一种谐振接地系统电弧高阻接地故障选线新方法及仿真

李震球，王时胜，吴丽娜

（南昌大学信息工程学院，江西 南昌 330031）

摘要：提出了一种电弧高阻模型，并针对谐振接地系统电弧高阻接地故障选线问题，提出一种基于希尔伯特-黄变换和概率神经网络的选线新方法。采集每条线路在单相接地故障发生时的零序电流暂态信号(一个周波，故障前 1/4 个周波和故障后 3/4 个周波)进行 EMD 分解，计算各条线路的特征固有模态能量。将各条线路的特征固有模态能量输入到 PNN 网络，实现故障线路自动识别。运用 Matlab 软件对电弧高阻接地故障、混合线缆系统接地故障分别进行了选线仿真，并进行了噪声干扰试验，验证了该方法的可行性与准确性。

关键词：谐振接地系统；故障选线；电弧高阻接地故障；概率神经网络；希尔伯特-黄变换

A new method and simulation for arcing high-impedance-grounding fault line selection in resonant grounded system

LI Zhen-qiu, WANG Shi-sheng, WU Li-na

(Information Engineering College, Nanchang University, Nanchang 330031, China)

Abstract: An arcing high-impedance model is presented. An intelligent new approach for arcing high-impedance-grounded fault detection in resonant grounded system is presented conbined Hilbert-Huang transform (HHT) with probabilistic neural network (PNN). Zero-sequence current (including the faulted cycle, the 1/4 before fault and the 3/4 after fault) of each circuit caused by single-phase grounded fault is collected, and then the wave is analyzed by EMD and the characteristic of the intrinsic modal energy is calculated. Then the intrinsic modal energy is put into the PNN network. In this way, fault line selection is achieved automatically. Arcing high-impedance-grounded fault and hybrid cable system grounded fault are simulated by MATLAB in this method and noise interference experiment proves the method is feasible and accurate.

Key words: resonant grounded system; fault line selection; arcing high-impedance-grounded fault; probabilistic neural network; Hilbert-Huang transform

中图分类号： TM773; TP183 文献标识码：A 文章编号： 1674-3415(2014)17-0044-06

0 引言

谐振接地运行方式在配电网中能够减小短路电流和过电压的危害，有利于系统快速熄弧，在中低压(6~35 kV)配电网中有着广泛应用。但谐振接地系统发生单相接地故障时，故障零序电流较小，故障特征不明显[1]。在接地故障中，很多情况是由于雷击、树枝触线、电线杆触线、绝缘子闪络等造成高阻单相接地故障。谐振接地系统发生单相高阻接地故障时，由于电压降较小，三相线间电压保持基本对称，故障零序电流就更加微弱[2]。而电阻的变化对谐振接地系统的暂态特性亦有很大影响，使得电流突变不明显[3]。因此采用合理方法提取暂态信息对故障选线至关重要。

小波变换在配电网故障选线中已经得到较广泛应用，但是小波变换中只能选择固定小波基和分解尺度，使得其只能达到局部效果，未必能使全局效果最好，不具备自适应信号分解能力[4-5]。希尔伯特-黄变换(Hilbert-Huang Transform，HHT)具有自适应的时频分析功能，可以摆脱人为因素的影响。时频聚集性能良好，可以得到极高的时频分辨率[6]。

在运用神经网络解决故障诊断问题中，BP 神经网络使用最多。但由于 BP 网络结构特点，权值训练受初始值设置影响大，存在收敛速度慢、容易陷

基金项目：江西省科技支撑计划项目(2010BSA02500)

入局部最优等问题，而概率神经网络则有效克服这些缺点[7]。因此本文提出一种基于希尔伯特-黄变换和概率神经网络的新方法解决谐振接地系统电弧高阻接地故障选线问题，并通过 Matlab 仿真验证了该方法的可行性。

1　基本原理简介

1.1 电弧高阻模型

图 1 为电弧高阻模型电路，该高阻故障模型依据 Emanuel 等人研究的沙地高阻故障电弧接地提出的理论模型加以改进，可以模拟带电弧的高阻接地故障。它包括两个直流电压源 V_p 和 V_n，其值为配电线路电弧电压。电阻 R_f、R_p 和 R_n 表示故障接地电阻。当线电压大于 V_n 时，Dn 导通，故障电流就流向大地，故障电阻为 R_f 与 R_n 的并联；当线电压低于−V_p 时，D_p 导通，故障电流反向流动，故障电阻为 R_f 与 R_p 的并联；当线电压的值介于 V_n 和−V_p 之间时，两个二极管均不能导通，此时故障电阻为 R_f。

