

# 基于免疫 RBF 神经网络的变压器故障诊断

任 静, 黄家栋

(华北电力大学电力系统保护与动态安全监控教育部重点实验室, 河北 保定 071003)

**摘要:** 为了提高变压器故障诊断的准确率, 提出一种免疫 RBF 混合智能诊断算法, 用免疫聚类算法确定 RBF 神经网络隐含层中心的数量和初始位置, 减少了网络训练的计算量, 提高了网络的泛化能力; 用遗传算法对 RBF 网络训练, 进一步优化网络的结构和连接权重, 将训练后的 RBF 网络应用于变压器故障诊断。经过大量实例分析, 并将其结果与其他算法进行对比, 表明该方法算法精简, 诊断正确率高。

**关键词:** 变压器; 故障诊断; 免疫聚类; RBF 网络

## Transformer fault diagnosis based on immune RBF neural network

REN Jing, HUANG Jia-dong

(Key Laboratory of Power System Protection and Dynamic Security Monitoring and Control of Ministry of Education, North China Electric Power University, Baoding 071003, China)

**Abstract:** In order to improve the correct rate of dissolved gas analysis (DGA), this paper investigates an intelligent mixed method of the artificial immune RBF neural network. First it determines number and initial position of RBF neuron in hidden layer with immune clustering algorithm, which can reduce the training computational complexity of neural networks and improve capacity of network generalization. Then it trains the RBF network with genetic algorithm to furtherly optimize the structure and connection weights of the network and applies the RBF neural network to transformer fault diagnosis. Examples analysis and comparison results show that the precision of fault diagnosis can be evidently improved.

**Key words:** power transformer; fault diagnosis; artificial immune clustering; RBF neural network

中图分类号: TM76 文献标识码: A 文章编号: 1674-3415(2010)11-0006-04

## 0 引言

电力变压器是电力系统的重要设备, 其运行状态对系统的安全性有着重要的影响, 利用变压器油中溶解气体分析 (DGA) 方法检测其内部早期故障已经成为变压器故障诊断的重要方法。常用的 IEC 三比值法及其相关改良比值法在工程实际使用中暴露出编码不全, 编码结果过于绝对等缺点, 离开专家经验, 往往出现误判和漏判, 而电研法不能对放电和过热两种故障同时存在的情况作出判断。

RBF 神经网络以其具有可以逼近任意非线性映射, 算法简单, 实用的特点成为人们研究的热点, 近年来, 在故障诊断领域得到了成功的应用。在 RBF 网络中, 隐含层基函数的中心和宽度对网络的性能具有重要的影响。目前常用的几种 RBF 网络训练算法很难找到中心和宽度的全局最优值; 同时, 这些训练算法往往为了达到一定的逼近能力而使得

隐含层节点数目过多, 导致计算量加大。本文应用免疫聚类方法确定 RBF 网络隐含层中心数目和位置, 用遗传算法对 RBF 网络进行优化, 提高了 RBF 网络的收敛速度和泛化能力。实例表明, 该算法能有效识别变压器故障, 提高故障诊断率<sup>[1]</sup>。

## 1 RBF 神经网络

径向基函数 (RBF) 网络是一种生物背景很强的前向神经网络, 被广泛应用于模式识别, 函数逼近, 信号处理和控制等领域。RBF 网络有输入层、隐含层、输出层 3 层结构, 假设  $N$  个输入数据  $X=[x_1, x_2, \dots, x_N]$ , 其中  $x_i=[x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ip}]^T$ ,  $i=1, 2, \dots, N$  为网络输入, 网络输出  $Y=[y_1, y_2, \dots, y_o]$ ,  $y_i$  由式 (1) 计算:

$$y_i = w_i^T g = \sum_{j=1}^m w_{ij} \exp\left(-\frac{\|x-z_j\|^2}{\sigma_j^2}\right) \quad (1)$$

$i=1, 2, \dots, o; j=1, 2, \dots, m$

其中:  $w_i=[w_{i1}, w_{i2}, \dots, w_{im}]^T$  是输出节点  $i$  的权值矢量;  $g=[g_1, g_2, \dots, g_m]^T$  是基函数矢量, 本文选择的是高斯基函数;  $o$  是网络输出节点的个数<sup>[2-3]</sup>。

