

# 基于极限学习机的多信息融合区段定位方法

齐 郑<sup>1,2</sup>, 张惠汐<sup>1</sup>, 饶 志<sup>1</sup>, 李 志<sup>1</sup>, 张首魁<sup>1</sup>

(1. 华北电力大学电气与电子工程学院, 北京 102206; 2. 电力节能教育部工程研究中心, 北京 102206)

**摘要:** 对于小电流接地系统单相接地故障定位问题, 现有方法单一, 实际运行时准确性低, 难以满足现场需要。提出一种基于极限学习机的多信息融合区段定位方法。故障发生后, 终端对实时测得的零序暂态电流运用暂态能量法、小波法、首半波法提取特征向量上传给主站, 输入到经训练后得到权重参数的极限学习机网络中, 主站启动多信息融合定位算法并输出区段定位结果。该方法受接地位置、接地时刻、接地过渡电阻等因素的影响较小, 对不同的单相接地情况适用性强, 具有较高的区段定位鲁棒性。通过现场实际验证, 证明了该定位方法的可行性。

**关键词:** 小电流接地系统; 单相接地; 暂态分量; 极限学习机; 多信息融合

## Multi-information fusion fault location based on extreme learning machine

QI Zheng<sup>1,2</sup>, ZHANG Hui-xi<sup>1</sup>, RAO Zhi<sup>1</sup>, LI Zhi<sup>1</sup>, ZHANG Shou-kui<sup>1</sup>

(1. North China Electric Power University, Beijing 102206, China; 2. Electric Power Energy Saving Education Ministry Engineering Research Center, Beijing 102206, China)

**Abstract:** Fault location methods for single-phase-to-earth in small current neutral grounding system are difficult to meet the needs of the site, which is too simple to have a high accuracy in actual run-time. This paper presents a fault location method of multi-information fusion based on extreme learning machine. For real-time measured zero-sequence transient current, the terminal uses transient energy method, wavelet method, and the first half-wave method to extract feature vector and uploads it to the host station; inputs to the extreme learning machine network which has the be-trained parameters. Host station restarts multi-information fusion fault location and output search result. The method is less affected by ground position, grounding moment, ground transition resistance and other factor, is applicable to different single-phase ground case, which has higher fault location robustness. The on-site experiments are carried out to prove the feasibility of the method.

**Key words:** small current neutral grounding system; single-phase-to-earth fault; transient component; extreme learning machine; multi-information fusion

中图分类号: TM71 文献标识码: A 文章编号: 1674-3415(2014)19-0074-07

## 0 引言

小电流接地系统发生单相接地故障后需要尽快选出故障线路, 经过几十年的发展, 选线问题已经得到了很好的解决, 技术成熟, 现有装置可靠性高。选出故障线路后, 需要进一步找出故障点所在的区段, 也就是区段定位问题。

利用暂态量定位相比传统稳态分量, 故障特征明显, 且可以有效克服消弧线圈的影响。因此利用暂态量的定位方法<sup>[1-3]</sup>优于稳态量。随着终端硬件平台的工作能力不断强大, 对暂态过程的采样与分析已成为可能。

现有定位方法通常利用单一的故障信息<sup>[4-5]</sup>

进行定位, 实际运行时准确性低, 难以满足现场需求。极限学习机(ELM)是近几年提出的一种新型单隐层前馈神经网络算法<sup>[6-7]</sup>, 具有与传统神经网络相同的全局逼近性质, 但其网络输出权值和隐层神经元偏移量是随机生成的, 只需要设置隐含层节点数, 由最小二乘法得出输出权重即可产生唯一最优解。ELM相比传统神经网络算法, 具有训练误差小、泛化性能强、训练速度快等优点, 目前尚未应用到小电流接地系统区段定位的研究中。

本文提出一种基于极限学习机的多信息融合区段定位方法, 故障发生后, 终端对实时测得的零序暂态电流运用暂态能量法、小波法、首半

波法提取特征向量上传给主站, 输入到经训练后得到权重参数的极限学习机网络中, 主站启动多信息融合定位算法并输出区段定位结果。利用极限学习机对故障后零序暂态电流进行融合, 消除了单一定位方法的固有缺陷。终端间距越小, 定位越准确。