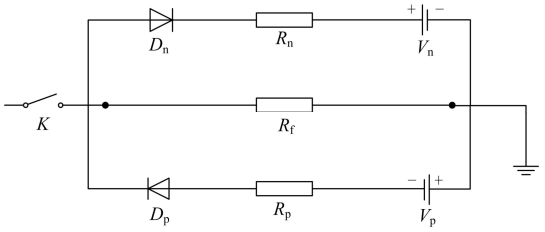

图 1 电弧高阻模型电路

Fig. 1 Circuit of arcing high-impedance model

1.2 希尔伯特-黄变换

希尔伯特-黄变换首先基于信号的局部特征时间尺度，采用 EMD 方法把复杂信号函数，分解成一些固有模态函数(Intrinsic Mode Function，IMF)分量；然后对每一个 IMF 分量进行 Hilbert 变换，得到瞬时频率和瞬时幅值，由此得到能够完整表示分析信号时间-频率分布的 Hilbert 谱[8-9]。本文采用特征固有模态能量作为故障特征进行故障选线。首先对各条配电线路的零序电流信号 $s(t)$进行 EMD 分解[10]。假设 c_k 为分解后的第 i 个 IMF 分量，求前 5 个 IMF 分量的能量 E_k：

$$E_k=\int_{-\infty}^{+\infty}\left|\left(c_k t\right)\right|^2 \mathrm{d}t,\quad k=1,2,3,4,5 \tag{1}$$

由于第 1 个 IMF 为高频分量，含有较多干扰成分，因此将其舍去，则特征固有模态能量 E 表示为

$$E=\sqrt{\sum_{k=2}^{5}\left|E_k\right|^2} \tag{2}$$

1.3 概率神经网络

概率神经网络是一种可用于模式分类的神经网络，其本质是基于贝叶斯最小风险准则的并行算法[11]。假设存在两种故障模式 a 和 b，待诊断测量向量为 $\boldsymbol{X}$，根据贝叶斯最小风险准则：

$$\begin{aligned}&\text{若}H_aL_af_a(\boldsymbol{X})>H_bL_bf_b(\boldsymbol{X})\text{，则}X\in\text{a}\\&\text{若}H_aL_af_a(\boldsymbol{X})<H_bL_bf_b(\boldsymbol{X})\text{，则}X\in\text{b}\end{aligned} \tag{3}$$

其中：H_a、H_b 分别是 X 属于 a、b 的先验概率；N_a、N_b 为故障模式 a、b 的训练样本数目；N 为训练样本总数；L_a 为将属于模式 a 的样本 $\boldsymbol{X}$ 错误划分到模式 b 的代价因子，L_b 为将属于模式 b 的测量向量 X 错误划分到模式 a 的代价因子；$f_a(\boldsymbol{X})$、$f_b(\boldsymbol{X})$ 分别为 $\boldsymbol{X}$ 属于 a、b 的概率密度函数(PDF)，采用 Parzen 提出的连续平滑逼近原概率密度函数方法，PDF 估计式为[12]式（4），$f_b(\boldsymbol{X})$同理。

$$f_a(\boldsymbol{X})=\frac{1}{(2\pi)^{p/2}\sigma^p}\cdot\frac{1}{N_a}\cdot\sum_{i=1}^{Na}\exp\left[\frac{-(X-X_{ai})^{\mathrm{T}}(X-X_{ai})}{2\sigma^2}\right] \tag{4}$$

