

基于蚁群算法的神经网络配电网故障选线方法

庞清乐¹, 孙同景², 孙波², 钟麦英²

(1. 山东工商学院信息与电子工程学院, 山东 烟台 264005; 2. 山东大学控制科学与工程学院, 山东 济南 250061)

摘要: 为了克服基于神经网络的故障选线方法收敛速度慢、易于陷入局部极小点的缺点, 提出了蚁群算法和神经网络相结合的故障选线方法。利用 ATP-EMTP 做单相接地仿真试验, 得到各线路的零序电流信号, 通过小波变换和傅里叶变换提取其中的故障特征作为神经网络的输入。利用蚁群算法对神经网络进行训练, 完成训练的神经网络模型即可实现故障选线。仿真结果表明, 该方法训练速度快、误判率低。

关键词: 配电网; 故障选线; 蚁群算法; 神经网络

Ant colony algorithm and neural network based fault line detection method for distribution network

PANG Qing-le¹, SUN Tong-jing², SUN Bo², ZHONG Mai-ying²

(1. School of Information and Electronic Engineering, Shandong Institute of Business and Technology, Yantai 264005, China;
2. School of Control Science and Engineering, Shandong University, Jinan 250061, China)

Abstract: To overcome the shortcomings of the slow convergent speed and easy convergence to the local minimum points in the neural network based fault line detection method, fault line detection method by combining ant colony algorithm with neural network is presented. The zero sequence current of every line is obtained in single-phase-to-earth fault experiment by using the ATP-EMTP simulation and the fault features are extracted from zero sequence current through wavelet transform and Fourier transform and are used as inputs of neural network. After the neural network is trained using ant colony algorithm, the neural network model trained can realize fault line detection. The simulation results show that the method reaches higher training speed and lower error rate.

This project is supported by National Natural Science Foundation of China(60374021).

Key words: distribution network; fault line detection; ant colony algorithm; neural network

中图分类号: TM773; TP18

文献标识码: A

文章编号: 1003-4897(2007)16-0001-06

0 引言

小电流接地系统单相接地故障选线问题一直是现场运行中的一大难点。长期以来, 人们对此做了大量的研究, 基于不同的原理, 提出了多种选线方法。目前, 比较成熟的选线方案有: 注入信号法^[1,2]、稳态分量法^[3-6]和暂态分量法^[7-11]。但是, 没有一种选线方法能够保证对所有的故障类型都有效, 所以, 出现了基于信息融合技术的故障选线方法^[12-16]。

蚁群算法^[17] ACA (ant colony algorithm) 模仿蚂蚁觅食机理, 通过状态转移准则依概率搜索前进路径, 以信息素 (pheromone) 强度的局部和全局更新来控制和优化搜索方向。近年来, ACA 已被应用于旅行商 (TSP) 问题^[18]、Job-shop 调度问题^[19]、电网规划问题^[20]和配电网故障定位问题^[21]。文献

[22]将蚁群算法应用于多层前馈神经网络的训练, 克服了 BP 算法训练时间长, 且容易陷入局部最小的缺点。本文将蚁群算法应用于配电网故障选线系统, 克服了基于神经网络的故障选线方法^[15]的不足, 有效地提高了神经网络的训练速度和选线的精度。

1 基于蚁群算法的神经网络训练

蚁群算法具有全局优化和启发式寻优的特点, 因此用它来训练神经网络的权值, 可避免 BP 算法的诸多缺陷。算法的基本思想是:

假定网络中有 m 个参数, 其中包括所有的权值和域值。首先, 对这些参数进行排序, 记为 p_1, p_2, \dots, p_m , 对于参数 $p_i (1 \leq i \leq m)$, 将其设置为 N 个随机非零值, 形成集合 I_{p_i} 。然后定义蚂蚁的数目为 s , 这些蚂蚁从蚁巢出发去寻找食物。每只蚂蚁从第 1 个集合出发, 根据集合中每个元素的信息素状态,

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (60374021)

随机地从每个集合 I_{pi} 中选择一个元素, 并对所选元素的信息素做相应调节。当蚂蚁在所有集合中完成元素的选择后, 它就到达了食物源, 并按原路径返回蚁巢, 同时调节集合中所选元素的信息素。这一过程反复进行, 当全部蚂蚁收敛到同一路径时, 也就意味着找到了网络参数的最优解。

蚁群算法的主要步骤如下:

1) 初始条件: 令集合 $I_{pi} (1 \leq i \leq m)$ 中的元素 j 的信息素 $\tau_j(I_{pi})(t) = C$, ($1 \leq j \leq N$), 蚂蚁的数目为 s , 全部蚂蚁置于蚁巢。

2) 启动所有蚂蚁, 每只蚂蚁从第 1 个集合开始, 按照下述规则一次在每个集合中选择一个元素。

路径选择规则: 对于集合 I_{pi} , 任意一只蚂蚁 $k (k=1, \dots, s)$, 根据下式计算的概率随机地选择它的第 j 个元素。

$$\text{Prob}(\tau_j^k(I_{pi})) = (\tau(I_{pi})) / \sum_{u=1}^N \tau_u(I_{pi}) \quad (1)$$

直到蚁群全部到达食物源。

3) 当所有蚂蚁在每个集合中都选择了一个元素, 并按照原路径返回蚁巢, 设该过程经历的时间为 m 个时间单位, 则所选择的元素的信息素按下式做相应调节。

$$\begin{aligned} \tau_j(I_{pi})(t+m) &= \rho \tau_j(I_{pi})(t) + \Delta \tau_j(I_{pi}) \\ \Delta \tau_j(I_{pi}) &= \sum_{k=1}^s \Delta \tau_j^k(I_{pi}) \end{aligned} \quad (2)$$

其中: 参数 $\rho (0 \leq \rho < 1)$ 表示信息素的持久性, 则 $1-\rho$ 表示信息素的消逝程度。 $\Delta \tau_j^k(I_{pi})$ 表示第 k 只蚂蚁在本次循环中, 在集合 I_{pi} 的第 j 个元素 $p_j(I_{pi})$ 上留下的信息素, 可用下式来计算:

$$\Delta \tau_j^k(I_{pi}) = \begin{cases} Q/e^k, & \text{本次循环选择了 } p_j(I_{pi}) \\ 0, & \text{否则} \end{cases} \quad (3)$$

式中: Q 是常数, 用于调节信息素的调整速度; e^k 是将第 k 个蚂蚁选择的一组权值作为神经网络的权值的输出误差, $e^k = |O_n - O_q|$ 。式中 O_n 和 O_q 是神经网络的实际输出和期望输出。误差越小, 相应信息素的增加就越多。

4) 重复上述步骤, 直到所有蚂蚁全部收敛到一条路径, 即找到了参数的最优解, 则循环结束。

2 基于蚁群算法的故障选线原理

2.1 系统的结构框图

基于蚁群算法的神经网络故障选线系统的框图如图 1 所示。分别通过小波包变换 (WPT) 和快速

傅里叶变换 (FFT) 从零序电流信号中提取暂态分量、五次谐波分量和有功分量。用蚁群算法对神经网络的参数进行训练, 训练完成后即可得到神经网络故障选线模型。分别向神经网络模型中输入暂态分量和稳态分量后, 即可输出选线结果。

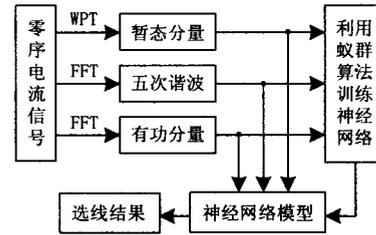


图 1 故障选线系统框图

Fig.1 Frame of fault line detection system

2.2 故障特征提取

2.2.1 暂态特征提取

在小电流接地系统中, 发生单相接地故障时, 故障线路零序电流的稳态分量能量较小, 而暂态分量能量较大, 所以, 提取暂态分量较容易实现故障选线。由于快速傅里叶变换 (FFT) 只能对平稳信号进行精确分析, 而对非平稳信号处理能力较弱; 小波分析不仅可以处理平稳信号, 而且还能对非平稳信号进行精确分析, 而暂态零序电流信号是非平稳信号, 所以用小波分析可以实现对暂态零序电流信号的精确处理。小波包不仅能对信号的低频部分进行分解, 而且还能对信号的高频部分分解。本文采用的小波包是 db 正交小波包, 用它设计的滤波器构成了共轭正交滤波器。利用共轭正交滤波器的能量无损性和功率互补性, 又由于正交变换属于线性变换, 所以, 可以利用小波包分解后的频带来分析原始信号的频率分布, 提取零序电流暂态信号的特征。利用 db2 小波包将流经各线路的暂态零序电流按一定频带宽度进行分解, 并剔除工频所在最低频段后, 线路在能量较集中的几个频段的总能量定义如下。

$$\varepsilon = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n [\omega_i^{k_i}(j)]^2 \quad (4)$$