## 1 多信息融合区段定位方法构建

### 1.1 提取暂态零序电流特征数据

#### (1) 暂态能量法<sup>[8]</sup>

暂态能量法为提取故障发生后一个周期内零序电流、电压数值逐点相乘并相加, 即

$$S = \sum_n U_0 \cdot I_0 \quad (1)$$

定义第  $i$  终端暂态能量值  $S_i$  (含极性) 与所有终端暂态能量绝对值总和  $S_\Sigma$  的比  $S_i/S_\Sigma$  为暂态能量数值比 (含极性)。

暂态能量法数值本身可以直接用于定位, 但定位结果受电网参数、故障位置、故障初相角等条件的影响。

#### (2) 小波法<sup>[9]</sup>

利用小波检测信号突变的能力, 对零序电压进行小波变换, 确定单相接地故障发生时刻, 对故障线路上各终端零序电流暂态信号根据 *mallet* 算法将频率二分为高频细节分量和低频近似分量, 提取 250~500 Hz 的高频细节分量进行重构。定义 250~500 Hz 频带总能量为

$$\varepsilon_i = \sum_n [\omega_k^{(l)}(n)]^2 \quad (2)$$

式中:  $\varepsilon_i$  为某终端 250~500 Hz 频带总能量;  $\omega_k^{(l)}(n)$  为第  $(l, k)$  子频带下单节点重构后的重构系数, 小波包分解后共有  $k$  个子频带数。

定义第  $i$  终端 250~500 Hz 频带总能量  $\varepsilon_i$  与所有终端在该频带下总能量总和  $\varepsilon_\Sigma$  的比  $\varepsilon_i/\varepsilon_\Sigma$  为小波幅值比。

由于  $\varepsilon_i$  是经过上述小波变换后在 250~500 Hz 频段的零序暂态电流信号。如果故障后这一频段的暂态信号不明显, 很有可能造成定位失效, 因此单纯地利用小波法进行故障定位具有局限性。

#### (3) 首半波法<sup>[10]</sup>

取故障发生后前半个周期的零序电流信号, 采样频率为 4 kHz, 将第  $i$  终端提取的首半波幅值  $I_i = \sum |I_0|$  与所有终端首半波幅值的绝对值总

和  $I_\Sigma = \sum_n \sum |I_0|$  的比  $I_i/I_\Sigma$  定义为首半波幅值比。

首半波法数值实际上反应的是暂态零序电流的突变强度。接地电阻越大, 零序暂态电流的幅值将相应减小, 此时单纯地利用首半波法定位结果将会失效。

### 1.2 构建极限学习机 (ELM) 网络

多信息融合区段定位问题可以认为是各终端提取的零序电流特征数据与区段定位结果之间的高度非线性映射, 极限学习机能够准确逼近这样的高度非线性映射<sup>[11-13]</sup>。ELM 网络结构示意图如图 1。

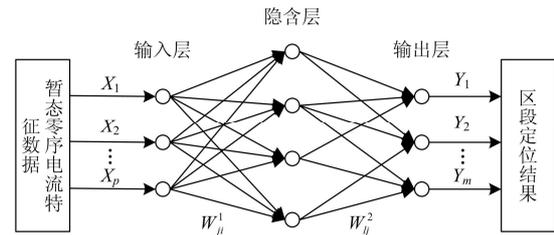


图 1 ELM 网络结构示意图

Fig. 1 ELM network structure diagram

#### 1.2.1 确定输入层节点数和输出向量

输入层节点数与样本的维数直接相关, 与影响的特征数相同。本文提取的特征数据有 3 类 (暂态能量数值比、小波幅值比、首半波幅值比), 已规范到  $[-1, 1]$  区间内。整个网络输入层节点数  $p$  就是  $n$  个终端检测到的上述 3 类特征数据, 即  $p=3n$ 。如图 2 所示的系统, 安装了 6 台终端 (T1~T6), 则输入层节点数为  $3 \times 6=18$ 。

由于故障定位识别目标只有故障线路上区段号, 用一位二进制编码即可表示, 即故障区段 1, 非故障为 0, 因此网络输出向量为系统  $m$  个区段的定位结果  $[y_1, y_2, \dots, y_m]$  ( $i=1, 2, \dots, m$ ),  $y_i$  为 0 或 1。图 2 所示系统, 根据 6 台终端 (T1~T6) 安装位置将线路划分为 s1~s6 六个区段。