建立 RBF 网络模型的关键在于: 1) 确定 RBF 网络隐含层数据中心的个数  $M$ ; 2) 确定隐含层数据中心  $z_j$  位置; 3) 输出权值  $w_{ij}$  的学习。在 RBF 神经网络中, 隐含层 RBF 中心应能覆盖整个输入空间, 但如果 RBF 中心的数量过多, 将使网络的计算量显著增加, 而且也会导致网络泛化能力的降低, 因此, 建立 RBF 网络模型的关键在于正确的选择合适的 RBF 中心。目前选择 RBF 中心的方法主要有聚类算法和正交最小二乘算法, 聚类算法需要预先指定聚类的数量, 而正交最小二乘算法当输入数据量较大时, 容易出现病态矩阵。为了解决以上问题, 采用一种可以实现数据聚类的人工免疫机制确定 RBF 网络中心的初始数量和位置, 这种免疫聚类方法借鉴了克隆选择原理和免疫网络理论, 可以根据输入数据集自适应的确定 RBF 网络隐含层中心的数量和初始位置, 并将该方法应用于变压器故障诊断。

## 2 免疫聚类 RBF 网络算法

### 2.1 免疫聚类算法

本文采用人工免疫聚类算法确定 RBF 网络的中心。在 RBF 网络中, 假定训练数据中包含  $N$  个输入矢量, 构成集合  $X=[x_1, x_2, \dots, x_N]$ ,  $x_i \in R^p$ 。算法的目的就是寻求包含  $M$  个矢量的集合  $Z=[z_1, z_2, \dots, z_M]$ , 其中  $z_i \in R^p$ , 构成 RBF 网络的中心集合。为了使 RBF 具有良好的故障诊断率, 要求  $Z$  中包含的网络中心能够在输入空间  $R^p$  尽量涵盖所有的输入矢量, 同时  $Z$  中的网络中心之间保持一定的距离, 这与生物免疫系统中抗体与抗原的关系是非常相似的, 因此采用下面的人工免疫聚类算法确定 RBF 隐层中心集合  $Z$ 。在该算法中,  $X$  中的每个输入矢量  $x_i$  相当于一个抗原  $A_g$ , 而  $Z$  中的中心矢量  $z_j$  则相应于一个抗体  $A_b$ 。矢量之间的匹配度 (亲和力) 用  $R^p$  空间中的欧氏距离表示。算法由克隆选择过程和免疫抑制过程 2 个过程构成。克隆选择过程的目的是进化抗体集合, 使抗体集合能覆盖更多的训练数据 (抗原); 免疫抑制过程能够提高克隆选择过程的全局寻优能力, 使算法的输出不至于集中在一个局部区域, 同时保护高亲和力的抗体。

算法的流程图如图 1 所示, 具体步骤如下所示:

- 1) 随机初始化聚类中心  $Z$ ;
- 2) 计算  $x_i$  与  $Z$  中所有中心的亲和力

$$a_{ij} = \frac{1}{1 + \|x_i - z_j\|} \quad (i=1,2,\dots,N, j=1,2,\dots,M) \quad (2)$$

3) 选择  $n$  个与  $x_i$  亲和力最大的中心矢量  $Z_n=[z_1, z_2, \dots, z_n]$ ;

4) 对  $n$  个被选择的中心矢量进行克隆操作, 克隆的数目  $N_c$  由其亲和力决定, 亲和力越大的克隆数  $N_c$  越大, 即  $N_c \propto K \times a_{ij}$ , 其中  $k$  为克隆规模;

5) 对克隆后的中心矢量以下式进行变异操作得到  $Z_p$ :  $z_j = z_j - \alpha (z_j - x_i)$ , 其中  $\alpha$  为学习速率由亲和力  $a_{ij}$  决定, 亲和力越大,  $\alpha$  越大;

6) 克隆选择操作: 重新计算  $x_i$  与  $Z_p$  中所有中心矢量的亲和力, 删除亲和力小于特定阈值  $\sigma_d$  的中心矢量, 得到新的中心矢量矩阵  $Z_p$ ;

