本得到单隐层前馈神经网络的输出权重 β ,第二部分为在线学习步骤,即利用单个样本或样本数据块更新在初始阶段学习到的单隐层前馈神经网络的输出权重 β 。

3.1 初始化阶段

给定 N 个训练样本 $\Omega = \{ (x_i, t_i) \}_{i=1}^N$, 其中输入样本 $x_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in}]^T \in R^n$, 输出样本 $t_i = [t_{i1}, t_{i2}, \dots, t_{im}]^T \in R^m$, 具有 L 个隐藏节点和激活函数为 $G(w_i, b_j, x_i)$ 的 SLFNs 的输出为:

$$f_L(x_i) = \sum_{j=1}^L \beta_j G(w_j, b_j, x_i) = t_j; i=1, \dots, N \quad (11)$$

随机生成输入层与隐藏层的连接权值 w_j 和隐含层阈值 b_j, β_j 为是连接第 j 个隐层神经元和输出神经元的权值。

从 Ω 中选取部分数据集 $\Omega_0 = \{ (x_i, t_i) \}_{i=1}^{N_0}$, 其中 N_0 代表初始训练样本的个数。计算初始隐藏层输出矩阵:

$$H_0 = \begin{bmatrix} G(w_1, b_1, x_1) & \cdots & G(w_L, b_L, x_1) \\ \vdots & & \vdots \\ G(w_1, b_1, x_{N_0}) & \cdots & G(w_L, b_L, x_{N_0}) \end{bmatrix}_{N_0 \times L} \quad (12)$$

已知目标输出:

$$T_0 = [t_1, t_2, \dots, t_{N_0}]^T_{N_0 \times m} \quad (13)$$

计算初始权值 β_0 也就是计算 $\|H_0\beta - T_0\|$ 最小值问题。

常规条件下, 隐层节点数目比起训练样本数目可以忽略, 即 $N_0 \gg L$, 此时 H_0 是非方阵, 根据广义逆引理, 上述线性系统的最小范数最小二乘解为

$$\beta_0 = H^+ T_0 \quad (14)$$

式中: H^+ 是矩阵 H_0 的 Moore-Penrose 广义逆。如果 $H_0^T H_0$ 非奇异, 则式(14)可写为

$$\beta_0 = H^+ T_0 = P_0 H_0^T T_0 \quad (15)$$

式中 $P_0 = (H_0^T H_0)^{-1}$ 。

3.2 在线学习阶段

对于新加入的第 $k+1$ 批训练数据 $\Omega_{k+1} = \{ (x_i, t_i) \}_{i=1}^{N_{k+1}}$, 其中 N_{k+1} 为第 $k+1$ 批训练样本的个数, 计算隐层输出矩阵 H_{k+1} , 更新 P_{k+1} 和 β_{k+1} :

$$P_{k+1} = P_k - P_k H_{k+1}^T (I + H_{k+1} P_k H_{k+1}^T)^{-1} H_{k+1} P_k$$

$$\beta_{k+1} = \beta_k + P_{k+1} h_{k+1}^T (T_{k+1} - H_{k+1} \beta_k) \quad (16)$$

式中 $T_{k+1} = [t_1, \dots, t_{N_{k+1}}]^T$ 。

当逐个获得训练数据时, $N_{k+1} = 1$, 式(16)由如下简化形式:

$$P_{k+1} = P_k - \frac{P_k h_{k+1}^T h_{k+1} P_k}{1 + h_{k+1} P_k h_{k+1}^T}$$

$$\beta_{k+1} = \beta_k + P_{k+1} h_{k+1}^T (t_{k+1} - h_{k+1} \beta_k) \quad (17)$$

式中 $h_k = [G(w_1, b_1, x_{k+1}), \dots, G(w_L, b_L, x_{k+1})]$ 。

4 小波包全频带分析和 OS-ELM 故障诊断

在某些故障情况(故障时电压初相角在峰值附近且故障接地电阻较小的情况)下, 各线路的特征频带不同, 能量较集中的频带也不止一个, 此时如果仅仅依靠各线路在其特征频带上的故障特征信息进行选线, 就不能有效的利用该线路的暂态故障特征, 甚至会出现误判的情况(健全线路在其特征频带上的能量大于故障线路, 健全线路的小波包系数模极大值大于故障线路), 降低了选线的可靠性; 实际配电网单相接地故障选线问题中, 仍存在数据非一次性添加、实际配网数据存在错误或缺失等问题。针对小波选线存在的上述问题, 论文给出一种小波包全频带分析和 OS-ELM 网络相结合的故障选线新方法。