式(4)中：p 为训练向量与待诊断测量向量的维数；X_{ai} 为模式 a 的第 i 个训练样本；σ 为平滑系数。

PNN 网络共有 4 层：输入层、模式层、求和层和输出层，如图 2 为其拓扑结构图[13-14]。

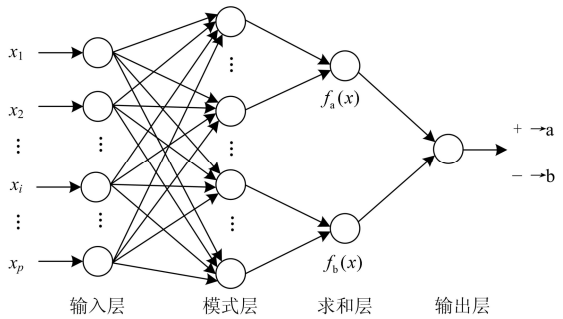

图 2 概率神经网络结构

Fig. 2 Structure of PNN

2　基于希尔伯特-黄变换和概率神经网络的故障选线方法

选择配电网 n 条配电线路特征固有模态能量作为故障特征，即：采集 n 条线路的零序电流信号 $s_j(t)$ (j=1，2，3，…，n)，选取故障前 1/4 个周波和故障后 3/4 个周波（暂态波形）进行 EMD 分解，根据式(1)与式(2)计算 n 条线路的特征固有模态能量。构建 PNN 网络的 n 种故障类型为：线路 1 故障、线路 2 故障…线路 n 故障，输入层节点个数设为 n。将 n 条线路的特征固有模态能量样本输入 PNN 网络进行训练。再把待测故障特征量输入 PNN 网络，经

过贝叶斯规则和 PDF 运算，得到各故障模式的累积概率，通过比较选择累积概率最大的模式为对应故障线路。故障选线流程如图 3 所示。

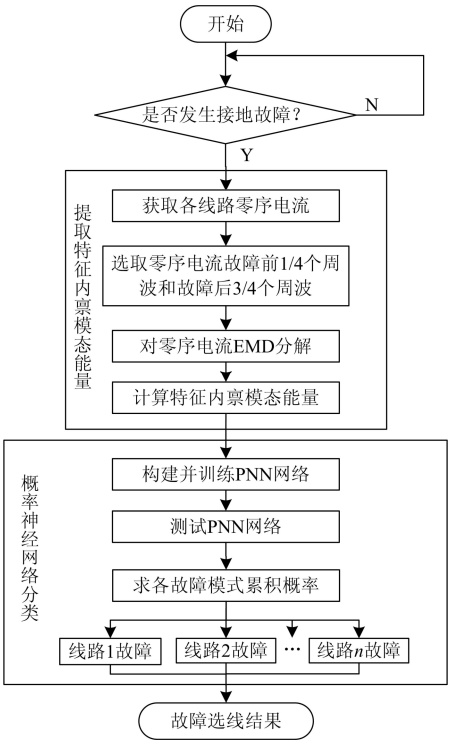

图 3 故障选线流程

Fig. 3 Fault line selection process

3 仿真与验证

使用 Matlab/Simulink 仿真平台建立谐振接地系统单相接地故障模型。本文选取江西铜业公司德兴铜矿一套配电网作为研究对象，配电网共有 4 条配电线路，线路 1 至线路 4 分别长 13.6 km、21.1 km、23.5 km、35.7 km，电压等级 35 kV，消弧线圈采用自动调谐动态过补偿方式，消弧线圈型号为：XHDCZ-350/35。配电线路为 JM1 架空线，其三相分布参数为 $\boldsymbol{R}$= [0.1803 0.0480 0.0480；0.0480 0.1803 0.0480；0.0480 0.0480 0.1803] Ω/km，$\boldsymbol{L}$= [2.3157e-3 1.1361e-3 0.9975e-3；1.1361e-3 2.3157e-3 1.1361e-3；0.9975e-3 1.1361e-3 2.3157e-3]H/km，$\boldsymbol{C}$= [7.8571e-9 −1.8039e-9 −0.8857e-9；−1.8039e-9 8.1715e-9 −1.8039e-9；−0.8857e-9 −1.8039e-9 7.8571e-9]F/km。

3.1 电弧高阻接地故障

假设线路 1 在以母线为起点的 40%长度处 A 相发生单相接地故障，故障角为 45°，接地故障电阻为图 1 模型，令 V_n=V_p=10 kV，R_f=R_n=R_p=10 kΩ。故障时刻为 0.02 s，即第 2000 步。采集各配电线路的零序电流信号，故障线路 1 和正常线路 2 的零序电流分别如图 4、图 5 所示，其幅值均比较微弱，但故障发生时刻暂态过程十分明显，高频分量较多。

