

# 基于函数逼近能力的母线保护的研究及仿真

詹红霞<sup>1</sup>, 罗建<sup>2</sup>, 雷霞<sup>1</sup>

(1. 西华大学电气信息学院, 四川 成都 610039; 2. 重庆大学高电压工程与电气新技术重点实验室, 重庆 400044)

**摘要:** ANN分类能力的 ANN保护方法需要大量故障样本,但由于完整的故障样本的获取不易,提出了基于人工神经网络(ANN)函数逼近能力的 ANN母线保护方法。函数逼近能力是 ANN具有的重要性能之一,依据 ANN具有的函数逼近能力,可用 ANN模型去替代一个确定的物理对象。母线保护的物理对象是一个输入输出关系确定的函数对象,可用一个 ANN模型去替代,或用一个 ANN数学模型去逼近母线保护物理对象的输入输出之间的函数关系。通过这个在无故障运行时学习训练出来的母线保护对象的 ANN数学模型,就能判断区分母线保护对象的区内和区外故障。

**关键词:** 母线保护; 人工神经网络; 函数逼近能力; 仿真

**中图分类号:** TM771 **文献标识码:** A **文章编号:** 1003-4897(2006)16-0012-05

## 0 引言

近年来,人工智能技术如神经网络、遗传算法、模糊逻辑等在电力系统各个领域都得到了应用,包括电力系统计算,安全稳定分析,电力系统规划等。在继电保护领域应用的研究也已开始。

人工神经网络(Artificial Neural Network,简称 ANN)是模拟生物神经元的结构而提出的一种信息处理方法。它是一种非线性映射的方法,很多难以列出方程式或难以求解的复杂的非线性问题,应用神经网络方法则可迎刃而解<sup>[1,2]</sup>。

母线是发电厂和变电所的重要组成部分,母线工作的可靠性将直接影响发电厂和变电所工作的可靠性。此外,变电所的高压母线是电力系统的中枢部分,如果母线的短路故障不能迅速地被切除,将会引起事故扩大,破坏电力系统的稳定运行,造成电力系统的瓦解事故。

目前使用的中阻抗母线差动保护或微机母线差动保护,在解决 CT饱和的问题上都具有自己的特点,基本上不受或少受 CT饱和的影响。在区外故障转区内故障时,可以利用 CT饱和时电流在过零点附近有一段真实传变区的性质实现正确的保护功能。但对解决 CT变比不一致的问题,中阻抗母线差动保护装置的实现太复杂,微机母线差动保护存在不同程度的缺陷。在母线运行方式改变或在 CT断线的情况下,目前使用的这两类母线差动保护在不同程度上自适应能力还不强<sup>[4,5]</sup>。因此,寻找性能完善、功能强大、可靠性高及智能化程度高的母线保护是母线保护研究的方向。为实现性能更加优良

的母线保护,采用一些新理论和新技术来研究母线保护是必要的。

## 1 母线保护存在的问题

现有母线保护存在的问题除了 CT饱和的影响外,还有最小不平衡电流的调节、区外故障转区内故障的识别和 CT断线等问题。

研究高度智能化母线保护的目的就是能智能化地调节母线保护的最小不平衡电流,以便减轻保护工作者调节母线保护最小不平衡电流的劳动强度和心理负担,使母线保护智能化地适应母线运行的不同情况条件,使母线保护尽量不受人为因素的影响。采用何种技术方法来实现高度智能化的母线保护,这就是本文研究的中心内容。由于人工神经网络(ANN)是一种具有高度智能化的数学工具,可应用于新型母线保护的研究中。依据 ANN具有分类能力的特点,利用电力系统故障数据及特征学习训练 ANN,学习训练后的 ANN就可用于对电力系统故障的识别和判断,这一 ANN分类原理的保护方法在不同保护对象上得到了相当多的研究。但是由于不易获取完整的故障样本,这种 ANN保护方法还未在电力系统中得到广泛实际应用。

