

基于改进模糊神经网络的配电网故障选线研究

张俊芳¹, 刘鹏²

(1. 南京理工大学, 江苏 南京 210094; 2. 南京南瑞继保电气有限公司, 江苏 南京 211106)

摘要: 在配电网中广泛采用小电流接地方式, 传统的单一单相接地故障选线方法适用范围有限。针对单一故障选线方法的不足, 提出利用模糊神经网络对多种选线方法进行融合。采用基于小波包从零序电流中提取暂态能量分量和暂态方向分量, 和基于FFT从零序电流中提取稳态基波分量和五次谐波分量作为故障选线的特征分量。设计模糊神经网络的结构并进行改进, 采用BP学习算法。在Matlab7.1环境下搭建10 kV配电网模型, 分别仿真不同的故障位置、故障合闸角、故障接地类型和故障线路的故障以验证理论的有效性。

关键词: 故障选线; 稳态基波分量; 五次谐波分量; 暂态方向分量; 暂态能量分量; 小波包; 模糊神经网络

Research on fault line detection for distribution network based on improved fuzzy neural networks algorithm

ZHANG Jun-fang¹, LIU Peng²

(1. Nanjing University of Science & Technology, Nanjing 210094, China;

2. Nanjing Nari-Relays Electric Co., Ltd, Nanjing 211106, China)

Abstract: In the distribution network, neutral ineffectively grounding system is widely used. The applicable scope of traditional single phase fault ground line selection is limited. Various methods of earth fault line selection are combined using fuzzy neural networks (FNN) against the shortcoming of single fault line selection method. Steady-state fundamental component, steady-state fifth harmonic component, transient energy component and transient direction component extracted from zero-sequence current separately by means of FFT and wavelet packet are used as fault features to perform fault line selection. The structure of fuzzy neural networks (FNN) is designed and improved. Back-propagation (BP) algorithm is adopted as training algorithm. At last, a 10 kV distribution networks simulation model is set up by Matlab7.1. Fault ground types, fault location, fault close initial angles, and fault lines are simulated to demonstrate the feasibility of the theory.

Key words: earth fault line detection; state fundamental signal component; the fifth harmonic signal component; transient current direction component; transient current power component; wavelet packet; fuzzy neural networks

中图分类号: TM76 文献标识码: A 文章编号: 1674-3415(2010)22-0120-06

0 引言

配电网小电流接地系统复杂, 零序阻抗大, 受故障接地过渡电阻的影响故障电流小, 故障线路与非故障线路的区别不明显; 受各种干扰因素的影响, 故障选线装置测量到的故障特征量具有很大的模糊性和不确定性。反映稳态基波分量的方法受消弧线圈补偿度的影响较大, 反映高次谐波的方法受此影响较小, 但在零序电流中的含量较小; 反映暂态分量的方法对信号的变化敏感, 因此容易受到干扰信号和故障合闸角的影响^[1-4]。每种选线方法往往都有一定的局限性和不足。如文献[1]通过构造不同选线方法的故障测度函数, 再利用神经网络对每种选线

方法的实际故障测度进行融合, 得到可靠性较高的故障选线结果。但训练神经网络的数据来自专家知识推理, 有一定的主观性。文献[5-6]利用不同结构的模糊神经网络融合故障信息明显提高了故障选线的正确性和可靠性。但融合的选线方法多数较为传统, 选用的故障特征量也较少, 不能完全反映故障特征。

考虑到故障特征信息在不同状况下的适用度不同, 利用模糊神经网络对各种故障特征信息进行融合综合, 将不失为一种提高小电流接地选线性能的有效手段。本文提出利用一种新的模糊神经网络融合零序稳态基波分量、五次谐波分量、暂态能量分量和暂态方向分量, 得到融合结果, 可以准确地选