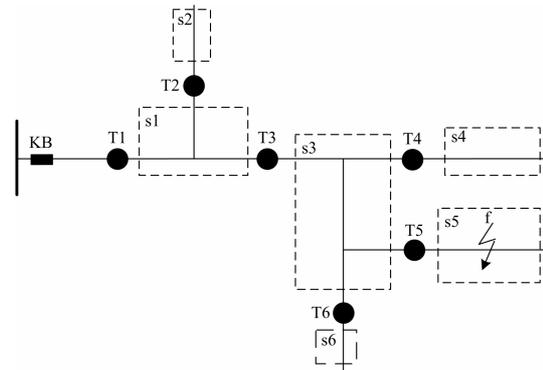


图 2 系统线路图

Fig. 2 Circuit diagram

### 1.2.2 确定隐含层节点数

隐含层节点数与输入层和输出层节点数有关。查阅相关文献得知目前还没有一个明确的方法<sup>[14-15]</sup>。根据经验公式

$$L > \frac{m(N-1)}{p+m-1-N} = A \quad (3)$$

其中： $L$ 为隐含层节点数； $p$ 为输入层节点数； $m$ 为输出层节点数； $N$ 为训练样本数目。一般而言，隐含层节点数的取值范围是 $A < L < 3A$ 。

### 1.3 利用极限学习机训练网络

利用极限学习机训练网络的步骤如下。

① 给定数据集 $Z = \{ (x_i, t_i) \mid x_i \in R^p, t_i \in R^m, i=1,2,\dots,N \}$ ，将各终端零序暂态电流特征数据读入输入向量 $x_i$ ，其中 $t_i$ 为主站信息融合后的结果。

② 设定初始隐含层节点数 $L$ 和训练样本数量 $N$ ，通过训练样本训练极限学习机(ELM)网络，确定网络的权重参数。测试样本选取现场实际故障。

③ 随机选择输入连接权值 $a_i$ 和隐含层节点偏移值 $b_i$ ，因为隐含层节点为可加性的，所以选择激活函数为sigmoid函数<sup>[16-17]</sup>。

$$g(x) = \frac{1}{1+e^{-x}} \quad (4)$$

④ 计算隐含层节点输出矩阵 $H$ 。按照公式

$$H = \begin{bmatrix} g(a_1 \cdot x_1 + b_1) & \cdots & g(a_L \cdot x_1 + b_L) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ g(a_1 \cdot x_N + b_1) & \cdots & g(a_L \cdot x_N + b_L) \end{bmatrix} \quad (5)$$

将 $a_i, b_i, x_i$ 代入可计算处隐含层节点输出矩阵 $H$ 。

⑤ 选取最小二乘估计的 $\beta = (H^T H)^{-1} H^T T$ 为迭代初始值，求得网络的输出权重 $\beta_i$ 。

⑥ 将 $x_i$ 输入已知权重参数( $a_i, b_i, \beta_i$ )的ELM网络，得到训练结果 $T_i$ 为

$$T = H\beta \quad (6)$$

⑦ 计算训练样本的输出误差为

$$\text{输出误差} = \frac{|\text{网络输出值 } T_i - \text{实际输出值 } t_i|}{\text{实际输出值 } t_i} \times 100\% \quad (7)$$

由于极限学习算法快捷方便，对于图2所示系统，根据式(3)设置初始隐含层节点数 $L$ 为9，训练样本数 $N$ 为25。训练网络时根据输出误差来适当增加隐含层节点数，寻求一个合适的隐节点数。误差大于允许范围就增加隐含层节点数，反之则减少节点

数。重复步骤③到⑦，直到训练样本的误差小于10%。训练完成后，保存网络的输出权重 $\beta_i$ 。

⑧ 由主站信息融合结果 $t_i$ 确定网络输出向量 $y_i$ 遵循以下规则：

如图2所示，故障区段两端都连终端时，以S3段故障为例，若 $t_3 > 0.8t_4$ ，则输出向量为 $[0, 0, 1, 0, 0, 0]$ ，若 $t_3 < 0.8t_4$ ，则输出向量为 $[0, 0, 0, 1, 1, 1]$ 。