针对基于 ANN分类能力的 ANN保护方法的不足,本文提出了基于 ANN函数逼近能力的 ANN母线保护方法。

## 2 母线保护的人工神经网络模型

人工神经网络模型是一种具有高度智能化的数学工具。考虑一个确定的物理对象,可以将物理对

象的输入和输出的确定关系视为一个传递函数,将物理对象的输入和输出作为人工神经网络模型的输入和期望输出,依据人工神经网络模型的计算输出和期望输出之间的误差,调节人工神经网络模型各层的权系数,使计算输出和期望输出之间的平方误差趋于最小,则这个带隐藏层的人工神经网络模型可以逼近物理对象的传递函数。

将一段电力系统母线视为一个确定的物理对象,其物理对象输入为母线上各回路 CT 传变后的同一时刻二次检测电流,物理对象输出为母线上各回路的一次侧同一时刻流过的电流之和,显然这一输出可以与同一时刻二次检测电流之间建立一个函数关系,用一个带隐藏层的人工神经网络模型来逼近这个函数关系,就是问题解决的途径。

由于母线上各回路的一次侧同一时刻流过的电流之和满足克希霍夫电流定律,因此母线保护物理对象的输出恒为零。经过电流互感器 (CT) 传变后,由于 CT 变比误差、CT 传变误差等因素的影响,CT 传变后的同一时刻流过的电流之和将不为零,甚至会很大,故母线保护物理对象的输入之和一般不为零。

本文主要基于 ANN 函数逼近能力的母线保护原理,分析母线保护物理对象的函数关系,就母线保护人工神经网络模型的构建进行分析研究。

## 2.1 基于 ANN 函数逼近能力的母线保护原理

函数逼近能力是 ANN 具有的最重要性能之一,依据 ANN 具有的函数逼近能力,可用 ANN 模型去替代一个确定的物理对象,对于一个确定的物理对象,可以将物理对象的输入和输出的确定关系视为一个传递函数,将物理对象的输入和输出作为 ANN 模型的输入和期望输出,依据 ANN 模型的计算输出和期望输出之间的误差,调节 ANN 模型各层的权系数,使计算输出和期望输出之间的平方误差趋于最小,则这个带隐藏层的 ANN 模型就可逼近物理对象的传递函数,即可用 ANN 模型去代替这个确定的物理对象。

将电力系统中的保护对象 (线路、母线、变压器等) 视为一个输入输出关系确定的函数对象,用一个 ANN 数学模型去逼近这个函数对象,或者用一个 ANN 数学模型去替代这个保护对象。在一个时间区间内,由于保护对象在无故障运行时的输入输出关系可视为一个确定的函数关系,因此利于保护对象在无故障运行时输入输出数据样本学习训练出来的这个保护对象的 ANN 数学模型,就能反映保护对

象在区外故障时的输入输出之间的关系;在保护对象区内故障时,由于保护对象的输入输出关系已改变,因此依据这个在无故障运行时学习训练出来的保护对象的 ANN 数学模型,就不能反映保护对象在区内故障时的输入输出之间的关系。基于以上理由,通过这个在无故障运行时学习训练出来的保护对象的 ANN 数学模型,就能判断区分保护对象的区内和区外故障。

这种基于 ANN 函数逼近能力的 ANN 数学模型的保护方法实际上是传统模型保护原理的推广和发展。传统模型保护原理是将保护对象视为一个确实的物理对象,其物理对象参数可通过给定、计算或实测得到,在确实物理对象的输入输出之间的关系确定,依据这种确定的输入输出之间的关系就可判断区分保护对象的区内和区外故障<sup>[6,7]</sup>。但是物理对象的参数实际上是不易获取的,如果物理对象参数不能真实地获取,则基于模型保护原理的保护方法的性能将大为降低,这也是基于模型保护原理的保护方法不能很好应用的原因。依据 ANN 具有函数逼近能力的特点,将物理对象视为一个输入输出关系确定的函数对象,用一个 ANN 数学模型去逼近这个函数对象,或者用一个 ANN 数学模型去替代这个物理对象,物理对象参数的获取问题就转变为 ANN 数学模型参数的学习估计问题,而 ANN 数学模型参数的学习估计问题则可通过恰当的数学方法予以解决,避免了由于计算或实测这些物理参数带来的困难和误差。