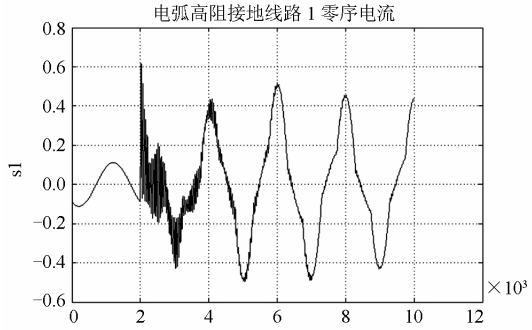

图 4 电弧高阻接地故障线路 1 零序电流

Fig. 4 Zero-sequence current of fault line 1 caused by arcing high-impedance-grounded fault

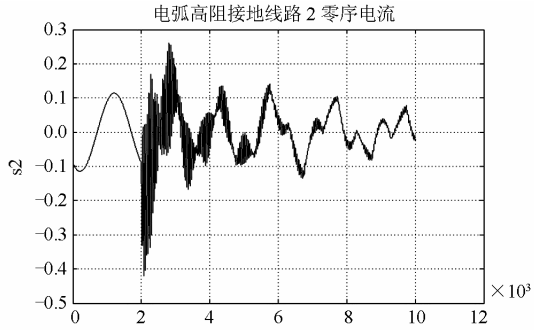

图 5 电弧高阻接地正常线路 2 零序电流

Fig. 5 Zero-sequence current of normal line 2 caused by arcing high-impedance-grounded fault

选取故障前 1/4 个周波和故障后 3/4 个周波(即第 1500 步到 3500 步)波形进行 EMD 分解，故障线路 1 与正常线路 2 的 EMD 分解结果分别如图 6 和图 7。线路 1EMD 分解为 5 个 IMF 分量加剩余分量，线路 2EMD 分解为 6 个 IMF 分量加剩余分量，线路 1 的每个 IMF 分量明显大于线路 2 的每个 IMF 分量。

线路 1 至线路 4 零序电流的特征固有模态能量分别为 28365333，1609482，545940，178608。改变故障线路(1~4)、故障角(0°、15°、30°、45°、60°、75°、90°，共 7 个)、接地电阻(R_f=R_n=R_p=10 kΩ、20 kΩ、50 kΩ)、电弧电压(V_n=V_p=10 kV、20 kV)以及故障距离(20%、30%、40%、50%、60%、70%、80%、90%处，共 8 个)，计算每条配电线路特征固有模态能量，得到 1344 组样本。随机选取其中 1000 组作为 PNN 网络的训练样本，344 组作为其测试样本进行验证(如表 1)。

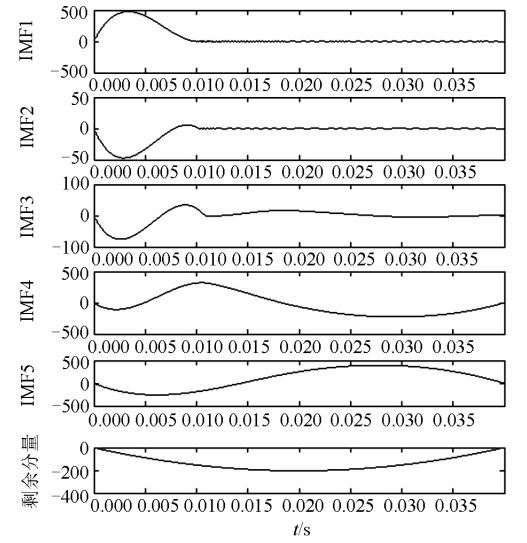

图 6 故障线路 1 EMD 分解结果

Fig. 6 EDM results of fault line 1

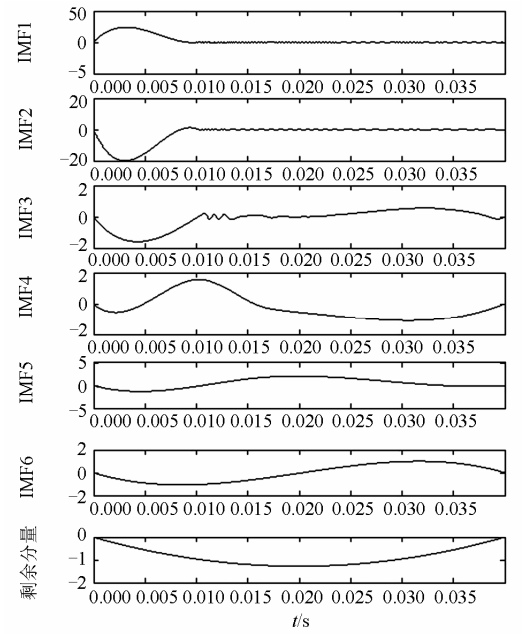

图 7 正常线路 2 EMD 分解结果

Fig. 7 EDM results of normal line 2

仿真结果表明，基于希尔伯特-黄变换和概率神经网络的新方法进行谐振接地系统电弧高阻接地故障选线准确率达到 96.04%。而且由于其自身结构简单，网络训练速度也十分迅速。