故障区段只一端接终端时，以S2段故障为例，若T2的暂态能量数值比 $S < 0$ ，则输出向量为 $[0, 1, 0, 0, 0, 0]$ ；若 $S > 0$ ，则输出向量为 $[1, 0, 0, 0, 0, 0]$ 。

## 2 多信息融合区段定位方法实现

多信息融合区段定位步骤如下。

(1) 获取故障特征数据

考虑不同位置、不同时刻发生金属性接地、高阻接地、经不同过渡电阻的间歇性弧光接地(谐振接地系统单相间歇性弧光接地的弧道电阻主要在200~400  $\Omega$ 、2 000~4 000  $\Omega$ 这个区间)，对系统进行大量接地仿真。获得每种接地情况下的暂态能量数值比( $S_1/S_\Sigma, S_2/S_\Sigma, \dots, S_n/S_\Sigma$ )、小波幅值比( $\varepsilon_1/\varepsilon_\Sigma, \varepsilon_2/\varepsilon_\Sigma, \dots, \varepsilon_n/\varepsilon_\Sigma$ )、首半波幅值比( $I_1/I_\Sigma, I_2/I_\Sigma, I_n/I_\Sigma$ )，其中 $n$ 为终端个数。

(2) 训练ELM网络

将每次接地后得到的故障特征数据作为输入样本，按1.3节所述步骤训练ELM网络，输出样本为 $[y_m]$ ，其中： $y_1, y_2, \dots, y_m$ 为0或1,0表示非故障区段，1表示故障区段。训练完成后，保存输出权重 $\beta_i$ 。

(3) 区段定位

将现场实际故障情况作为测试样本输入到训练后的极限学习机(ELM)中，网络的输出结果 $[y_1, y_2, \dots, y_m]$ 即为区段定位结果。

基于极限学习机的多信息融合区段定位方法具体流程图3所示。

## 3 现场测试情况

(1) 采用 Matlab/Simulink 搭建仿真模型

设计图2所示10 kV中性点不接地系统和中性点经消弧线圈接地系统在不同位置、不同时刻发生25种不同类型的故障，进行接地仿真。以中性点不接地系统为例，其Simulink仿真模型如图4所示，采样间隔选为200  $\mu\text{s}$ ，即每个周期采样100个点。

图4所示中性点不接地系统仿真模型各模块介绍如下。

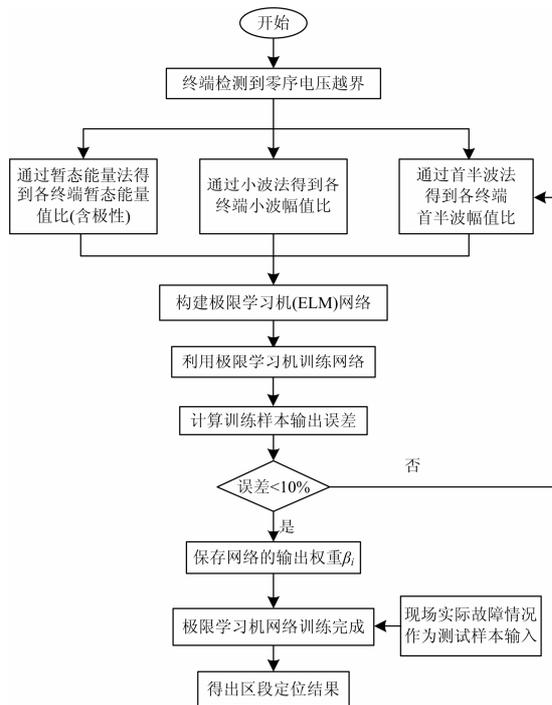


图 3 基于极限学习机的多信息融合区段定位流程图

Fig. 3 Multi-information fusion process

①电源：电源模块采用 Simulink 仿真平台中 SImpower 库中的“Three-phase source”模型，输出电压为 10.5 kV，内部接线方式为 Y 形联接。

②线路：模型中共有一条一级线路，三条分支线路，线路均采用“Three-Phase PI Section Line1”模型，参数设置为

正序参数： $R1=0.012\ 73\ \Omega/\text{km}$ ， $L1=0.933\ 7\text{e-}3\ \text{H}/\text{km}$ ， $C1=12.74\text{e-}9\ \text{F}/\text{km}$ ；