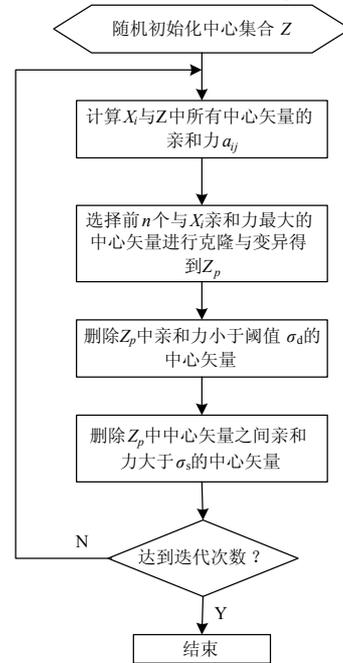


图 1 免疫聚类流程图

Fig.1 Immune clustering flowchart

7) 免疫网络抑制操作: 计算  $Z_p$  中各中心矢量之间的亲和力为

$$a'_{ij} = \frac{1}{1 + \|z_i - z_j\|} \quad (z_i, z_j \in Z_p) \quad (3)$$

删除亲和力大于特定阈值  $\sigma_s$  的中心矢量, 更新中心矢量矩阵  $Z_p$ ;

8) 重复上述操作直到达到迭代数目  $M_c$ 。

### 2.2 RBF 网络训练

利用人工免疫聚类算法确定 RBF 网络的中心后, 采用遗传算法对 RBF 网络进行训练, 该训练方法约束条件少, 通用和鲁棒性强, 能够有效反映输

入和输出的关系，容易得到全局最优解，训练算法采用实数编码，具体算法如下：

1) 产生初始种群  $A$ ：其 RBF 中心采用由人工免疫聚类确定的中心矢量集合  $Z_p$ ，核函数的标准差  $\rho_j, j=1, 2, \dots, m$ ，以及每个输出节点  $i$  的权值矢量  $w_i$  采用随机初始化，即  $A$  中的每个个体对应一种网络结构，其中心相同而标准差和权值矢量不同。

2) 适应度函数：神经网络训练的目的在于寻找参数使其均方差和最小，因此选择均方差和的倒数为适应度函数：

$$f = 1/R \tag{4}$$

其中： $R = \sum_{t=1}^N \sum_{i=1}^o (Y_i(t) - \bar{Y}_i(t))^2$ ； $Y_i(t)$  和  $\bar{Y}_i(t)$  分别表示训练数据  $t$  在第  $i$  个输出节点的实际输出和期望输出， $o$  和  $N$  分别是输出节点和输入数据的数目。

3) 选择：选择的目的是将优化的个体直接遗传到下一代或产生新的个体遗传到下一代，它是建立在种群中个体适应度的基础上的。本文采用联赛选择算子，基本思想是从种群中随机选择  $k$  个个体，其中适应度最高的个体遗传到下一代，重复执行此过程，直到选出的个体数量达到要求为止。其中  $k$  为竞赛规模，本文取值为 3。同时为了不使最优的个体在选择中被淘汰，采用精英保留策略，即将每一代中最优的个体直接遗传到下一代。

4) 交叉和变异：对群体中的个体进行交叉和变异，得到群体  $A_k$ 。为了避免随机变异破坏免疫聚类的结果，采用非一致变异，即聚类中心矢量对应编码位的变异幅度和概率小于其他编码位的变异幅度和概率。

### 3 实例分析

#### 3.1 数据预处理

同一种故障类型的变压器油中溶解气体数据，由于变压器等级，规格的不同，以及采气量的差距，其原始数据间的差异较大，如直接利用原始数据计算，就可能突出某些数量级特别大的特型指标作用，降低甚至排斥某些数量级较小的特性指标的作用，导致小特征指标只要改变一点数值，就会改变分类结果。为了保持原有各指标的分辨力，即变异性大小，可采用将各气体含量占 5 种气体含量总和和百分比的方式将数据规格化<sup>[5-8]</sup>。

#### 3.2 诊断模型的建立

免疫聚类算法的输入数据是训练抗原集， $x_i=[A_{gi1}, A_{gi2}, \dots, A_{gi5}, F]$ ， $A_{gi1} \sim A_{gi5}$  分别代表油