出故障线路。

1 改进模糊神经网络模型与算法

本文采用一种新的模糊神经网络(Fuzzy Neural Networks, FNN)模型^[7]。该模型具有明显的物理意义, 精度高, 且收敛速度快。

1.1 改进的模糊神经网络模型

该模糊神经网络模型为一个四层网络, 如图 1 所示。模糊神经网络模型共有四层组成, 分别为输入层, 隶属度函数生成层, 推理层及反模糊层。其中推理层结点个数 m 是根据 K-mean 方法对样本聚类后得到的, 并可依实际需要调整此参数的值, 具体计算参见文献[8]。隶属度函数采用:

$$\mu_{ij} = \exp\left(-\frac{(x_i - m_{ij})^2}{\sigma_{ij}^2}\right) \quad 1 \leq i \leq n, \quad 1 \leq j \leq m$$

其中 μ_{ij} , m_{ij} , σ_{ij} 与隶属度函数生成层的各节点对应。在该层中, 从上到下与各节点相对应的输出 μ_{ij} 的下标表示为: $\mu_{11}, \mu_{12}, \dots, \mu_{1m}; \mu_{21}, \mu_{22}, \dots, \mu_{2m}; \dots, \mu_{n1}, \mu_{n2}, \dots, \mu_{nm}$ 。 m_{ij} , σ_{ij} 的下标表示与 μ_{ij} 完全相同。

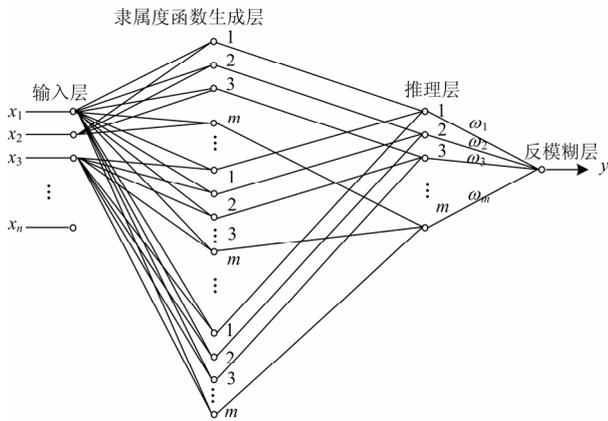


图 1 模糊神经网络模型

Fig.1 FNN model

推理层各节点的输出分别为该节点所有输入的代数乘积。最终的反模糊输出为:

$$y = \omega_1 \pi_1 + \omega_2 \pi_2 + \dots + \omega_m \pi_m$$

其中, $\pi_i = \mu_{i1} \cdot \mu_{i2} \cdot \dots \cdot \mu_{im} = \prod_{j=1}^m \mu_{ij}$, ($1 \leq i \leq m$)

常规的模糊系统的神经网络输出为:

$$y = \frac{\sum_{i=1}^m \omega_i \pi_i}{\sum_{i=1}^m \pi_i}$$

而该网络模型的输出为 $y = \sum_{i=1}^m \omega_i \pi_i$, 因此该模

型是一个改进的模糊神经网络。网络的每层推导均具有明显的物理意义, 模型具有计算简单的优点。

1.2 网络的学习算法

此模糊神经网络的学习算法可基于 BP 算法,

设 $E = \frac{1}{2}(y - Y)^2$, 其中 y 为实际输出, Y 为期望输出, E 为平方误差函数。

学习过程中对 μ_{ij} , m_{ij} , σ_{ij} 的调整量可用以下公式来表示:

$$m_{ij}(n+1) - m_{ij}(n) = -\eta \frac{\partial E}{\partial m_{ij}} = -\eta(y - Y) \cdot \frac{\partial y}{\partial m_{ij}} = -\eta(y - Y) \omega_j \prod_{j=1, j \neq i}^n \mu_{ij} \cdot 2 \exp\left(-\frac{(x_i - m_{ij})^2}{\sigma_{ij}^2}\right) \frac{(x_i - m_{ij})}{\sigma_{ij}^2}$$