式中: $\omega_i^{k_i}(j)$ 为小波包分解在第 (k_i, l_i) 子频段下的分解系数。

暂态特征定义如下:

$$X_1 = \varepsilon_k / \varepsilon_\Sigma \quad (5)$$

其中: ε_k 表示线路 k 的零序电流在能量集中频段的能量; ε_Σ 表示电网中所有线路的零序电流在各自能量集中频段的能量总和。

2.2.2 有功分量提取

快速傅里叶变换能够实现整次谐波的精确检测。该算法可以从零序电流中提取谐波分量, 还可以计算它们的有功和无功分量。

中性点经消弧线圈接地系统(NES)中的消弧线圈对电网中的电容电流进行补偿, 而不对有功电流产生影响。在发生单相接地故障时, 故障线路的零序电流有功分量等于各线路零序电流有功分量和消弧线圈电流有功分量之和, 而且方向相反。利用故障线路零序电流的有功分量远大于非故障线路, 而且方向相反的特点进行故障选线。利用FFT算法从零序电流信号中提取基波的有功分量。

有功分量特征定义如下:

$$X_2 = P_k / P_{\Sigma} \quad (6)$$

其中: P_k 表示线路 k 的零序电流有功功率, P_{Σ} 表示电网中所有线路的零序电流有功功率总和。

2.2.3 五次谐波分量提取

中性点经消弧线圈接地系统中的消弧线圈是按照基波整定的, 可忽略消弧线圈对五次谐波产生的补偿效果。因此, 可利用对五次谐波的群体比幅比相法解决NES的选线问题。利用FFT算法可以从零序电流信号中提取五次谐波分量。

五次谐波特征定义如下:

$$X_3 = S_{5k} / S_{5\Sigma} \quad (7)$$

其中: S_{5k} 表示线路 k 的零序电流五次谐波分量的视在功率, $S_{5\Sigma}$ 表示电网中所有线路的零序电流五次谐波分量的视在功率总和。

2.3 神经网络选线模型

多层前向神经网络是由大量的简单处理单元(神经元)广泛连接而形成的网络系统, 它具有很强的非线性映射能力, 能以任意精度逼近任意连续非线性函数。其中主要是以BP算法为基础的BP网络。由于该网络简便且易于编程处理而成为应用最广泛的神经网络模型。所以故障选线神经网络模型采用BP网络, 网络模型如图2所示。分别以从零序电流信号中提取的暂态分量、有功分量和五次谐波分量作为神经网络的输入, 输出为选线结果。

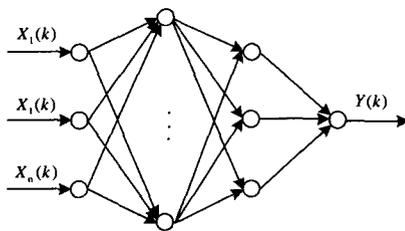


图2 神经网络模型
Fig.2 Neural networks model

2.4 基于蚁群算法的神经网络故障选线算法

基于蚁群算法的神经网络故障选线算法步骤如下:

a)利用FFT和WPT算法分别从零序电流信号中提取暂态分量、有功分量和五次谐波分量, 形成训练样本集和测试样本集。

b)将神经网络的所有权值和域值按一定顺序进行排列。对于每个参数随机产生 N 个非零值, 形成集合 I_{pi} 。

c)执行蚁群算法的步骤1)~4), 训练神经网络, 最后得到神经网络的权值和域值。

d)利用测试样本集对神经网络模型进行测试, 验证选线模型。

3 仿真分析

3.1 仿真模型

系统仿真模型如图3所示。该系统是一个有6条线路的110 kV/10 kV变电所, 变压器为Y/Y₀形接线, 低压侧中性点通过消弧线圈串联电阻接地。线路的正序阻抗为 $Z_1=(0.17+j0.38) \Omega/\text{km}$, 正序对地导纳为 $b_1=(j3.045) \mu\text{s}/\text{km}$, 零序阻抗为 $Z_0=(0.23+j1.72) \Omega/\text{km}$, 零序对地导纳为 $b_0=(j1.884) \mu\text{s}/\text{km}$, 线路长度为 $L_1=3 \text{ km}$, $L_2=6 \text{ km}$, $L_3=9 \text{ km}$, $L_4=12 \text{ km}$, $L_5=15 \text{ km}$, $L_6=20 \text{ km}$ 。线路的等效负荷为 $Z_L=(400+j20) \Omega$ 。消弧线圈的参数为 $L_N=8.02 \text{ H}$ ^[15]。