先用小波包对暂态零序电流进行适当频带宽度的分解, 然后分别计算各线路在低频带(4,0)、五次谐波所在频带(4,1)、综合全频带上的故障权重因子作为各线路的故障表征值构造故障特征向量 Z , 再将 Z 输入到 OS-ELM 神经网络进行智能融合, 输出一个由各线路的故障权重因子构成的故障特征向量 T , 综合故障权重因子最大的线路即为故障线路; 同时在线选线得到的在线样本更新到样本集中, 更新 OS-ELM 神经网络的输出权值。该方法综合利用了全频带的故障信息, 可有效地解决小波选线存在的能量集中频带不同引起误判的问题; 利用了选线系统的历史信息和在线信息, 提高了故障选线算法的鲁棒性, 流程图如图2所示。

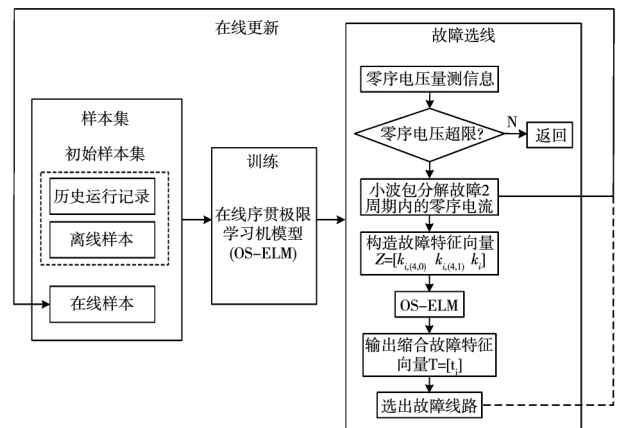


图2 小波在线序贯极限学习机诊断流程图

Fig. 2 Diagnosis flow chart of wavelet OS-ELM

5 诊断实例

5.1 仿真模型

利用 MATLAB 软件搭建图 1 消弧线圈接地配电网系统的故障选线的仿真模型,如图 3 所示。

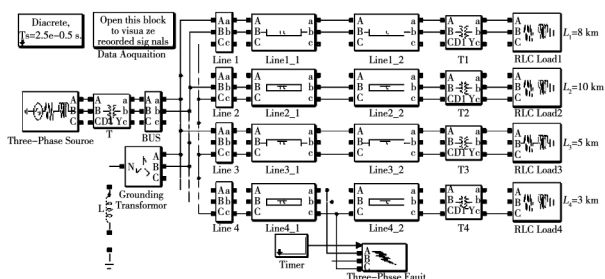


图 3 仿真模型

Fig. 3 Simulation model

该配电仿真系统具有 4 条主馈线,架空线路长度分别为 $L_1 = 8 \text{ km}$, $L_2 = 10 \text{ km}$, 电缆线路长度为 $L_3 = 5 \text{ km}$, $L_4 = 3 \text{ km}$ 架空线路。电缆线路参数如表 1 所示。消弧线圈接地系统的补偿度设为 $p = 10\%$, 由线路参数求出系统对地分布电容 C_Σ , 进而计算出消弧线圈等效电感 $L = (1/1.1) \times 1/(3\omega^2 C_\Sigma) = 0.742 \text{ H}$ 。

表 1 线路参数

Tab. 1 Line Parameters

线路类型	相序	电阻/ ($\Omega \cdot \text{km}^{-1}$)	电感/ ($\text{mH} \cdot \text{km}^{-1}$)	电容/ ($\mu\text{F} \cdot \text{km}^{-1}$)
架空线路	正序	0.170 0	1.200 0	0.009 7
	零序	0.230 0	5.480 0	0.006 0
电缆线路	正序	0.265 0	0.255 0	0.170 0
	零序	2.540 0	1.019 0	0.153 0