$$\sigma_{ij}(n+1) - \sigma_{ij}(n) = -\eta(y - Y) \omega_j \prod_{j=1, j \neq i}^n \mu_{ij} \cdot$$

$$2 \exp\left(-\frac{(x_i - m_{ij})^2}{\sigma_{ij}^2}\right) \cdot \frac{(x_i - m_{ij})^2}{\sigma_{ij}^3}$$

$$\omega_{ij}(n+1) - \omega_{ij}(n) = -\eta(y - Y) \pi_i$$

2 基于改进模糊神经网络配电网故障选线

2.1 选线原理

基于改进模糊神经网络的小电流接地故障选线的原理图如图 2 所示。分别利用快速傅里叶变换(Fast Fourier Transform, FFT)和小波包变换(Wavelet Packet Transform, WPT)从零序电流中提取稳态基波分量、五次谐波分量, 提取暂态能量分量和暂态方向分量。用 BP(梯度下降法)算法对模糊神经网络的参数进行训练, 然后测试模糊神经网络的有效性。

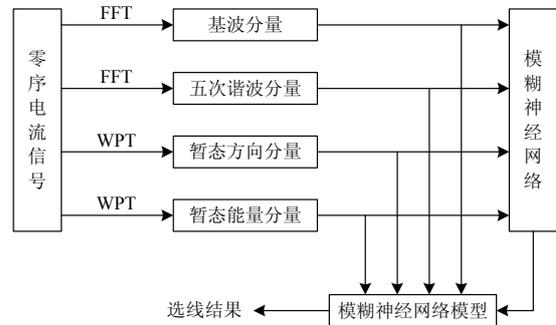


图 2 故障选线原理图

Fig.2 Fault line selection principle diagram

2.2 故障特征量的提取

2.2.1 零序电流稳态基波分量提取

设配电网共有 n 条线路，定义 I_L 的大小为线路 L 零序电流的幅值，方向以母线流向线路为正方向， $I_L \in [-\infty, \infty]$ ；母线零序电流 $I_0 = -\sum_{L=1}^n I_L$ 。所有线路（包括母线）零序电流绝对值之和 $\sum_{L=0}^n |I_L|$ 理论上为故障线路零序电流有效值的两倍。因此可以推导出当某出线故障时 $I_0 \approx 0$ ；当母线故障时：

$$I_0 = -\frac{1}{2} \sum_{L=0}^n |I_L|。$$

为了让所有线路（包括母线）的故障特征量数值都随着零序电流 I_L 的减小而增大，定义零序电流基波分量的故障特征量函数为^[2]：

$$\mu_L = \begin{cases} 1 & (I_L \leq -\frac{1}{2} \sum_{L=0}^n |I_L|) \\ \frac{0.5 \sum_{L=0}^n |I_L| - I_L}{\sum_{L=0}^n |I_L|} & (-\frac{1}{2} \sum_{L=0}^n |I_L| < I_L < \frac{1}{2} \sum_{L=0}^n |I_L|) \\ 0 & (I_L \geq \frac{1}{2} \sum_{L=0}^n |I_L|) \end{cases}$$

2.2.2 零序电流五次谐波分量提取

对于中性点经消弧线圈接地系统通过比较零序电流基波将不能得到正确的选线结果，但消弧线圈对高次谐波的影响很小，可以通过高次谐波相位比较来选线。零序电流五次谐波比相法与零序电流基波比相法相似。首先定义一个零序电压和零序电流五次谐波相位差在 $[0^\circ, 180^\circ]$ 上的单调函数^[2]：

$$\varphi'_{sL} = \begin{cases} |\varphi_{sL} - 90^\circ| & (\varphi_{sL} \geq 0^\circ) \\ 180^\circ - |\varphi_{sL} + 90^\circ| & (\varphi_{sL} < 0^\circ) \end{cases}$$