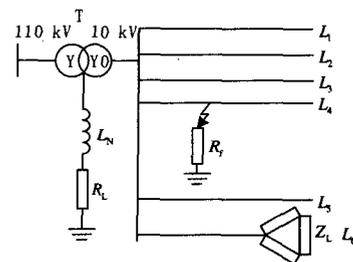


图3 系统仿真模型

Fig.3 System model of simulation

3.2 故障特征提取

由于对于不同的电网, 五次谐波和有功分量的含量不同。所以利用电磁暂态仿真程序(ATP)分别对以下几种情况进行大量的试验: 五次谐波和有功分量含量均较多、仅五次谐波含量较多、仅有功分量含量较多和五次谐波与有功分量含量均较少。其中, 增加五次谐波含量可以通过在电源端增加五次谐波电源来实现, 增加有功分量的含量通过增加中性点串联电阻的阻值来实现。对于以上每种情况, 分

别在线路 1 和线路 6 的 10% 和 90% 处和电压相位为 0° 和 90° 时通过 $5\ \Omega$ 、 $50\ \Omega$ 、 $500\ \Omega$ 、 $2\ \text{k}\Omega$ 的过渡电阻做单相接地试验。因为系统中有 6 条线路，所以每次接地故障可采集到 6 个零序电流信号，这样，共可采集到 $6 \times 4 \times 2 \times 2 \times 2 \times 4 = 768$ 个零序电流信号，其中采样频率取为每周波 64 点。暂态信号取为故障前半周期和故障后一个半周期共两个周期的信号，利用 DB2 小波包对该暂态信号进行 3 层小波包分解，再根据公式 5，即可得到暂态分量的故障特征。稳态信号取为故障后三个周期后的信号，利用 FFT 算法，根据公式 6、7，分别提取五次谐波分量 and 有功分量的故障特征，从而得到原始数据表如表 1 所示。

表 1 原始数据表
Tab.1 Original data table

线路	小波包分析			五次谐波		有功分量		基波分量		故障
	ε_k	$\varepsilon_{k'}$	ε_{Σ}	$S_{5k} \times 10^4$	S_{5k} / S_{Σ}	P_k	P_k / P_{Σ}	$I_k \times 10^4$	I_k / I_{Σ}	
1	2182	0.61	1094	0.53	514.3	0.8	2021	0.13	1	
2	50.11	0.01	92	0.04	11.22	0.02	1227	0.08	0	
3	127.4	0.04	139	0.07	20.74	0.03	1932	0.13	0	
4	202.8	0.06	183	0.09	57.44	0.09	2577	0.17	0	
5	419.7	0.12	241	0.12	36.38	0.06	322	0.02	0	
6	592.1	0.17	317	0.15	4.71	0.01	4092	0.27	0	
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	
763	0.24	0.01	8	0.04	1.46	0.06	561	0.04	0	
764	0.94	0.04	17	0.08	2.97	0.13	1122	0.09	0	
765	1.71	0.07	25	0.11	4.69	0.2	1683	0.13	0	
766	3.25	0.12	34	0.15	7.75	0.33	2243	0.17	0	
767	4.89	0.19	41	0.19	2.78	0.12	2815	0.21	0	
768	15.26	0.58	95	0.43	3.78	0.16	4724	0.36	1	

3.3 基于蚁群算法的神经网络训练

神经网络模型选为含有两个隐含层的四层前向神经网络，具有三个输入节点和一个输出节点，第一个隐含层采用 8 个节点，第二个隐含层采用 3 个节点。隐含层的激发函数为非线性 Sigmoid 函数，输出层的激发函数为线性函数。原始数据表（表 1）中的数据作为训练样本，蚁群算法的参数选为： $\rho=0.7$ ， $s=15$ ， $Q=20$ 。神经网络的参数 p_i 取为 $-5 \sim 5$ 之间的随机数， N 取 40。蚁群算法神经网络经过 3567 次学习，得到神经网络的权值和阈值如表 2 所示。其中， $w_{111} \sim w_{183}$ 为输入层到第一个隐含层的连接权值， $b_{11} \sim b_{18}$ 为第一个隐含层的阈值， $w_{211} \sim w_{238}$ 为第一个隐含层到第二个隐含层的连接权值， $b_{21} \sim b_{23}$ 为第二个隐含层的阈值， $w_{31} \sim w_{33}$ 为第二个隐