3.2 混合线缆系统接地故障

混合线缆是配电网中经常出现的线路架设方式，由于不同架空线与电缆的各项参数不同，使其接地故障电流存在很大差异，在选线过程中容易造成误判，因此有必要对混合线缆配电网接地故障进行测试。对图 8 所示的混合线缆配电网拓扑结构进行仿真，其中架空线型号为 JM1，电缆型号为 YJV23-35/95，参数为[R_1　R_0]=[0.193　1.93]，[L_1　L_0]=[0.422 1.477]，[C_1　C_0]=[143 143]，按 3.1 小节相同的方法进行试验，得到混合电缆配电网接地故障选线准确率为 91.62%。

表 1　PNN 网络测试样本及预测结果

Table 1 Testing samples and forecast results of PNN

样本编号	故障距离 K，接地电阻 R，电弧电压 V，短路相角 A	线路 1 固有模态能量	线路 2 固有模态能量	线路 3 固有模态能量	线路 4 固有模态能量	实际故障线路	PNN 预测故障线路
1	30%,10kΩ, 20kV,0°	102639	1488	20496	62116	1	1
2	40%,20kΩ, 10kV,60°	7735523	421496	1558135	1467874	1	1
3	70%,10kΩ, 20kV,30°	109948	112147	140875	131588	3	3
4	80%,50kΩ, 20kV,90°	84002	15767	42988	5670	2	2
5	60%,10kΩ, 20kV,45°	55538	41305	73611	30745	3	3
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
339	80%,10kΩ, 10kV,30°	1720063	731100	2576212	89230	3	3
340	40%,20kΩ, 20kV,15°	53377	46385	25908	89671	1	4
341	20%,10kΩ, 10kV,45°	838734	741066	72979	1038102	4	4
342	60%,50kΩ, 20kV,75°	25407	32893	21229	3537	2	2
343	50%,20kΩ, 10kV,30°	56074	49122	84835	4209	3	3
344	70%,20kΩ, 20kV,0°	219	575	69	142	2	2

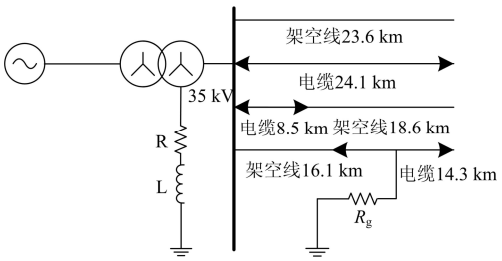

图 8 混合线缆配电网拓扑结构

Fig. 8 Hybrid cable network topology

3.3 噪声干扰试验

在电力系统现场存在很多电磁干扰，电流互感器、电压互感器及 AD 转换中必然存在一定噪声干

扰，即便采用滤波电路进行滤波也不能完全消除噪声。为了模拟现场环境，需要在仿真中人为添加一定幅值随机信号设置干扰。假设线路 1 在以母线为起点的 40%长度处 A 相发生单相接地故障，故障角为 45°，V_n=V_p=10 kV，R_f=R_n=R_p=10 kΩ。添加幅值为 0.1 A 的随机干扰。添加噪声后故障线路 1 的零序电流如图 9 所示。

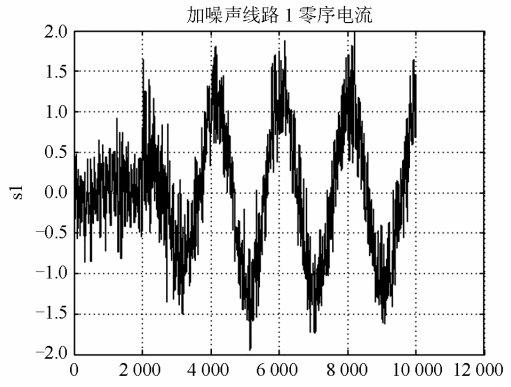

图 9 添加噪声后故障线路 1 零序电流

Fig. 9 Zero-sequence current of line 1 with noise

按 3.1 小节相同方法进行试验，得到噪声干扰下的电弧高阻接地故障选线准确率为 94.21%。将噪声增加到 0.3 A 和 0.5 A，得到选线准确率为 92.48%和 89.75%。