然后定义零序电流五次谐波分量的故障特征量函数^[6]：

$$\mu_{sL} = \begin{cases} 1 - \frac{\max(\varphi'_{sL})}{180^\circ} & (L = 0) \\ \frac{\varphi'_{sL}}{180^\circ} & (L = 1, \dots, n) \end{cases}$$

2.2.3 暂态能量分量提取

通过对各条线路零序电流的采样序列实施正交小波包变换，可以提取出特定频率范围（Selected Frequency Band, SFB）内的高频分量，在 SFB 频段内，单相接地故障线路的容性电流幅值大于任何一条非故障线路的容性电流幅值。也就是说故障线

路零序电流暂态分量中所包含的特定频带范围内高频分量的成分最大，据此可判断出故障线路。文中采用 10 kHz 的采样频率，选用紧支性较好的 DB6 正交小波包基函数四层分解，为了避免 3、5 次谐波的干扰，选择除（4，1）频带之外的能量最大的频带，构造故障特征量函数过程如下^[3,9]：

(1) 对各线路 L 零序电流采样序列实施正交小波包分解，求得选定频带的小波包系数 $d_k^{4,m}(L)$ ；

(2) 由小波包系数计算各条线路 L 在特定频带范围内暂态分量的能量： $E_L = \sum_K (d_k^{4,m})^2$ ， $L=0$ 代表母线， $E_0 = \sum_k [\sum_L d_k^{4,m}(L)]^2$ 。

利用能量函数大小（绝对值）作为故障特征量的能量法的特征量函数定义为：

$$\mu_L = \begin{cases} 1 & (E_L > C_1) \\ \frac{E_L - C_2}{C_1 - C_2} & (C_2 \leq E_L < C_1) \\ 0 & (E_L < C_2) \end{cases}$$

因为暂态能量受接地故障类型和接地发生时间的的影响较大，本文中的 C_1 取为 0， C_2 取为 $\max(F)$ 。

2.2.4 暂态电流方向分量提取

在一定高频频段内，单相接地故障线路中的容性电流从线路流向母线，而非故障线路中的容性电流从母线流向线路，二者方向相反。利用小波包对暂态零序电流进行分析时，小波包系数的极性反映了暂态零序电流的方向，所以通过小波包系数的极性的比较可以选出故障线路。构造故障特征量的过程如下^[10]：

(1) 给母线和各线路分别设置一个寄存器 F_L ， L 为线路编号（ $L=0$ 表示母线），并都初始化为零。

(2) 对各线路 L 零序电流采样序列实施正交小波包分解，求得选定频带的小波包系数，设定一阈值 ε （一般可取 $\varepsilon = 0.01 \sim 0.02$ ）。对于每一条线路在该节点上的所有小波包系数满足 $|d_k^{j,m}| > \varepsilon$ 的依次进行极性比较，分为三种情况：

a) 如果某条线路小波包分解系数的极性与其他线路小波包分解系数极性相反，则该线路寄存器加 1。

b) 如果某两条线路的小波包分解系数的极性与其他线路小波包分解系数极性相反，则这两条线路的寄存器都加 0.5。

c) 如果所有线路上的小波分解系数的极性都相同，则母线寄存器加 1。

对不符合上面三种情况的点予以丢弃。

利用暂态电流方向分量作为故障特征量的提取函数定义为:

$$\mu_L = \begin{cases} 1 & (F_L > C_1) \\ \frac{F_L - C_2}{C_1 - C_2} & (C_2 \leq F_L < C_1) \\ 0 & (F_L < C_2) \end{cases}$$