中  $H_2$ 、 $CH_4$ 、 $C_2H_4$ 、 $C_2H_6$ 、 $C_2H_2$ ，五种气体的体积分数； $F$  表示其所属故障类别；输出是免疫聚类后的 RBF 隐含层中心数量和初始位置，本文收集各类型故障样本 400 个，其中 150 个故障样本输入到上述免疫聚类算法中，参数设置如下：初始化抗体个数  $N=20$ ，最佳抗体选择数  $n=6$ ，抗体克隆规模  $k=10$ ，再次选择率  $\xi\%=10\%$ ，克隆选择阈值  $\delta_s=0.5$ ，免疫抑制阈值  $\delta_d=0.1$ 。经人工免疫网络处理后得到的网络中心个数为 7。

将所得到的免疫聚类结果作为 RBF 网络的初始隐含层中心数量和位置，用遗传算法对 RBF 网络进行优化，输入数据是五种气体的体积分数和所属故障类别的集合共 150 个，输出量代表变压器故障可能的故障类型，变压器的典型故障类型有：低温过热 T1 ( $t < 300^\circ C$ )、中温过热 T2 ( $300^\circ C < t < 500^\circ C$ )、高温过热 T3 ( $t > 500^\circ C$ )、局部放电 PD、低能放电 D1、高能放电 D2 等 6 种潜伏性故障类型，因此本文选择这 6 个向量作为网络的输出向量，即网络输出节点确定为 6 个，网络的预期输出结果如表 1 所示，本文设定以 0 到 1 之间的数值表示对应的故障程度，即发生此类故障的概率，数值越接近 1 表示发生该故障的概率越大，当对应某类故障的输出值大于 0.5 时，则表示发生此类故障，当有两种以上故障的输出值大于 0.5 时，则表示发生了复合故障。本文设定遗传算法的种群大小为 30，中心矢量交叉概率为 0.2，变异概率 0.05，核函数标准差和输出节点权值的交叉概率为 0.6，变异概率为 0.1，经过 60 次迭代后，网络收敛。本文还考虑了 5 个和 9 个隐含层中心的情况：当隐含层中心数目为 5 个时，RBF 网络过早收敛，因此其诊断精度不能满足要求；当隐含层中心数目为 9 个时，虽然 RBF 网络收敛，但是网络结构复杂，计算量加大。由此可以得出，经过训练的 RBF 网络是用于变压器故障诊断的最优网络结构。

表 1 RBF 网络期望输出

Tab.1 Desired output of RBF neural network

故障类型	期望输出					
	T1	T2	T3	PD	D1	D2
低温过热	1	0	0	0	0	0
中温过热	0	1	0	0	0	0
高温过热	0	0	1	0	0	0
局部放电	0	0	0	1	0	0
低能放电	0	0	0	0	1	0
高能放电	0	0	0	0	0	1

### 3.3 诊断结果

将 100 个包含五种气体体积分数的故障样本用于测试训练后的 RBF 网络的诊断精度, 并同 BP 神经网络算法的诊断精度比较, 得到结果如下表 2 所示, 由表 2 可以得到本文的算法的诊断精度优于神经网络算法。

表 3 列举了变压器 5 组诊断实例, 由表 3 可以得到, 本文提出的免疫 RBF 混合算法, 对五组实例均得出了正确的结果, 通过对第 5 组混合故障的正确诊断可以得到, 该算法对混合故障也有较高的诊断精度。

表 3 5 组变压器故障诊断实例

Tab.3 Samples of five representative diagnosis in transformers

组号	$\varphi(\text{H}_2)/10^{-6}$	$\varphi(\text{CH}_4)/10^{-6}$	$\varphi(\text{C}_2\text{H}_4)/10^{-6}$	$\varphi(\text{C}_2\text{H}_6)/10^{-6}$	$\varphi(\text{C}_2\text{H}_2)/10^{-6}$	诊断结果	实际故障
1	30.00	7.40	1.80	8.50	19.00	D1	低能量密度放电
2	181.00	262.00	28.00	41.00	0.00	T3	铁芯穿芯螺丝松动引起过热
3	274.00	376.00	1002.00	55.00	17.00	T3	变压器铁芯多点接地
4	127.00	107.00	154.00	11.00	224.00	D2	变压器内多处电弧性放电
5	150.00	994.00	63.00	3.60	90.00	D2, T3	变压器磁路故障