利用上述建立的 10 kV 接地配电网系统的故障选线的仿真模型,分别对 4 条线路在电压初相角为 0° 、 15° 、 30° 、 45° 、 60° 、 75° 、 90° , 故障位置为线路距离母线的 15%、30%、45%、60%、75%、90% 长度处, 过渡电阻为 0Ω 、 20Ω 、 100Ω 、 500Ω 、 1000Ω 、 3000Ω 时的不同故障情况做单相接地仿真试验, 总共得到 $4 \times 7 \times 6 \times 6 = 1008$ 组样本, 随机选取 600 组样本进行训练样, 其中 300 组用于初始化阶段训练样本, 300 个进行增量学习, 剩余 408 组样本作为测试样本。

本文选取 dB10 小波包来分析, 信号的采样频率取为 4 kHz, 即有效频率为 2 kHz, 选线的频带宽度定为 125 Hz, 即分解的层数为 4 层, 暂态信号分解为 $2^4 = 16$ 个子频带, 其中 $(4, 0)$ 代表 $0 \sim 150 \text{ Hz}$ 频带, $(4, 1)$ 代表 $125 \sim 250 \text{ Hz}$ 频带, 即五次谐波所在频带, 以此类推, $(4, 15)$ 代表 $1875 \sim 2000 \text{ Hz}$ 频带。

5.2 实例分析

5.2.1 故障合闸角为 0° 时的仿真验证

算例 1: 线路 L_4 故障, 故障合闸角 0° , 过渡电阻 20Ω , 故障点距离母线 80% 长度处。

系统发生上述条件下的单相接地故障后, 仿真可得线路 $L_1 \sim L_4$ 的零序电流的波形, 如图 4 所示。

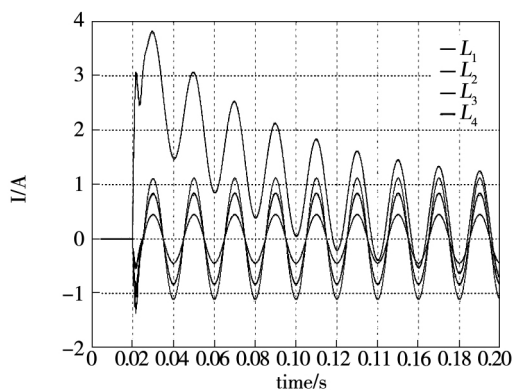


图 4 各线路零序电流波形

Fig. 4 The zero sequence current waveform of each line

将暂态零序电流信号经 dB10 小波包 4 层分解后, 可按式(8) 计算得到线路 $L_1 \sim L_4$ 的暂态零序电流信号在各子频带上的能量比, 如图 5 所示。图中横轴坐标表示子频带的编号, 纵轴坐标表示小波包分解在各子频带的能量所占所有频带总能量的比值。

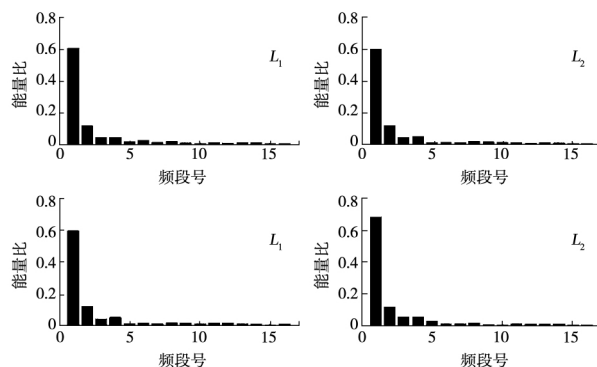


图 5 暂态零序电流频谱能量分布

Fig. 5 Transient zero-sequence current spectrum energy distribution

由图5可知,线路 $L_1 \sim L_4$ 的特征频带相同,均为(4,0)频带,线路 $L_1 \sim L_4$ 在特征频带上的能量比大约都在60%左右,因此,线路 $L_1 \sim L_4$ 的暂态零序电流的主要故障特征都集中在低频带0~50 Hz范围。利用式(9)计算线路 $L_1 \sim L_4$ 在16个子频带上的故障权重因子,如图6所示。图中的横轴坐标表示4条线路的编号,纵轴坐标表示故障权重因子的大小。