## 2.2 母线保护物理对象的函数关系

母线保护物理对象的输入输出之间的函数关系可考虑如下:

将一段电力系统母线视为一个确定的物理对象,其物理对象输入为母线上各回路经 CT 传变后的同一时刻二次检测电流,记为  $\tau_n$  ( $n = 1, 2, \dots, N$ ,  $N$  为母线上的回路数),将母线上各回路的一次侧同一时刻流过的电流记为  $i_n$ ,则物理对象的输出为

$$\sum_{n=1}^N i_n \text{ 依照克希霍夫电流定律,同一时刻母线上各回路的一次侧流过的电流和应为零,即物理对象输出 } \sum_{n=1}^N i_n = 0.$$

经 CT 传变后  $\tau_n$  引入传变误差,使  $\sum_{n=1}^N \tau_n \neq 0$ ,考虑  $\tau_n$  是  $i_n$  的函数,即  $\tau_n = f_n(i_n)$ ,这个函数应是单调的,因此可对函数  $\tau_n = f_n(i_n)$  求出反函数  $i_n = F_n$

$(\hat{x}_n)$ , 令

$$g(\hat{x}_1, \hat{x}_2, \dots, \hat{x}_N) = \sum_{n=1}^N F_n(\hat{x}_n) = \sum_{n=1}^N \hat{i}_n = 0 \quad (1)$$

$g(\hat{x}_1, \hat{x}_2, \dots, \hat{x}_N)$  显然是母线上各个同一时刻二次检测电流  $\hat{x}_n$  的函数, 其函数值恒为零。

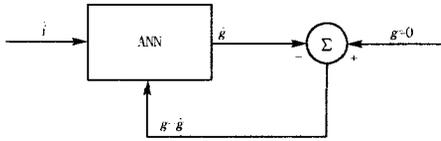


图 1 母线保护物理对象的 ANN 模型

Fig 1 ANN model of bus protection physics object

依据 ANN 数学模型函数逼近理论, 只要 ANN 激活函数是单调增有界的非线性函数, 就可用带隐藏层的 ANN 数学模型来逼近函数  $g(\hat{x}_1, \hat{x}_2, \dots, \hat{x}_N)$ 。也可用激活函数是分段线性函数的带隐藏层的 ANN 数学模型来逼近函数  $g(\hat{x}_1, \hat{x}_2, \dots, \hat{x}_N)$ 。由于  $\hat{x}_n$  是在母线正常运行下的检测电流,  $g(\hat{x}_1, \hat{x}_2, \dots, \hat{x}_N)$  可近似考虑为一个线性组合函数, 因此  $g(\hat{x}_1, \hat{x}_2, \dots, \hat{x}_N)$  甚至于可用激活函数是线性函数的 ANN 数学模型来逼近。

在确定了母线保护物理对象的输入输出之间的函数关系后, 图 1 给出了刻画母线保护物理对象的 ANN 模型。

在图 1 中,  $\hat{x}_n$  为母线上各回路 CT 传变后的同一时刻二次检测电流,  $g(\hat{x}_1, \hat{x}_2, \dots, \hat{x}_N)$  为式 (1) 表示的函数。下面将就基于 ANN 函数逼近能力的母线保护 ANN 模型进行研究分析。