因为暂态方向分量对干扰敏感, 本文中的 C_1 取为 5, C_2 取为 10 以消除干扰的影响。

3 建模仿真

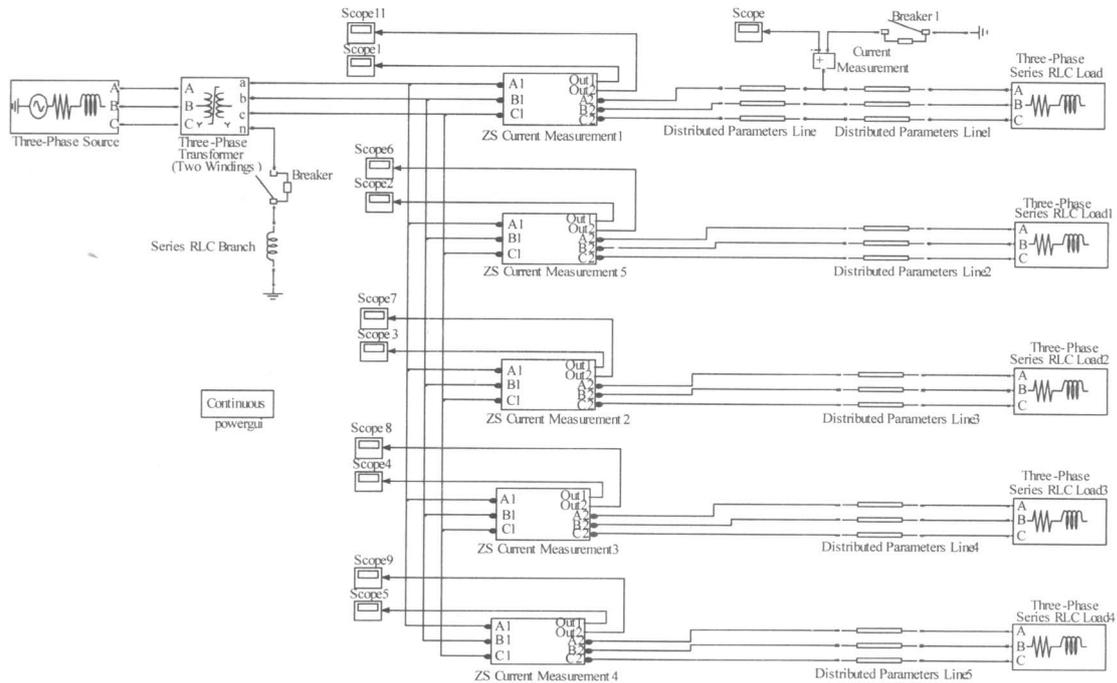


图3 配电系统仿真图

Fig.3 Power distribution system simulation diagram

在 Matlab 搭建的配电网模型中, 分不同的线路 (L1~L5)、故障接地类型 (金属性接地, 电阻接地)、故障地点 (20%, 80%)、故障初始角 (0° , 90°) 仿真故障数据。在中性点经消弧线圈接地仿真 $5 \times 2 \times 2 \times 2 = 40$ 组故障 (没有弧光接地)。根据前面列举的特征量函数提取故障特征量, 采用各种故障情况下 L1 的故障特征数据训练模糊神经网络, 采用各种故障情况下 L3 的故障特征数据测试模糊神经网络的有效性。

根据 K-means 方法计算 m 值, 经过仿真分析与比较, 选择 $m=5$ 为最佳值。

中性点经消弧线圈接地系统的 FNN 仿真参数如表 1。

以线路 L1 的故障特征数据为训练样本。令各条

用 Matlab/Simulink 的电力系统工具箱对小电流接地系统进行建模和仿真。仿真对象是一个具有 5 条出线的 10 kV 配电系统, 仿真模型如图 3 所示。变压器变比为 110/10 kV, Yyn 联接。输电线路采用 POWERLIB 中的贝杰龙模型。为了使仿真模型接近实际运行的系统, 也为了便于检测到用于故障选线的基波五次谐波分量, 主变压器选择两绕组三相变压器模型, 并考虑铁芯饱和, 饱和特性设为 $[0, 0; 0.0024, 1.2; 1.0, 1.52]$ 。