零序参数： $R0=0.386\ 4\ \Omega/\text{km}$ ， $L0=4.126\ 4\text{e-}3\ \text{H}/\text{km}$ ， $C0=8.751\text{e-}9\ \text{F}/\text{km}$ 。

③负荷：线路负荷均采用“Three-Phase Series RLC Load”模型，其有功负荷为 1 MW。

④终端：终端即图 4 中所示的 FTU 模块，与线路上的“Three-Phase V-I Measurement”模块相连，用来测量线路电压，电流，零序电流，零序电压信号。FTU 模块由“in”模型，“Add”模型，“Scope”模型封装成一 Subsystem 子系统，如图 5 所示。

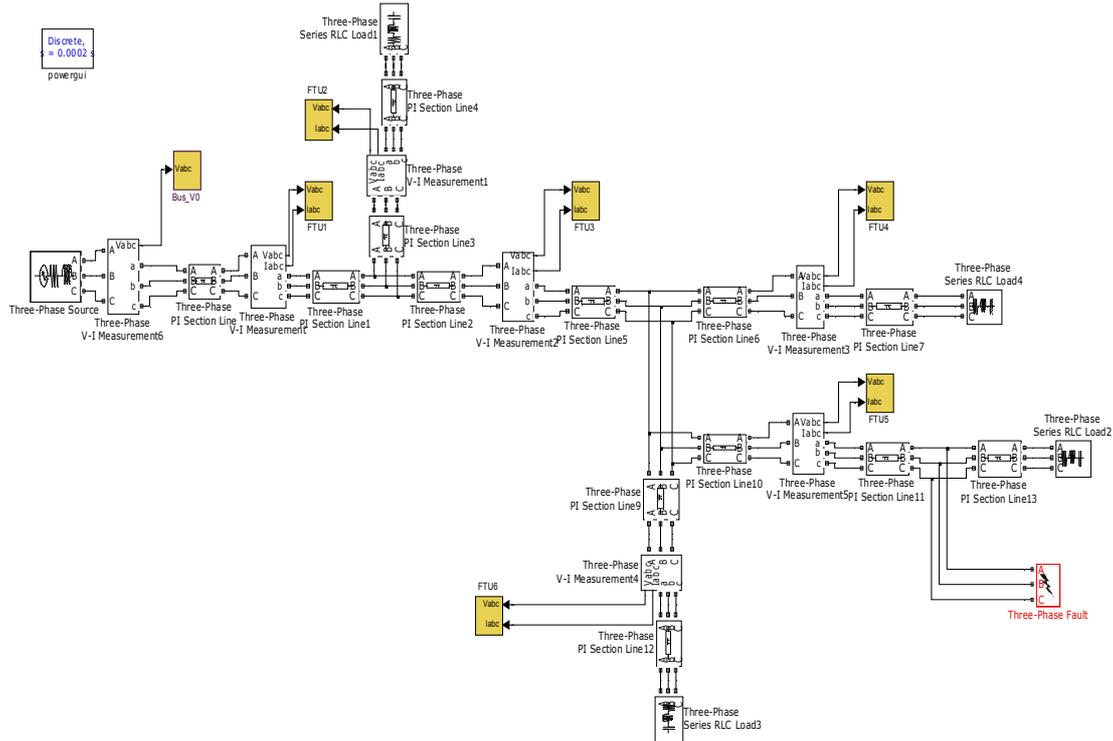


图 4 中性点不接地系统仿真模型

Fig. 4 Neutral point ungrounded system simulation model



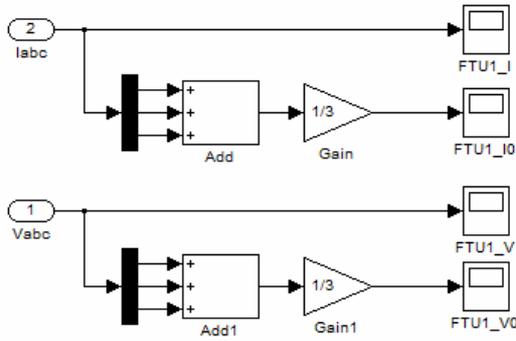


图 5 封装的 FTU 子系统

Fig. 5 Packaged FTU subsystem

选定 0.04 s 时，在终端 5 的下游，即区段 S5 发生 A 相金属性接地故障，接地电阻 10 Ω，仿真时间 0.2 s，仿真后所得母线电压和各终端测得零序电流波形如图 6 所示。