### 2.3 母线保护的人工神经网络模型

构建母线保护的 ANN 模型就是用 ANN 数学模型来替代母线保护的物理对象, 或用 ANN 数学模型来逼近母线保护物理对象的输入输出之间的函数关系。下面就母线保护 ANN 模型的构建进行研究分析。

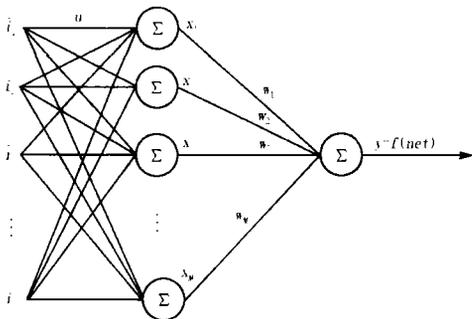


图 2 母线保护 ANN

Fig 2 Bus protection ANN

图 2 给出了一个母线保护 ANN, 图中的母线保护物理对象的 ANN 是一个多输入单输出的线性网络, 有一个隐藏层, 构建隐藏层的目的是在不影响收敛稳定性的前提下提高网络的收敛速度。图中输入  $\hat{x}_n (n=1, 2, \dots, N)$  是从各 CT 获得的同步采样电流值,  $u_{mn}$  是输入  $\hat{x}_n$  和  $x_m$  层神经元之间的权系数,  $w_m$  是  $x_m$  层神经元和输出  $y$  之间的权系数。输出  $y$  的理想值 (期望) 为 0, 激活函数  $y = f(\text{net})$  是线性函数。

### 3 母线保护 ANN 模型的仿真训练

本章利用 MATLAB 软件平台所提供的神经网络工具函数对母线保护的人工神经网络模型进行仿真训练, 训练的数据样本由图 3 所示的物理模拟实验电路同步采集获取<sup>[3]</sup>。

参看图 2 给出的母线保护 ANN 及图 1 给出的母线保护物理对象的 ANN 模型, 将  $x_m$  层神经元节点的激活函数取为线性函数, 则线性激活函数 ANN 的 BP 学习算法如下。

ANN 的权系数修正算法如下:

$$w_m = w_m - \mu_y x_n \quad (2)$$

式中算法因子  $\mu > 0$ ,  $y = ay$ ,  $a$  是输出线性函数的斜率;

$$u_{mn} = u_{mn} - \mu_m \hat{x}_n \quad (3)$$

式中算法因子  $\mu > 0$ ,  $m = b_y w_m$ ,  $b$  是  $x_m$  层线性函数的斜率。

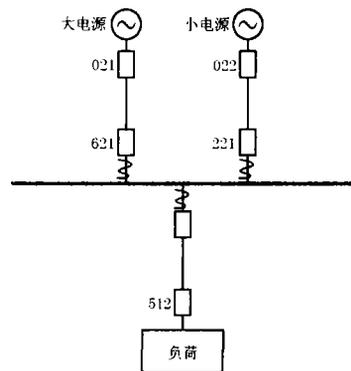


图 3 母线保护物理模拟实验电路

Fig 3 Physical testing circuit of bus protection

利用图 3 物理模拟实验电路同步采集的样本数据, 在 MATLAB 软件平台上对激活函数为线性函数 (purelin) 的母线保护 ANN 模型进行训练研究, 其训练研究结果如下。训练函数采用的是 trainbpx, 为了加快网络的训练速度和抑制迭代过程的振荡, 可采用两种方法, 一种方法是在每个加权调节量上加

上一项正比例于前项加权变化量的动量项,使学习速率自动地寻找一个合适的值;另一种方法是自适应调整学习步长,使之随着误差的变化趋势自适应变化。当采用动量时,BP算法可找到更优的解;当采用自适应学习速率时,BP算法可缩短训练时间。Trainbpx函数利用这两种方法来训练多层前向网络。传递函数均采用线性函数 purelin,误差率设置为 0.001。图 4 的仿真训练内容是母线各回路电流互感器变比不同且考虑  $\pm 10\%$  传变误差。