线路 (L1~L5) 分别故障, 采集线路 L1 的稳态基波分量, 稳态五次谐波分量, 暂态能量分量和暂态方向分量作为输入, 以理想的选线结果作为预期值训练模糊神经网络。学习算法采用 BP 算法, 非批次训练, 在设置的误差精度 10^{-2} 时收敛。设置阈值 $\varepsilon = 0.5$, 当模糊神经网络输出量大于 ε 时, 认为该线路故障; 当输出量小于 ε 时, 认为该线路正常。训练测试结果如表 2、图 4。

如图 4 所示, 可以看出在各种故障状况下预测值和期望值很接近。训练结果符合预期的要求。

同理, 以线路 L3 的故障特征数据为测试样本, 输入训练好的模糊神经网络模型。可以看出在各种故障状况下预测值和期望值很接近, 如图 5 所示, 均能明显地识别出故障线路。输出结果符合要求。

表 1 FNN 参数
Tab.1 FNN parameters

参数 m_{ij}	m_{11}	m_{12}	m_{13}	m_{14}	m_{15}
	0.560 5	0.081 0	1.737 4	1.146 5	1.200 2
参数 m_{ij}	m_{21}	m_{22}	m_{23}	m_{24}	m_{25}
	1.324 7	0.865 2	1.596 9	1.695 5	1.264 5
参数 m_{ij}	m_{31}	m_{32}	m_{33}	m_{34}	m_{35}
	1.618 7	0.971 5	1.218 9	0.001 7	1.019 6
参数 m_{ij}	m_{41}	m_{42}	m_{43}	m_{44}	m_{45}
	0.233 8	1.049 6	0.104 9	0.293 6	0.516 8
参数 σ_{ij}	σ_{11}	σ_{12}	σ_{13}	σ_{14}	σ_{15}
	0.734 5	1.817 3	0.500 7	0.315 0	0.658 3
参数 σ_{ij}	σ_{21}	σ_{22}	σ_{23}	σ_{24}	σ_{25}
	1.722 6	2.077 6	0.277 5	0.324 6	1.355 2
参数 σ_{ij}	σ_{31}	σ_{32}	σ_{33}	σ_{34}	σ_{35}
	0.596 6	0.559 0	0.350 9	1.578 8	0.430 1
参数 σ_{ij}	σ_{41}	σ_{42}	σ_{43}	σ_{44}	σ_{45}
	0.298 1	0.509 0	1.883 4	0.763 0	0.186 2
参数 ω_i	ω_1	ω_2	ω_3	ω_4	ω_5
	1.890 4	1.334 1	1.733 5	1.409 0	1.390 8

表 2 FNN 训练结果

Tab.2 The results of FNN training

故障线路	稳态基波分量	五次谐波分量	暂态能量分量	暂态方向分量	期望值	预测值	误差
L1	0.361 1	0.982 1	1.000 0	1.000 0	1	1.001 2	-0.001 2
L1	0.647 8	0.382 4	1.000 0	1.000 0	1	1.103 5	-0.103 5
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
L3	0.260 1	0.005 4	0	0.219 8	0	0.008 3	-0.008 3
L3	0.283 6	0.029 0	0	0.058 7	0	0.011 4	-0.011 4
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
L5	0.240 1	0.005 4	0	0.720 6	0	0.007 4	-0.007 4
L5	0.240 1	0.005 5	0.040 0	0.652 3	0	0.007 9	-0.007 9