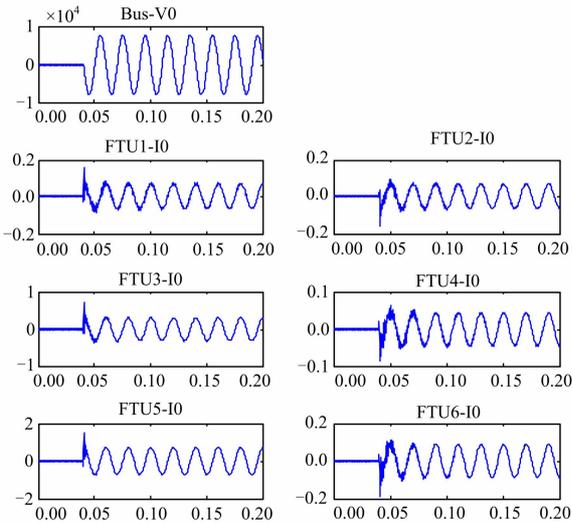


图 6 金属性接地波形图

Fig. 6 Metallic ground waveform diagram

其他 24 种接地仿真情况类似，由于篇幅所限，不再赘述。

### (2) 现场测试情况

在主站编写内置基于极限学习机的多信息融合定位软件，终端具有“二遥”功能，可以将零序暂态电流特征数据通过 GPRS 上传给主站。在现场进行安装测试。

现场的线路图如图 7 所示，矩形表示出线断路

器（实心矩形表示出线断路器闭合，空心矩形表示出线断路器断开），方块表示分段断路器（实心方块表示分段断路器闭合，空心方块表示分段断路器断开），黑色圆圈表示终端。

系统运行方式：除分段开关 K4 闭合外其他分段开关均断开，变电站 C 的出线断路器 KB5 断开，根据终端安装位置将线路划分为 s1~s5 五个区段。

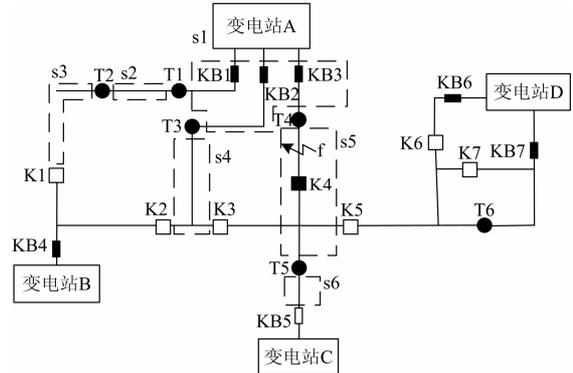


图 7 现场线路图

Fig. 7 On-site circuit diagram

设置四种典型接地故障，各终端暂态能量数值比  $S$ 、小波幅值比  $\varepsilon$ 、首半波幅值比  $I$ 、主站信息融合结果  $t$  及区段定位结果  $y$  如表 1 所示。

由表 1 可见，通过极限学习机融合暂态能量数值比、小波幅值比、首半波幅值比三种故障特征进行区段定位，综合了单一定位方法的优点，达到了互补的效果，在不同接地位置、不同故障时刻、不同过渡电阻的单相接地情况下均能够准确定位。

## 4 结论

本文提出了基于极限学习机的多信息融合区段定位方法，相比于传统的神经网络，极限学习机具有参数选择容易，训练速度快，不会陷入局部最优等优点。该方法受接地位置、接地时刻、接地过渡电阻等因素的影响较小，对不同的单相接地情况适用性强，具有较高的区段定位鲁棒性。