取大电源回路电流互感器变比为 100/5,其余回路电流互感器变比为 300/5,且考虑  $\pm 10\%$  传变误差,图 4 给出了在正常运行方式下的线性激活函数 ANN 模型的训练结果。

训练采用的是各回路分相训练的方法,即 A 相、B 相、C 相分开训练。从前面叙述可知,母线保护的 ANN 模型的输入分别为图 3 所示的母线的三个连接元件即大电源、小电源和负荷线路的 A 相、B 相和 C 相的经过电流互感器传变后的二次侧电流;输出分别为三个连接元件的一次侧电流之和。当系统处于正常运行方式下时,根据克希霍夫电流定律,理论上三元件的 A、B、C 的电流之和应该分别为零,但由于现实的一些原因,如传变误差等,三元件的 A、B、C 的电流之和并不等于零,而是存在一个值。图中的  $\sum i_a$ 、 $\sum i_b$ 、 $\sum i_c$  分别是 A 相、B 相、C 相的各回路(即图 3 中大电源、小电源和负荷线路)电流和, $y_A$ 、 $y_B$ 、 $y_C$  分别是 A 相、B 相、C 相的母线 ANN 模型输出。

选择不同变比的电流互感器带来的结果是输入模型就有一个差电流,以此数据进行训练,看下误差收敛情况。在图 4 中可看出,大约训练 40 次左右(训练的数据样本为一个周期采样 32 点),激活函数为线性函数的母线保护 ANN 模型也收敛。其中 C 相的输出情况最理想。训练结果表明,在母线各连接元件电流互感器变比相同但考虑了  $\pm 10\%$  传变误差的情况下,母线保护的人工神经网络模型能真实地反应母线的运行情况。即可以克服由于传变误差可能造成的母线保护的误动作。

#### 4 母线内部故障情况下的物理模拟实验结果分析

在母线内部发生短路故障时,由于所有的故障电流都流向故障点,即母线发生短路故障处,此时的  $\sum i_a$ 、 $\sum i_b$ 、 $\sum i_c$  将不再都为零,而是有一个差电流存在,母线保护正是根据此差电流的大小,来作出故障