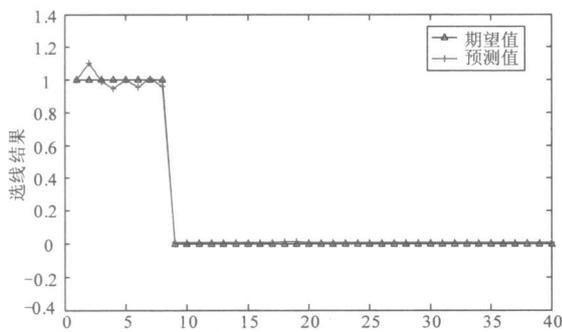


图 4 FNN 训练输出的期望值和预测值比较

Fig.4 Comparison of expectation and prediction by training FNN

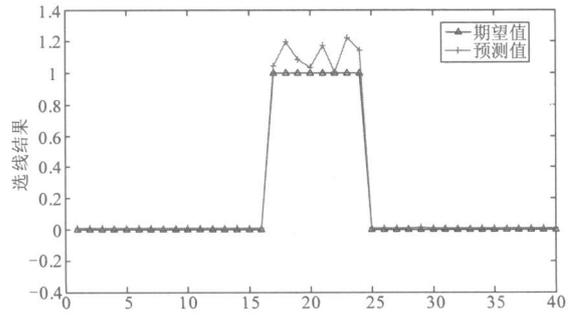


图 5 FNN 中测试输出的期望值和预测值比较

Fig.5 Comparison of expectation and prediction by testing FNN

4 结论

由于小电流接地系统的复杂性及单相接地故障的特殊性，传统的故障选线方法有一定的局限性，因此论文提出利用模糊神经网络对多种选线方法进行智能融合处理。为了使融合的结果能表征较为完备的故障信息，选取具有互补性质的四种方法作为融合判据：稳态基波分量、稳态五次谐波分量、暂态能量分量和暂态电流方向分量。结合聚类算法 K-means 方法获取合适的模糊规则数，采用 BP 算法训练模糊神经网络，并对模糊神经网络的模型结构进行了改进，使模型更加精确，收敛速度更快。通过对不同的故障线路，故障位置，故障合闸角、故障接地类型和故障线路的故障仿真计算，得到故障样本知识库。选取部分故障特征数据训练模糊神经网络，仿真计算结果表明该方法不受故障位置、故障合闸角、故障类型和故障线路的影响，均能准确可靠地选择出故障线路。

参考文献

- [1] 庞清乐, 孙同景, 穆健, 等. 基于神经网络的中性点经消弧线圈接地系统故障选线方法[J]. 电网技术, 2005, 29 (24): 78-81.
PANG Qing-le, SUN Tong-jing, MU Jian, et al. Neural network based faulty line detection method for power system with neutral grounding via arc suppression coil[J]. Power System Technology, 2005, 29 (24): 78-81.
- [2] 贾清泉, 杨奇逊, 杨以涵. 基于故障测度概念与证据理论的配电网单相接地故障多判据融合[J]. 中国电机工程学报, 2003, 23 (12): 6-11.
JIA Qing-quan, YANG Qi-xun, YANG Yi-han. Fusion strategy for single phase to ground fault detection implemented through fault measures and evidence theory[J]. Proceedings of the CSEE, 2003, 23 (12): 6-11.
- [3] 王耀南, 霍百林, 王辉, 等. 基于小波包的小电流接地系统故障选线的新判据[J]. 中国电机工程学报,