表 1 不同接地情况下主站信息融合结果

Table 1 Multi-information fusion result for different single-phase ground case

序号	单相接地情况	终端	$S$	$\varepsilon$	$I$	$t$	$y$		
1	S1 段金属性接地	1	0.839 5	0.756 1	0.793 1	0.804 2	S1	1	故障
		2	0.459 1	0.326 1	0.613 4	0.503 2	S2	0	正常
		3	0.026 6	0.042 1	0.035 6	0.034 7	S3	0	正常
		4	-0.012 8	0.056 9	0.047 2	0.040 3	S4	0	正常
		5	-0.010 5	0.057 2	0.021 9	0.039 7	S5	0	正常
2	S3 段经高阻接地	1	-0.695 3	0.841 5	0.968 2	0.769 2	S1	0	正常
		2	-0.817 0	0.998 5	0.997 3	0.981 5	S2	0	正常
		3	0.023 5	0.091 4	0.068 4	0.058 9	S3	1	故障
		4	0.027 8	0.049 7	0.012 6	0.035 6	S4	0	正常
		5	0.069 4	0.027 6	0.030 1	0.041 6	S5	0	正常
3	S4 段 B 相相角 $0^\circ$ 过渡电阻 300 $\Omega$	1	0.021 3	0.043 5	0.069 2	0.040 8	S1	0	正常
		2	0.001 0	0.032 1	0.043 9	0.030 8	S2	0	正常
		3	-0.759 2	0.890 2	0.739 6	0.762 1	S3	0	正常
		4	0.053 7	0.028 3	0.081 4	0.601	S4	1	故障
		5	0.032 9	0.071 9	0.084 5	0.059 8	S5	0	正常
4	S5 段 B 相相角 $60^\circ$ 过渡电阻 2 000 $\Omega$	1	0.057 8	0.087 1	0.048 9	0.069 1	S1	0	正常
		2	-0.048 7	0.097 1	0.059 8	0.078 4	S2	0	正常
		3	0.021 7	0.012 9	0.041 3	0.029 7	S3	0	正常
		4	-0.834 1	0.789 5	0.801 4	0.812 5	S4	0	正常
		5	0.879 3	0.723 5	0.769 1	0.804 5	S5	1	故障

## 参考文献

- [1] 郑顾平, 杜向楠, 齐郑. 小电流单相接地故障在线定位装置研究与实现[J]. 电力系统保护与控制, 2012, 40(8): 135-139.  
ZHENG Gu-ping, DU Xiang-nan, QI Zheng. Research and implementation of neutral ineffective single-phase ground fault online location device[J]. Power System Protection and Control, 2012, 40(8): 135-139.
- [2] 杜刚, 刘迅, 苏高峰. 基于 FTU 和“S”信号注入法的配电网接地故障定位技术的研究[J]. 电力系统保护与控制, 2010, 38(12): 73-76.  
DU Gang, LIU Xun, SU Gao-feng. Research on technology of grounding fault location combining FTU and “S” signal injecting method in distribution grid[J]. Power System Protection and Control, 2010, 38(12): 73-76.
- [3] 孙波, 张承慧, 孙同景, 等. 基于暂态相电流的小电流接地故障定位研究[J]. 电力系统保护与控制, 2012, 40(18): 69-74.  
SUN Bo, ZHANG Cheng-hui, SUN Tong-jing, et al. Earth fault location based on transient phase current in non-solidly earthed network[J]. Power System Protection and Control, 2012, 40(18): 69-74.
- [4] 张慧芬, 潘贞存, 桑在中. 基于注入法的小电流接地系统故障定位新方法[J]. 电力系统自动化, 2004, 28(3): 64-66.  
ZHANG Hui-fen, PAN Zhen-cun, SANG Zai-zhong. Injecting current based method for fault location in neutral isolated power system[J]. Automation of Electric Power Systems, 2004, 28(3): 64-66.
- [5] 唐金锐, 尹项根, 张哲, 等. 零模检测波速度的迭代提取及其在配电网单相接地故障定位中的应用[J]. 电工技术学报, 2013, 28(4): 202-211.  
TANG Jin-rui, YIN Xiang-gen, ZHANG Zhe, et al. Iterative extraction of detected zero-mode wave velocity and its application in single phase-to-ground fault location in distribution networks[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2013, 28(4): 202-211.
- [6] 潘华贤, 程国建, 蔡磊. 极限学习机与支持向量机在储层渗透率预测中的对比研究[J]. 计算机工程与科学, 2010, 32(2): 131-134.  
PAN Hua-xian, CHENG Guo-jian, CAI Lei. Comparison of the extreme learning machine with the support vector machine for reservoir permeability prediction[J]. Computer Engineering and Science, 2010, 32(2): 131-134.
- [7] 胡义函, 张小刚, 陈华, 等. 一种基于鲁棒估计的极限学习机方法[J]. 计算机应用研究, 2012, 29(8): 28-30.