4 现场验证

在德兴铜矿配电网现场安装了一套基于 ARM 与单片机的故障选线装置进行验证。其中数据采集器核心为 C8051F060 单片机，采样频率为 20 kbit/s，具有低通滤波功能；故障诊断机核心为 ARM9 系列 S3C2440，带有一块 7 寸显示屏，可显示故障波形；采集器与诊断机通过 CAN 总线连接。选线装置运行一年多来，共发生接地故障 5 次，其中第 1 次故障采集的故障线路与正常线路零序电流波形分别如图 10、图 11 所示。

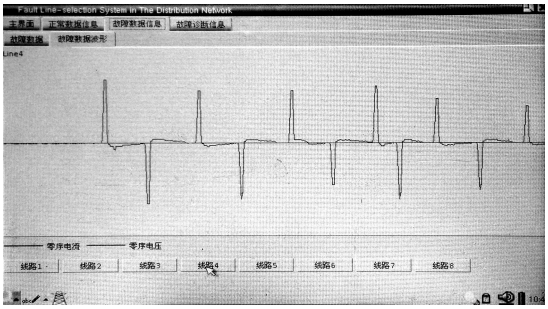

图 10 故障线路零序电流录波

Fig. 10 Zero-sequence current record of fault line

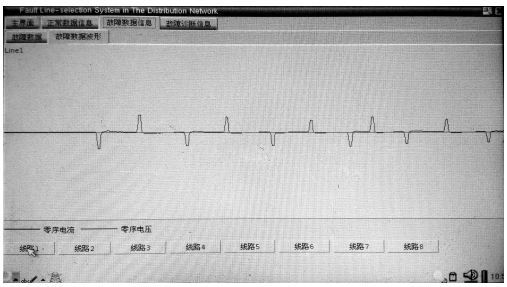

图 11 正常线路零序电流录波

Fig. 11 Zero-sequence current record of normal line

采用基于希尔伯特-黄变换和概率神经网络的方法进行选线，得到选线结果如表 2 所示，选线准确率为 100%。

表 2 现场验证故障选线结果

Table 2 Results of fault line selection in the field

故障次数	故障时间	线路 926 固有模态能量	线路 927 固有模态能量	线路 928 固有模态能量	线路 929 固有模态能量	实际故障线路	故障选线结果
1	2012.11.13	67545	60765	58795	98765	4	4
2	2013.01.25	85674	75432	65433	134567	4	4
3	2013.04.19	50897	58987	89887	57654	3	3
4	2013.05.27	3098	5076	2654	2289	2	2
5	2013.08.07	19087	16875	36578	15467	3	3

5 结论

本文将希尔伯特-黄变换与概率神经网络相结合，得到一种适合谐振接地系统高阻接地故障选线的方法，该方法不受接地电阻及电弧大小、线路故障位置和故障合闸角的影响，选线准确率高，速度快，通用性强。通过仿真和现场实验验证了其对电弧高阻接地和混合线缆系统接地故障有效，具有抗噪声干扰的能力，并能随着故障知识的扩充不断提高选线的准确率，具有很大的实际意义。

参考文献

[1] 郭清滔, 吴田. 小电流接地系统故障选线方法综述[J]. 电力系统保护与控制, 2010, 38(2): 146-152.
GUO Qing-tao, WU Tian. Survey of the methods to select fault line in neutral point ineffectively grounded power system[J]. Power System Protection and Control, 2010, 38(2): 146-152.

[2] 张艳霞, 王清亮. 应用故障暂态特性实现配电网故障选线的新方法[J]. 电力系统自动化, 2009, 33(16): 76-80.
ZHANG Yan-xia, WANG Qing-liang. New method for

single-phase-to-ground fault feeder selection based on analysis of fault transient characteriisties[J]. Automation of Electric Power Systems, 2009, 33(16): 76-80.