- 2004, 24 (6): 54-58.
WANG Yao-nan, HUO Bai-lin, WANG hui, et al. A new criterion for earth fault line selection based on wavelet packets in small current neutral grounding system[J]. Proceedings of the CSEE, 2004, 24 (6): 54-58.
- [4] 庞清乐, 孙同景, 孙波, 等. 基于蚁群算法的神经网络配电网故障选线方法[J]. 继电器, 2007, 35 (16): 1-6.
PANG Qing-le, SUN Tong-jing, SUN Bo, et al. Ant algorithm and neural network based fault line selection method for distribution network[J]. Relay, 2007, 35 (16): 1-6.
- [5] 房鑫炎, 郁惟镛. 模糊神经网络在小电流接地系统选线中的应用[J]. 电网技术, 2002, 26 (5): 15-19.
FANG Xin-yan, YU Wei-yong. Application of fuzzy neural network to grounded line detection in neutral point indirectly grounded power system[J]. Power System Technology, 2002, 26 (5): 15-19.
- [6] 张兆宁, 郁惟镛. 基于小波包变换的模糊神经网络小电流接地系统故障选线[J]. 上海交通大学学报, 2002, 36 (7): 1012-1015.
ZHANG Zhao-ning, YU Wei-yong. Discrimination of fault line based on wavelet packet and fuzzy neural networks in distribution systems[J]. Journal of Shanghai Jiao Tong University, 2002, 36 (7): 1012-1015.
- [7] Horikawa S, Furuhashi T, Chikawa Y U. On fuzzy modeling using fuzzy neural networks with the back propagation algorithm[J]. IEEE Trans NN, 1992, 3 (5): 801-806.
- [8] 高新波. 模糊聚类分析及其应用[M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 2004.
- [9] 毕研秋, 赵建国. 基于暂态量和小波包的配电网故障选线方法[J]. 电力自动化设备, 2007, 27 (6): 17-21.
BI Yan-qi, ZHAO Jian-guo. Fault feeder detection based on transient current and wavelet packet in distribution system[J]. Electric Power Automation Equipment, 2007, 27 (6): 17-21.
- [10] 苏战涛, 吕艳萍. 一种基于小波包分析的小电流接地电网单相接地故障选线新方法[J]. 电网技术, 2004, 28 (12): 30-33.
SU Zhan-tao, Lü Yan-ping. A new wavelet packet analysis based method to detect fault line for single phase to ground fault occurred in distribution network with small current neutral grounding[J]. Power System Technology, 2004, 28 (12): 30-33.

收稿日期: 2009-06-05; 修回日期: 2010-09-28

作者简介:

张俊芳 (1965-), 女, 副教授, 主要从事电气工程及其自动化专业的教学与研究工作; E-mail: zjf807@163.com

刘 鹏 (1985-), 男, 硕士, 研究方向为电力系统分析、运行与控制。

(上接第 119 页 continued from page 119)

- [6] Muralidharan V S. Warburg impedance-basics revisited[J]. Anti-Corrosion Methods and Materials, 1997, 44 (1): 26-29.
- [7] 张崇巍, 张兴. PWM整流器及其控制[M]. 北京: 机械工业出版社, 2003.
- [8] 丁奇, 严东超, 曹启蒙. 三相电压型PWM 整流器控制系统设计方法的研究[J]. 电力系统保护与控制, 2009, 37 (23): 84-87.
DING Qi, YAN Dong-chao, CAO Qi-meng. Research on design method of control system for three-phase voltage source PWM rectifier[J]. Power System Protection and Control, 2009, 37 (23): 84-87.
- [9] Luo Changling, Banakar Hadi, Shen Baike. Strategies to smooth wind power fluctuations of wind turbine generator[J]. IEEE Transactions on Energy Conversion, 2007, 22 (2): 341-349.
- [10] Wei Li, Géza Joós, Chad Abbey. Attenuation of wind power fluctuations in wind turbine generators using a DC bus capacitor based filtering control scheme[C]. //Industry Applications Conference, 2006. 41st IAS Annual Meeting. Conference Record of the 2006 IEEE. Tampa: 2006: 216-221.
- [11] 李环平, 杨金明. 基于PSCAD_EMTDC 的大型并网风电场建模与仿真[J]. 电力系统保护与控制, 2009, 37 (21): 62-66.
LI Huan-ping, YANG Jin-ming. Model and simulation of large grid connected wind farm based on PSCAD_EMTDC[J]. Power System Protection and Control, 2009, 37 (21): 62-66.

收稿日期: 2010-06-11; 修回日期: 2010-06-24

作者简介:

李国杰 (1965-), 男, 副教授, 从事电力系统分析与控制、新能源及电能质量的研究; E-mail: liguojie@tsinghua.edu.cn

唐志伟 (1985-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为风力发电、电力系统继电保护; E-mail: zhiweijl@163.com

聂宏展 (1962-), 男, 教授, 研究方向为电力系统运行分析与继电保护。