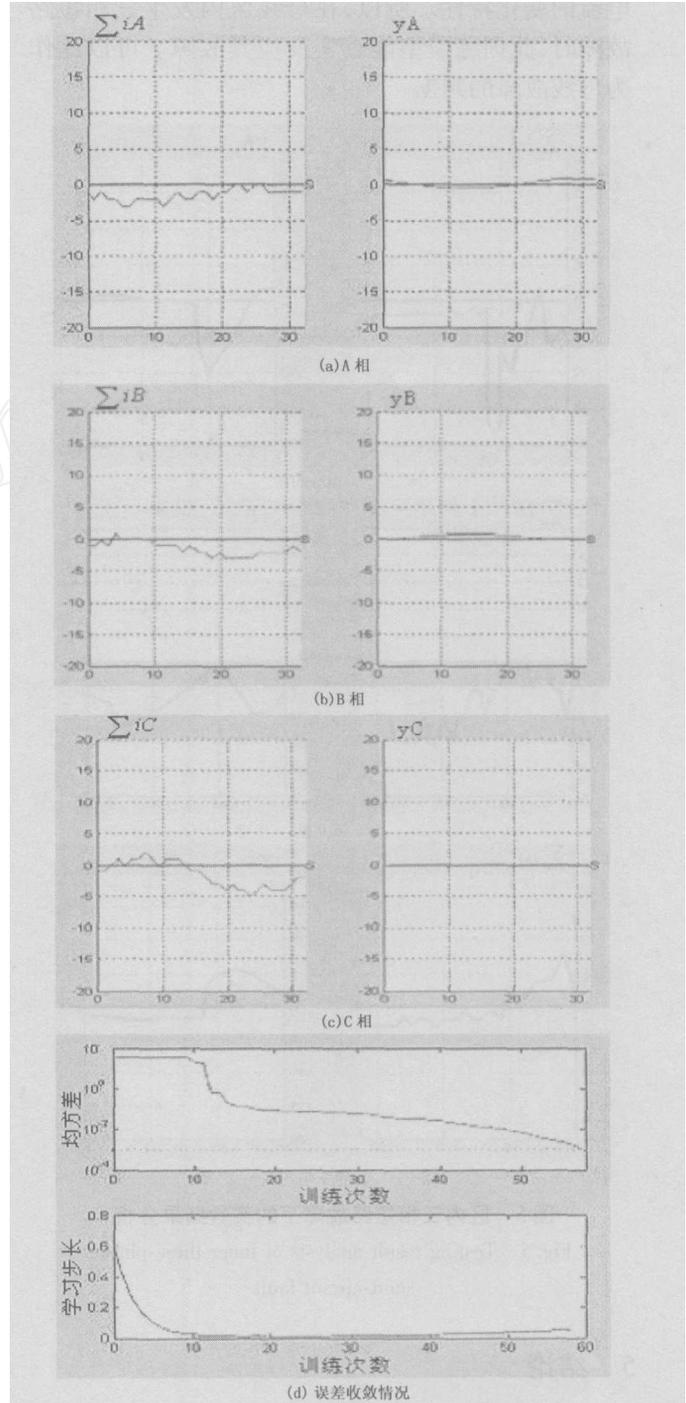


图 4 线性激活函数 ANN 模型的训练结果

Fig 4 Training result of ANN model with linear activation function

判断的。下面就以母线内部发生三相短路故障为例进行物理模拟实验,看模型输出结果是否能判断区内故障。图 5 给出了母线区内三相短路故障下的母线保护的 ANN 模型的输出。从图中可看出母线保护 ANN 模型的输出能真实地反映母线三相短路差