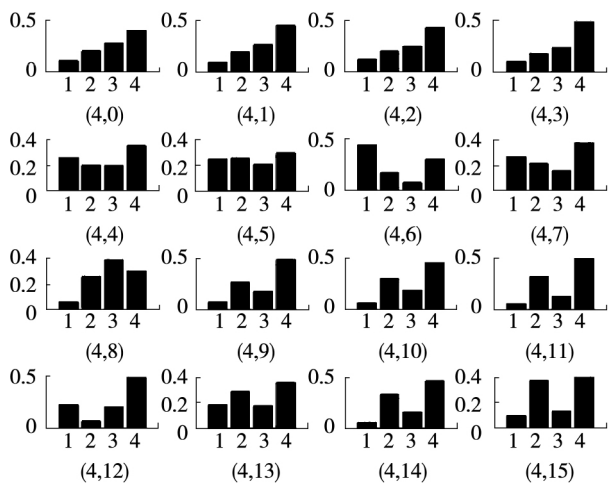


图6 各子频带的故障权重因子分布图

Fig. 6 Fault weighting factor distribution for each subband

由图6可知,在14个子频带上满足线路 L_4 的故障权重因子最大,其中包括频带(4,0)和频带(4,1)。按本文故障选线算法,首先计算线路 $L_1 \sim L_4$ 在低频带的故障权重因子(4,0),五次谐波所在频带的故障权重因子(4,1),以及综合全频带的故障权重因子,见表2。

表2 各线路的故障权重因子

Tab. 2 The fault weight factor of each line

故障权重因子	L_1	L_2	L_3	L_4
$k_{i,(4,0)}$	0.096 4	0.182 6	0.241 4	0.479 4
$k_{i,(4,1)}$	0.067 8	0.208 5	0.275 9	0.447 6
k_i	0.062 5	0	0.062 5	0.875 0

由表2可知,线路 L_4 在特征频带(4,0)、频带(4,1)和综合全频带上的故障权重因子均大于其他线路,因此,初步判断线路 L_4 为故障线路。然后将各线路故障权重因子构成的故障特征向量 $Z = [0.096\ 4\ 0.067\ 8\ 0.062\ 5\ 0.182\ 6\ 0.208\ 5\ 0.241\ 4$

$0.275\ 9\ 0.062\ 5\ 0.479\ 4\ 0.447\ 6\ 0.875\ 0]$ 作为输入样本输入到训练好的OS-ELM神经网络进行智能融合,输出融合故障特征向量 $T = [-0.039\ 8\ -0.032\ 4\ 0.053\ 2\ 1.019\ 1]$ 。线路 L_4 的综合故障权重因子最大,因此可以判断线路 L_4 为发生故障的线路,判别结果与实际的故障情况相同,选线正确。