含层到输出层的连接权， b_3 为输出层的阈值。

表 2 神经网络参数表
Tab.2 Neural networks parameters table

w_{111}	w_{112}	w_{113}	w_{121}	w_{122}	w_{123}	w_{131}	w_{132}
3.37	-2.7	0.55	-2.06	-2.74	-1.87	-1.56	3.13
w_{133}	w_{141}	w_{142}	w_{143}	w_{151}	w_{152}	w_{153}	w_{161}
-1.86	-4.2	-0.6	-0.25	-3.11	-1.28	1.93	1.23
w_{162}	w_{163}	w_{171}	w_{172}	w_{173}	w_{181}	w_{182}	w_{183}
-1.72	2.64	-3.11	-1.59	-1.41	2.98	-0.92	-2.07
b_{11}	b_{12}	b_{13}	b_{14}	b_{15}	b_{16}	b_{17}	b_{18}
0.73	2.11	0.83	3.12	1.03	-0.11	1.8	-0.69
w_{211}	w_{212}	w_{213}	w_{214}	w_{215}	w_{216}	w_{217}	w_{218}
-0.1	-0.97	-0.25	-0.28	-0.32	-0.39	-1.22	0.19
w_{221}	w_{222}	w_{223}	w_{224}	w_{225}	w_{226}	w_{227}	w_{228}
-0.1	0.35	-0.31	0.49	-0.02	-0.01	0.01	0.12
w_{231}	w_{232}	w_{233}	w_{234}	w_{235}	w_{236}	w_{237}	w_{238}
0.09	0.09	-0.15	0.1	0.02	0.01	-0.28	0.28
b_{21}	b_{22}	b_{23}	w_{31}	w_{32}	w_{33}	b_3	
0.14	0.08	-0.73	0.75	0.38	-0.49	0.2	

3.4 故障选线模型的验证

对于五次谐波和有功分量含量不同的情况，分别在线路 2 和线路 4 的 10% 和 90% 处和电压相位为 0° 和 90° 时通过 $5\ \Omega$ 、 $50\ \Omega$ 、 $500\ \Omega$ 、 $2\ \text{k}\Omega$ 的过渡电阻做单相接地试验，得到 768 个零序电流信号。在五次谐波和有功分量的含量均较多的情况下，电压初始相位为 90° 时，线路 2 在 10% 处经过 $5\ \Omega$ 过渡电阻接地后， L_2 和 L_6 的零序电流信号如图 4 所示。对 768 个零序电流信号分别根据公式 5~7 提取暂态分量、有功分量和五次谐波分量，得到原始数据表如表 3 所示。用这些数据作为测试样本对神经网络模型进行测试，模型输出如表 3 所示。神经网络输出接近 1 的判断为故障线路，接近 0 的判断为非故障线路。由测试结果知，选线的正确率为 99.1%，所以该神经网络选线模型正确、有效。