电流的变化特性。所以,在母线区内发生三相短路故障时,此训练模型能真实反应其故障。可以此作为母线故障的判据。

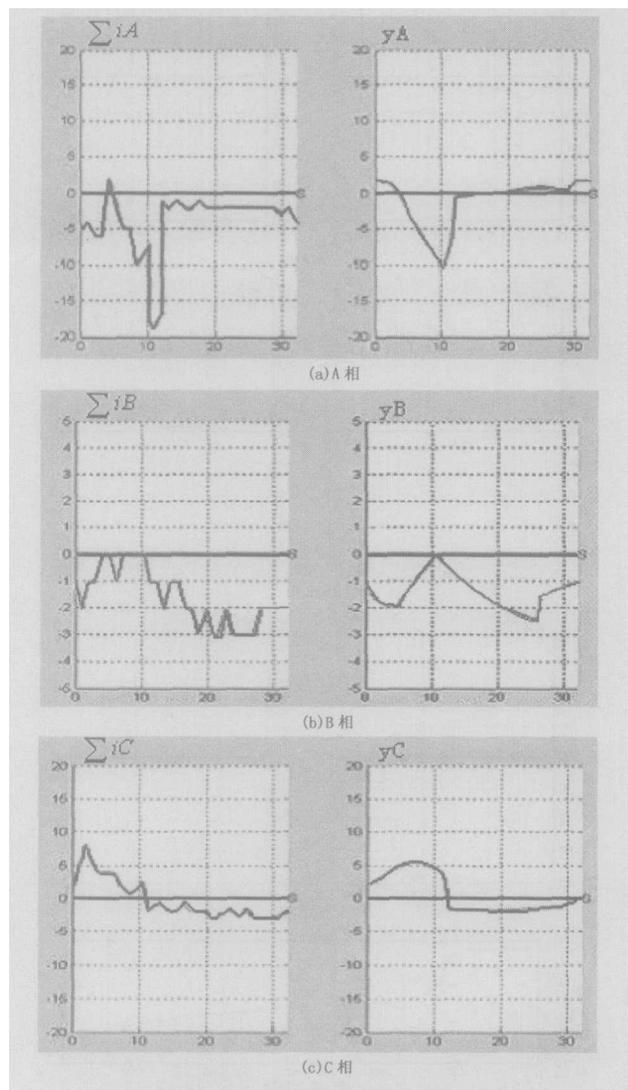


图 5 区内三相短路故障下的实验结果分析

Fig 5 Testing result analysis of inner three-phase short-circuit fault

## 5 结论

利用 MATLAB 软件平台对母线保护的人工神经网络模型进行仿真训练,其仿真训练结果表明:在电流互感器变比相同、电流互感器变比不同及电流互感器存在传变误差的情况下,激活函数为线性函数的母线保护 ANN 模型的输出都接近其理论值,即近似等于零,且网络误差平方和在规定的训练步数内即降低到期望误差之下,收敛的速度较快,训练在规定时间内完成。而且经过物理模拟实验分析得

出:在母线内部发生短路故障时,此训练模型也能正确反应其故障。

所以,经过训练以后的母线保护的人工神经网络模型不仅能正确反应母线的正常运行方式也能正确反应其内部故障。

## 参考文献:

- [1] 王旭,王宏,王文辉. 人工神经网络原理与应用 [M]. 沈阳:东北大学出版社,2000  
WANG Xu, WANG Hong, WANG Wen-hui Artificial Neural Network Theorem and Application [M]. Shenyang: Northeast University Press, 2000
- [2] 陈允平,王旭蕊,韩宝亮. 神经网络原理及其应用 [M]. 北京:中国电力出版社,2002  
CHEN Yun-ping, WANG Xu-rui, HAN Bao-liang Artificial Neural Networks Principle and Application [M]. Beijing: China Electric Power Press, 2002
- [3] 闻新,周露,王丹力,等. MATLAB 神经网络应用设计 [M]. 北京:科学出版社,2000  
WEN Xin, ZHOU Lu, WANG Dan-li, et al MATLAB Neural Network Application Design [M]. Beijing: Science Press, 2000
- [4] Fernandez C. An Impedance-based CT Saturation Detection Algorithm for Busbar Differential Protection [J]. IEEE Trans on Power Delivery, 2001, 8(16): 468-472
- [5] 程利军,龙翔,杨奇逊. 基于采样值的 CT饱和和检测方案的研究 [J]. 继电器, 2000, 28(8): 19-21.  
CHENG Li-jun, LONG Xiang, YANG Qi-xun Based on Sampling Value CT Saturated Examination Plan Research [J]. Relay, 2000, 28(8): 19-21.
- [6] Kasztenny B, Kezunovic M. Digital Relays Improve Protection of Large transformers [J]. IEEE Computer Applications in Power, 1998, 8(11): 39-54
- [7] 王维俭. 电气主设备继电保护原理与应用 [M]. 北京:中国电力出版社,2002  
WANG Wei-jian Electrical Host Equipment Relay Protection Principle and Application [M]. Beijing: China Electric Power Press, 2002

收稿日期: 2006-02-10; 修回日期: 2006-06-09-

作者简介:

詹红霞(1971-),女,工学硕士,讲师,主要从事故障分析、继电保护、人工智能等方面的研究工作; E-mail: zhx105a@sina.com

罗建(1960-),男,博士,教授,主要从事继电保护、人工智能等方面的研究工作。

(下转第 21 页 continued on page 21)