5.2.2 故障合闸角为90°时的仿真验证

算例2:线路 L_1 故障,故障合闸角90°,过渡电阻100 Ω,故障点距离母线30%长度处。

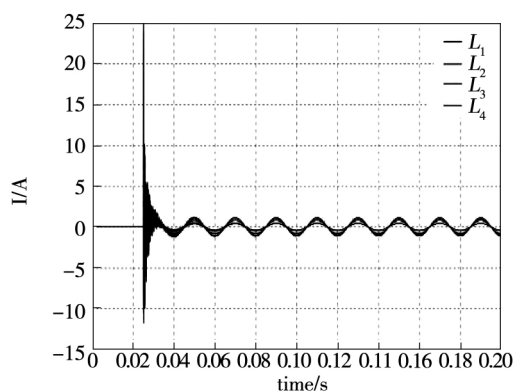


图7 各线路零序电流波形

Fig. 7 The zero sequence current waveform of each line

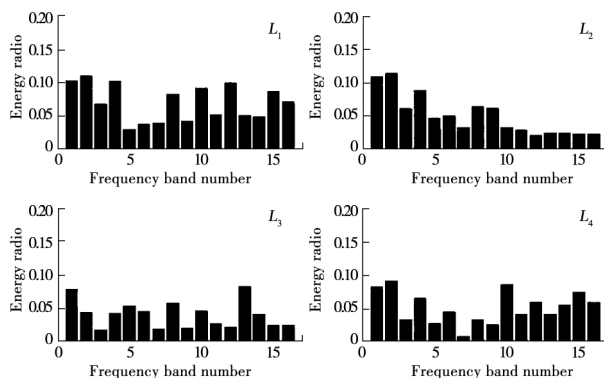


图8 暂态零序电流频谱能量分布图

Fig. 8 Transient zero-sequence current spectrum energy distribution

按照案例1的处理方法,得到暂态零序电流信号小波包分解的能量图和各子频带的故障权重因子分布图,如图6~9。可知,线路 $L_1 \sim L_4$ 能量最为集中的特征频带为(4,0)、(4,4)、(4,9),此时若只利用特征频带(4,0)进行选线,就会出现误判的情况。计算线路 $L_1 \sim L_4$ 的故障权重因子,见表3。可知,在频带(4,0)上,线路 L_2 的故障权重因子最大,在频带(4,1)上,线路 L_1 和 L_2 的故障权重因子比较接

近,线路 L_1 和 L_2 均可能是发生故障的线路,选线失效。

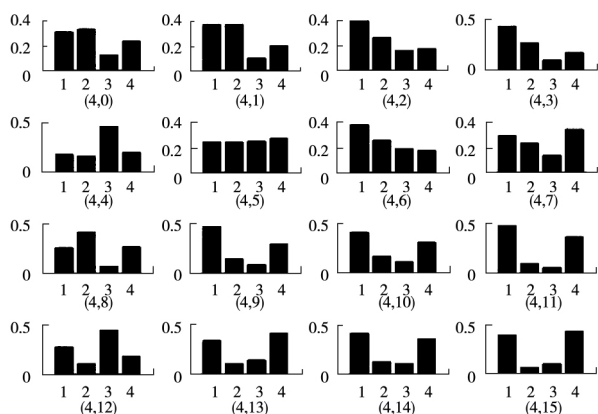


图9 各子频带的故障权重因子分布图

Fig. 9 Fault weighting factor distribution for each subband

表3 各线路的故障权重因子

Tab. 3 The fault weight factor of each line

故障权重因子	L_1	L_2	L_3	L_4
$k_{i,(4,0)}$	0.309 6	0.329 0	0.125 4	0.235 4
$k_{i,(4,1)}$	0.355 7	0.349 4	0.100 6	0.194 1
k_i	0.437 5	0.187 5	0.125 0	0.250 0

依本文的故障选线算法,将故障特征向量 $Z = [0.309\ 6\ 0.355\ 7\ 0.437\ 5\ 0.329\ 0\ 0.349\ 4\ 0.187\ 5\ 0.125\ 4\ 0.100\ 6\ 0.125\ 0\ 0.235\ 4\ 0.194\ 1\ 0.250\ 0]$ 作为输入样本输入到训练好的 OS-ELM 神经网络进行智能融合,输出融合故障特征向量 $T = [0.693\ 8\ 0.341\ 0\ -0.054\ 7\ 0.020\ 4]$ 。线路 L_1 的综合故障权重因子最大,因此可以判断线路 L_1 为发生故障的线路,判别结果与实际的故障情况相同,选线正确。

为与在线小波极限学习机的结果进行比较,另外选择 BPNN、RBFNN、SVM 以及 ELM 分别对样本进行故障选线,ELM 的隐层神经元数目、BPNN 的隐层节点数以及 RBF 的扩展系数取值利用交叉验证方法获得,SVM 中核函数为高斯核函数,正则化参数 γ 及核函数参数 σ^2 通过交叉验证获得,多类分类问题采用 1 对多方法。

5 种方法得到的诊断结果如表 4 所示。从诊断结果看,OS-ELM 和 ELM 的诊断精度明显高于其他 3 种方法,且训练时间和测试时间明显少于另外 3 种方法,利用 OS-ELM 进行单相接地故障选线能够

取得精度最高的结果,且由于其需要人工干预参数只有一个,通过求解线性方程的方式获得输出权值,相比其他 3 种方法,更适合将其用于在线故障诊断,这也是下一步需要研究的内容。

表4 5种方法诊断结果

Tab. 4 Diagnosis results for five methods

方法	训练时间	测试时间	诊断精度/(%)
BP	4.143 63	0.080 87	90.34
RBF	0.051 42	0.031 75	91.20
SVM	0.038 55	0.015 53	92.40
ELM	0.003 34	0.003 42	96.50
OS-ELM	0.003 52	0.003 36	96.76