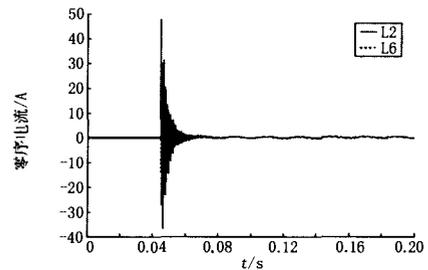


图 4 故障线路和非故障线路的零序电流
Fig.4 Zero sequence current of fault line and sound line

表 3 各线路的故障特征和模型输出
Tab.3 Fault characteristics and model output of lines

线路	小波包分析		五次谐波		有功分量		模型输出
	ε_k	$\varepsilon_k/\varepsilon_\Sigma$	S_k	S_k/S_Σ	P_k	P_k/P_Σ	
1	13.4492	0.00	0.0047	0.02	1.9386	0.00	0.0228
2	2404.7	0.53	0.1044	0.53	498.51	0.93	1.0323
3	100.8257	0.02	0.0144	0.07	5.9329	0.01	0.0208
4	367.0764	0.08	0.0187	0.09	7.9348	0.01	0.0127
5	590.2979	0.13	0.0235	0.12	9.9196	0.02	0.0049
6	1046.7	0.23	0.0315	0.16	13.379	0.02	-0.0112
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
763	0.0014	0.01	0.0009	0.04	0.0788	0.01	0.0218
764	0.0049	0.03	0.0018	0.09	0.1528	0.02	0.0196
765	0.0089	0.05	0.0027	0.13	0.2254	0.03	0.0171
766	0.0658	0.40	0.0052	0.25	6.4231	0.84	1.0042
767	0.0314	0.19	0.0045	0.21	0.344	0.05	-0.0064
768	0.0516	0.31	0.006	0.28	0.4082	0.05	0.0228

但是, 实际故障情况复杂, 很可能出现两个判断结果, 即选出两条故障线路。这时采用附加极性法进行判断, 即判断该两线路暂态信号的初始波头极性与其他线路暂态信号的初始波头极性, 极性相反的判断为故障线路, 极性相同的为健全线路。

4 结论

本文针对基于神经网络的故障选线方法存在的缺点, 提出了基于蚁群算法的神经网络故障选线方法。首先提取暂态和稳态故障信息, 分别构成神经网络的输入向量, 然后利用蚁群算法对神经网络进行训练, 训练完成后的神经网络即为故障选线模型。仿真结果表明, 该方法的模型结构简单、计算量小、训练时间短, 且选线精度高。

参考文献

- [1] 桑在中, 张慧芬, 潘寅存, 等. 用注入法实现小电流接地系统单相接地选线保护[J]. 电力系统自动化, 1996, 20(2): 11-12, 35.
SANG Zai-zhong, ZHANG Hui-fen, PAN Zhen-cun, et al. Protection for Single Phase to Earth Fault Line Selection for Ungrounded Power System by Injecting Signal[J]. Automation of Electric Power Systems, 1996, 20(2): 11-12, 35.
- [2] 曾祥君, 尹项根, 于永源, 等. 基于注入变频信号的经消弧线圈接地系统控制与保护新方法[J]. 中国电机工程学报, 2000, 20(1): 29-32, 36.
ZENG Xiang-jun, YIN Xiang-gen, YU Yong-yuan, et al. New Methods for Control and Protection Relay in a

Compensated Medium Voltage Distribution Network Based on Injecting Various Frequency Current[J]. Proceedings of the CSEE, 2000, 20(1): 29-32, 36.

- [3] 郝玉山, 杨以涵, 任元恒, 等. 小电流接地选线的群体比幅比相原理[J]. 电力情报, 1994, (2): 15-19.
HAO Yu-shan, YANG Yi-han, REN Yuan-heng, et al. Comparison of Magnitude and Phasor for all the Fault Line in Non-solidly Earthed Network[J]. Information on Electric Power, 1994, (2): 15-19.
- [4] 牟龙华. 零序电流有功分量方向接地选线保护原理[J]. 电网技术, 1999, 23(9): 60-62.
MU Long-hua. Principle of Selective Grounding Fault Protection Based on Active Component Direction of Zero Sequence Current[J]. Power System Technology, 1999, 23(9): 60-62.
- [5] 曾祥君, 尹项根, 张哲, 等. 配电网接地故障负序电流分布及接地保护原理研究[J]. 中国电机工程学报, 2001, 21(6): 84-89.
ZENG Xiang-jun, YIN Xiang-gen, ZHANG Zhe, et al. Study for Negative Sequence Current Distributing and Ground Fault Protection in Middle Voltage Power System[J]. Proceedings of the CSEE, 2001, 21(6): 84-89.
- [6] 孟润泉, 米建军, 杨毅. 谐波方向原理在矿井高压电网接地选线系统中的应用[J]. 太原理工大学学报, 2004, 35(2): 168-171, 182.
MENG Run-quan, MI Jian-jun, YANG Yi. The Application of Fifth Harmonic Direction Principle to the Single-phase-grounding Protection System of Underground HV Distribution Networks[J]. Journal of Taiyuan University of Technology, 2004, 35(2): 168-171, 182.
- [7] 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.
- [8] 戴剑锋, 张艳霞. 基于多频带分析的自适应配电网故障选线研究[J]. 中国电机工程学报, 2003, 23(5): 44-47.
DAI Jian-feng, ZHANG Yan-xia. Study on Adaptively Choosing Fault Line Under Single Phase to Ground Fault Based on Analysis of Multi-frequency Bands[J]. Proceedings of the CSEE, 2003, 23(5): 44-47.
- [9] 薛永端, 冯祖仁, 徐丙垠, 等. 基于暂态零序电流比较的小电流接地选线研究[J]. 电力系统自动化, 2003, 27(9): 48-53.
XUE Yong-duan, FENG Zu-ren, XU Bing-yin, et al. Earth