- lation Monitoring Device and Measuring Method for DC System Based on Microcomputer[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2000, 14(3): 37-39.
- [2] 李冬辉,史临潼. 小波理论在直流系统接地故障检测中的应用[J]. 继电器, 2004, 32(21): 29-32  
LI Dong-hui, SHI Lin-tong Method for Detecting DC System Grounding Fault Based on Wavelet Transform[J]. Relay, 2004, 32(21): 29-32
- [3] 李晓明,梁军,张沛云,等. 直流系统接地点探测新原理[J]. 电力系统自动化, 2000, 24(13): 55-56  
LI Xiao-ming, LIANG Jun, ZHANG Pei-yun, et al A New Method of Detecting Grounding Point in DC System[J]. Automation of Electric Power Systems, 2005, 29(13): 53-56
- [4] 张济忠. 分形[M]. 北京:清华大学出版, 2001. 1-398  
ZHANG Ji-zhong Fractal[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2001. 1-398
- [5] Mallat S A Theory for Multiresolution Signal Decomposition: the Wavelet Representation[J]. IEEE Trans Pat A-nal Mach Intell, 1989, 11(7): 674-693.
- [6] Mallat S Multiresolution Approximation and Wavelet Orthonormal Base of  $L^2(R)$  [J]. Trans Amer Math Soc, 1989, 315: 69-87.
- [7] 彭玉华. 小波变换与工程应用[M]. 北京:科学出版社, 2002 1-137.  
PENG Yu-hua Wavelet Transform and Project Application[M]. Beijing: Science Press, 2002 1-137.

收稿日期: 2006-04-06; 修回日期: 2006-05-25

作者简介:

李冬辉(1962-),男,博士,副教授,主要从事电力电子应用、计算机控制、楼宇自动化等方面的研究工作;

李晟(1981-),女,硕士研究生,主要从事电力系统、楼宇自动化方面研究工作; Email: palmli@sohu.com

王金凤(1980-),女,硕士研究生,主要从事嵌入式系统、楼宇自动化方面的研究工作。

## Research on grounding fault detection in loop net of DC system using wavelet and fractal theory

LI Dong-hui, LI Sheng, WANG Jin-feng

(School of Electrical Engineering & Automation, Tianjin University, Tianjin 300072, China)

**Abstract:** The paper analyzes the limitation of "low frequency injection" method for the purpose of detecting grounding fault branches in loop net in DC system, and advances a new scheme based on the wavelet transform and fractal theory. First, the scheme implements the frequency band division for current signal using multi-resolution analysis based on the bior2.2 wavelet at resolution 2 to extract the feature of low frequency band, and then calculates the fractal dimension of the scale coefficient curve  $a_2$  to judge the insulation condition of the branch, referring to change trends of fractal dimensions. This scheme overcomes the influence of harmonic current in loop net. Simulation results prove that this new method is sufficient enough for the identification of the grounding fault branches.

This project is supported by National Natural Science Foundation of Tianjin (No. 033601571).

**Key words:** DC system; loop net; wavelet; fractal; box dimension

(上接第 16 页 continued from page 16)

## Research and simulation of bus protection with function approximation ability

ZHAN Hong-xia<sup>1</sup>, LUO Jian<sup>2</sup>, LEI Xia<sup>1</sup>

(1. College of Electricity and Information, Xihua University, Chengdu 610039, China; 2. The Key Laboratory of High Voltage Engineering and Electrical New Technology, Chongqing University, Chongqing 400044, China)

**Abstract:** For a long time, the application of ANN to relay protection is based on classification ability. Enough fault samples are crucial for the performance of the protection, but limited sample data can be actually available for the training of ANN model. In order to overcome the drawback, bus protection based on ANN model with function approximation ability is presented in this paper. Function approximation is one of the most important ability of ANN, a function object can be replaced by an ANN model with function approximation ability. Physical object of bus protection is a function with certain relation between inputs and outputs, which can be replaced by an ANN model, i.e. can be approximated by an ANN mathematical model. Based on the ANN model trained under normal bus operation conditions, the inner or outer fault can be distinguished successfully.

**Key words:** bus-bar protection; artificial neural network; function approximation; simulation