- HU Yi-han, ZHANG Xiao-gan, CHEN Hua, et al. Extreme learning machine on robust estimation[J]. Application Research of Computers, 2012, 29(8): 28-30.
- [8] 朱丹, 贾雅君, 蔡旭. 暂态能量法原理选线[J]. 电力自动化设备, 2004, 24(3): 75-78.
- ZHU Dan, JIA Ya-jun, CAI Xu. Transient energy to detect single-phase earthing fault[J]. Electric Power Automation Equipment, 2004, 24(3): 75-78.
- [9] 贾清泉, 刘连光, 杨以涵, 等. 应用小波检测故障突变特性实现配电网小电流故障选线保护[J]. 中国电机工程学报, 2001, 21(10): 78-82.
- JIA Qing-quan, LIU Lian-guang, YANG Yi-han, et al. Abrupt change detection with wavelet for small current fault relaying[J]. Proceedings of the CSEE, 2001, 21(10): 78-82.
- [10] 龚静, 李英姿, 王亚慧. 基于 DSP 的小电流接地系统暂态首半波法实现[J]. 电工技术, 2006(9): 34-36.
- GONG Jing, LI Ying-zi, WANG Ya-hui. The first half-wave method to achieve DSP-based transient small current grounding system[J]. Electric Engineering, 2006(9): 34-36.
- [11] 银涛, 俞集辉. 基于神经网络送电线路工程造价的快速估算[J]. 重庆大学学报: 自然科学版, 2007, 30(1): 36-41.
- YIN Tao, YU Ji-hui. Cost estimation of transmission line based on artificial neural network[J]. Journal of Chongqing University: Natural Science Edition, 2007, 30(1): 36-41.
- [12] 齐郑, 郑朝, 杨以涵. 谐振接地系统单相接地故障区段定位方法[J]. 电力系统自动化, 2010, 34(9): 77-80.
- QI Zheng, ZHENG Zhao, YANG Yi-han. Research on method of single-phase-to-earth fault section location in neutral point resonant grounded system[J]. Automation of Electric Power Systems, 2010, 34(9): 77-80.
- [13] 齐郑, 高玉华, 杨以涵. 配电网单相接地故障区段定位矩阵算法的研究[J]. 电力系统保护与控制, 2010, 38(20): 159-163.
- QI Zheng, GAO Yu-hua, YANG Yi-han. Research on matrix-based algorithm for single-phase-to-earth fault section location in distribution grid[J]. Power System Protection and Control, 2010, 38(20): 159-163.
- [14] VAZQUEZ M E, CHACON M O L, ALTUVE F H J. An on-line expert system for fault section diagnosis in power system[J]. IEEE Trans on Power Systems, 1997, 12(1): 357-362.
- [15] THUKARAM D, KHINCHA H P, VIJAYNARASIMHA H P. Artificial neural network and support vector machine approach for locating faults in radial distribution systems[J]. IEEE Trans on Power Delivery, 2005, 20(2): 710-721.
- [16] 吴登国, 李晓明. 基于极限学习机的配电网重构[J]. 电力自动化设备, 2013, 33(2): 47-51.
- WU Deng-guo, LI Xiao-ming. Reactive power optimization based on primal-dual interior point method and branch & bound algorithm for distribution network and its parallel implementation[J]. Electric Power Automation Equipment, 2013, 33(2): 47-51.
- [17] 舒隽, 甘磊. 极限学习机方法在电力线路建设成本估算中的应用研究[J]. 现代电力, 2011, 28(4): 78-83.
- SHU Jun, GAN Lei. Research on cost estimation of power lines construction projects based on extreme learning machine method[J]. Modern Electric Power, 2011, 28(4): 78-83.

---

收稿日期: 2013-12-30; 修回日期: 2014-05-08

作者简介:

齐郑(1977-), 男, 博士, 副教授, 主要研究方向为电力系统分析与控制、配电网自动化等;

张惠汐(1990-), 女, 硕士研究生, 主要研究方向为配电网自动化。E-mail: zhanghx0128@163.com