6 结 论

本文选取 dB10 小波包对故障信号进行多分辨率分析,综合考虑故障暂态信号特征在全频带上的表征情况,使用故障权重因子评价了各线路故障信号特征,进行单相接地故障选线;针对传统人工智能方法在进行单相接地故障选线时存在训练时间过长、人工参与调节参数过多等问题,将在线序贯极限学习机(OS-ELM)引入故障选线中,提出了一种小波包和线序贯极限学习机结合的诊断方法。该方法有效地解决了传统基于小波分析的故障选线方法存在的各线路能量集中频带不同导致选线困难或失效的问题,选线准确性高。仿真结果表明,提出的小波在线序贯极限学习机单相接地故障诊断精度达 96.76%,而仿真用时在 5 ms 之内,比 3 种传统常用故障诊断方法有更高的速度和准确性。鉴于其良好的性能,下一步将利用其开展实际单相接地故障系统中的在线故障选线相关研究。

参 考 文 献:

- [1] 束洪春. 配电网故障选线 [M]. 北京: 机械工业出版社, 2008.
- [2] 宋金钊,李永丽,石峥,等. 一种新的谐振接地系统单相接地故障选线方法 [J]. 电力系统保护与控制, 2017, 45(6): 9.
- [3] SONG Jinzhao, LI Yongli, SHI Zheng. A Fault Line Selection Method for Resonant Earthed System with High Accuracy Power System [J]. Protection and Control, 2017, 45(6): 9.
- [4] 刘谋海,王媛媛,曾祥君,等. 基于暂态相电流特征分析的故障选线新方法 [J]. 电力系统及其自动化学报, 2017, 29(1): 30.

- LIU Mouhai, WANG Yuanyuan, ZENG Xiangjun. Novel Method of Fault Line Selection Based on Characteristic Analysis of Transient Phase-current [J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2017, 29(1): 30.
- [4] 刘谋海, 方涛, 姜运, 等. 基于暂态主频分量相关性分析的故障选线方法 [J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(2): 74.
- LIU Mouhai, FANG Tao, JIANG Yun. A New Correlation Analysis Approach to Fault Line Selection Based on Transient Main-frequency Components [J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(2): 74.
- [5] 姜博, 董新洲, 施慎行, 等. 自适应时频窗行波选线方法研究 [J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(24): 6387.
- JIANG Bo, DONG Xinzhou, SHI Shenxing, et al. A Method of Adaptive Time Frequency Window Traveling Wave Based Fault Feeder Selection [J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(24): 6387.
- [6] DONG Xinzhou, SHI Shenxing. Identifying Single-Phase-to-Ground Fault Feeder Neutral Noneffectively Grounded Distribution System Using Wavelet Transform [J]. IEEE Transactions on Power Delivery. 2008, 23(4): 1829.
- [7] BI T, SHEN R, PLANS J, et al. A Novel Method for Singlephase-to-ground Fault Location Based on Wavelet Analysis and Correlation [J] // Innovative Smart Grid Technologies. IEEE, 2013: 1.
- [8] MOHAMED S S, EL-SAADANY E F, ABDEL-GALIL T K, et al. ANN-based Technique for Fault Location Estimation Using TLS-ESPRIT [C] // Circuits and Systems, 2003 IEEE 46th Midwest Symposium on. IEEE, 2003, 3: 1090.
- [9] HUANG G B, ZHU Q Y, SIEW C K. Extreme Learning Machine: Theory and Applications [J]. Neurocomputing, 2006, 70: 489.
- [10] LIANG N Y, HUANG G B, SARATCHANDRAN P, et al. A Fast and Accurate Online Sequential Learning Algorithm for Feedforward Networks [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2006, 17(6): 1411.
- [11] 束洪春, 徐亮, 彭仕欣, 等. 谐振接地电网故障选线相关分析法 [J]. 电力自动化设备, 2008, 28(9): 6.
- SHU Hongchun, XU Liang, PENG Shixin, et al. Correlation Analysis for Faulty Feeder Detection in Resonant Earthed System [J]. Electric Power Automation Equipment, 2008, 28(9): 6.
- [12] 要焕年, 曹梅月, 电力系统谐振接地 [M]. 北京: 中国电力出版社, 2009.

(编辑: 温泽宇)