[3] 束洪春, 彭仕欣. 基于短窗数据 S 变换能量的缆一线配电网络故障选线方法[J]. 电工技术学报, 2009, 24(10): 152-159.
SHU Hong-chun, PENG Shi-xin. A fault line detection algorithm for distribution network of overhead line and underground cable mixed lines using S transform energy from short window data[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2009, 24(10): 152-159.

[4] 杨德昌, REHTAN C, 李勇, 等. 基于改进希尔伯特-黄变换算法的电力系统低频振荡分析[J]. 中国电机工程学报, 2011, 31(10): 102-108.
YANG De-chang, REHTANZ C, LI Yong, et al. Researching on low frequency oscillation in power system based on improved HHT algorithm[J]. Proceedings of the CSEE, 2011, 31(10): 102-108.

[5] 庄哲民, 殷国华, 李芬兰, 等. 基于小波神经网络的风力发电机故障诊断[J]. 电工技术学报, 2009, 24(4): 224-228.
ZHUANG Zhe-min, YIN Guo-hua, LI Fen-lan, et al. Fault diagnosis of wind power generation based on wavelet neural network[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2009, 24(4): 224-228.

[6] 刘兴茂, 何正友. 基于希尔伯特-黄变换的输电线路距离保护方案[J]. 电力系统自动化, 2013, 37(2): 108-112.
LIU Xing-mao, HE Zheng-you. Distance protection scheme for transmission lines based on Hilbert-Huang transform[J]. Automation of Electric Power Systems, 2013, 37(2): 108-112.

[7] 苑津莎, 尚海昆, 王瑜, 等. 基于相关系数矩阵和概率神经网络的局部放电模式识别[J]. 电力系统保护与控制, 2013, 41(13): 110-115.
YUAN Jin-sha, SHANG Hai-kun, WANG Yu, et al. Pattern recognition for partial discharge based on correlation coefficient matrix and probabilistic neural networks[J]. Power System Protection and Control, 2013, 41(13): 110-115.

[8] 刘毅华, 王媛媛, 宋执环. 基于平稳小波包分解和希尔伯特变换的故障特征自适应提取[J]. 电工技术学报, 2009, 24(2): 145-149.
LIU Yi-hua, WANG Yuan-yuan, SONG Zhi-huan. Adaptive fault feature extraction based on stationary wavelet packet decomposition and Hilbert transform[J]. Transactions oF China Electrotechnical Society, 2009, 24(2): 145-149.

[9] 刘慧, 刘国海, 沈跃. 基于希尔伯特振动分解的电压闪变检测新方法术[J]. 仪器仪表学报, 2009, 30(9): 2001-2006.
LIU Hui, LIU Guo-hai, SHEN Yue. Novel method for detection of voltage flicker based on Hilbert vibration decomposition[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2009, 30(9): 2001-2006.

[10] 杨露, 沈怀荣. 希尔伯特-黄变换与小波变换在故障特征提取中的对比研究[J]. 兵工学报, 2009, 30(5): 628-632.
YANG Lu, SHEN Huai-rong. Research and comparison on the application of Hilbert-Huang transform and wavelet transform to fault feature extraction[J]. Acta Armamentarii,2009, 30(5): 628-632.

[11] 吴浩, 李群湛, 夏焰坤, 等. 基于概率神经网络的广域后备保护故障判别研究[J]. 电力系统保护与控制, 2012, 40(7): 43-49.
WU Hao, LI Qun-zhan, XIA Yan-kun, et al. Fault identification for wide area backup protection based on probabilistic neural network[J]. Power System Protection and Control, 2012, 40(7): 43-49.

[12] HSIEH S H, CHEN C H. Adaptive image interpolation using probabilistic neural network[J]. Expert Systems with Applications, 2009, 36: 6025-6029.

[13] PATEL J, CHOI S K. Classification approach for reliability-based topology optimization using probabilistic neural networks[J]. Struct Multidisc Optim, 2012, 45: 529-543.

[14] SPECHT D F. Probabilistic neural networks[J]. Neural Networks, 1990, 3(1): 109-118.

收稿日期：2013-11-15；　修回日期：2013-12-30

作者简介：

李震球(1988-)，男，硕士研究生，研究方向为系统可靠性分析与事故预报、诊断技术；E-mail：lizhenqiu2008@163.com

王时胜(1950-)，男，教授，硕士生导师，研究方向为系统可靠性分析与事故预报、诊断技术等；

吴丽娜(1986-)，女，硕士研究生，研究方向为系统可靠性分析与事故预报、诊断技术。