- Fault Protection in Non-solidly Earthed Network Based on Transient Zero Sequence Current Comparison[J]. Automation of Electric Power Systems, 2003, 27(9): 48-53.
- [10] 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.
- [11] 董新洲, 毕见广. 配电线路暂态行波的分析 and 接地选线研究[J]. 中国电机工程学报, 2005, 25(4): 1-6.
DONG Xin-zhou, BI Jian-guang. Analysis on Transient Traveling Wave and Study on Fault Line Selection for Distribution Lines[J]. Proceedings of the CSEE, 2005, 25(4): 1-6.
- [12] 房鑫炎, 郁惟镛, 庄伟. 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, ZHUANG Wei. Application of Fuzzy Neural Networks to Grounded Line Detection in Neural Point Indirectly Grounded Power System[J]. Power System Technology, 2002, 26(5): 15-19.
- [13] 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选线多判据融合[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.
- [14] 陈炯聪, 齐郑, 杨奇逊. 基于模糊理论的小电流单相接地选线装置[J]. 电力系统自动化, 2004, 28(8): 88-91.
CHEN Jiong-cong, QI Zheng, YANG Qi-xun. A Fault Line Detection Device for the Non-solidly Grounded System Based on Fuzzy Sets Theory[J]. Automation of Electric Power Systems, 2004, 28(8): 88-91.
- [15] 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.
- [16] PANG Qing-le, XU Qian. Study on Fault Line Detection Based on Rough Set Theory in Compensated Distribution Networks[A]. In: Proceeding of the International Conference on Sensing, Computing and Automation, Proceeding of International Conference on Sensing, computing and Automation, DCDIS Series B: Application Algorithm[C]. 520-523.
- [17] Dorigo M, Maniezzo V, Colomi A. Ant System: Optimization by a Colony of Cooperating Agents[J]. IEEE Trans on Systems, Man, and Cybernetics, Part B, 1996, 26(1): 29-41.
- [18] Dorigo M, Gambardella L M. Ant Colony System: A Cooperative Learning Approach to the Traveling Salesman Problem[J]. IEEE Trans on Evolutionary Computation, 1997, 1(1): 53-66.
- [19] Colomi A, Dorigo M, Maniezzo V, et al. Ant System for Job-Shop Scheduling[J]. Belgian J of Operations Research Statistics and Computer Science, 1994, 34(1): 39-53.
- [20] 翟海保, 程浩忠, 吕干云, 等. 多阶段输电网络最优规划的并行蚁群算法[J]. 电力系统自动化, 2004, 28(20): 37-42.
ZHAI Hai-bao, CHENG Hao-zhong, Lü Gan-yun, et al. Parallel Ant Colony Algorithm for the Multistage Transmission Network Optimal Planning[J]. Automation of Electric Power Systems, 2004, 28(20): 37-42.
- [21] 陈歆技, 丁同奎, 张钊. 蚁群算法在配电网故障定位中的应用[J]. 电力系统自动化, 2006, 30(5): 74-77.
CHEN Xin-ji, DING Tong-kui, ZHANG Zhao. Ant Colony Algorithm for Solving Fault Location in Distribution Networks[J]. Automation of Electric Power Systems, 2006, 30(5): 74-77.
- [22] 洪炳熔, 金飞虎, 高庆吉. 基于蚁群算法的多层前馈神经网络[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2003, 35(7): 823-825.
HONG Bing-rong, JIN Fei-hu, GAO Qing-ji. Multi-layer Feedforward Neural Network Based on Ant Colony System[J]. Journal of Harbin Institute of Technology, 2003, 35(7): 823-825.

收稿日期: 2006-08-05; 修回日期: 2006-12-04

作者简介:

庞清乐 (1971-), 男, 博士, 工程师, 研究方向为计算机先进控制及其在配电网保护中的应用; E-mail: stefam@163.com

孙同景 (1949-), 男, 博士生导师, 教授, 研究方向为计算机先进控制与系统。