## 4 结论

人工免疫聚类算法能够较好地得出 RBF 神经网络隐含层节点的数目和初始位置, 有效提取故障诊断所需要的样本特征, 消除冗余, 精简 RBF 网络结构, 提高网络的泛化能力, 采用遗传算法训练网络结构, 提高网络的全局收敛能力, 将训练后的 RBF 网络用于变压器故障诊断, 通过实例分析, 该方法能够有效地提高诊断的精确度。

### 参考文献

- [1] 曹永刚, 周玲, 丁晓群, 等. 基于概率神经网络的电力变压器故障诊断[J]. 继电器, 2006, 34 (3): 9-11. CAO Yong-gang, ZHOU Ling, DING Xiao-qun, et al. Power transformer fault diagnosis using PNN[J]. Relay, 2006, 34 (3): 9-11.
- [2] 蒋华刚, 吴耿峰. 基于人工免疫原理的 RBF 网络预测模型[J]. 计算机工程, 2008, 34 (2): 202-205. JIANG Hua-gang, WU Geng-feng. RBF network prediction model based on artificial immune principal [J]. Computer Engineering, 2008, 34 (2): 202-205.
- [3] 谢铮桂, 韦玉科, 钟少丹. 基于免疫聚类的 RBF 神经网络研究[J]. 计算机工程与设计, 2008, 29 (13): 3439-3443. XIE Zheng-gui, WEI Yu-ke, ZHONG Shao-dan. Study on modified RBF neural networks based on immune clustering[J]. Computer Engineering and Design, 2008, 29 (13): 3439-3443.
- [4] 熊浩, 李卫国, 宋伟, 等. 概率聚类技术应用于变压

表 2 变压器故障样本诊断精度

Tab.2 Diagnosis accuracy of power transformer fault samples

故障类型	BPNN 诊断精度/%	AI-RBF 诊断精度/%
T1	81.3	94.5
T2	81.7	96.5
T3	83.2	95.6
PD	81.6	94.8
D1	86.4	96.7
D2	85.7	96.3

器 DGA 数据故障诊断[J]. 高电压技术, 2008, 34 (5): 1022-1026.

- XIONG Hao, LI Wei-guo, SONG Wei, et al. Application of density-based clustering technology in diagnosis of DGA data of transformer [J]. High Voltage Technology, 2008, 34 (5): 1022-1026.
- [5] 周爱华, 张彼得, 张厚宣. 基于人工免疫分类算法的电力变压器故障诊断[J]. 高电压技术, 2007, 33 (8): 77-80. ZHOU Ai-hua, ZHANG Bi-de, ZHANG Hou-xuan. Power transformer fault diagnosis by using the artificial immune classification algorithm [J]. High Voltage Engineering, 2007, 33 (8): 77-80.
- [6] 梁永春, 李彦明. 改进型组合 RBF 神经网络的变压器故障诊断[J]. 高电压技术, 2005, 31 (9): 31-33. LIANG Yong-chun, LI Yan-ming. Application of modified combinatorial radial basis function neural network in fault diagnosis of power transformer[J]. High Voltage Engineering, 2005, 31 (9): 31-33.
- [7] 王茹, 林辉. 用 RBF 网络进行电力变压器局部放电故障诊断[J]. 高压电器, 2005, 41 (1): 36-38. WANG Ru, LIN Hui. A new neural network for fault diagnosis of partial discharge in power transformers [J]. High Voltage Apparatus, 2005, 41 (1): 36-38.
- [8] 潘翀, 陈伟根, 云玉新, 等. 基于遗传算法进化小波神经网络的电力变压器故障诊断[J]. 电力系统自动化, 2007, 31 (13): 88-92.

(下转第 14 页 continued on page 14)

- [3] 罗建裕, 王小英, 鲁庭瑞, 等. 基于广域测量技术的电网实时动态监测系统应用[J]. 电力系统自动化, 2003, 27(24): 78-80.  
LUO Jian-yu, WANG Xiao-ying, LU Ting-rui, et al. An application of power system real-time dynamic monitoring system based on wide-area measurement[J]. Automation of Electric Power Systems, 2003, 27(24): 78-80.
- [4] 许树楷, 谢小荣, 辛耀中. 基于同步相量测量技术的广域测量系统应用现状及发展前景[J]. 电网技术, 2005, 29(2): 44-49.  
XU Shu-kai, XIE Xiao-rong, XIN Yao-zhong. Present application situation and development tendency of synchronous phasor measurement technology based wide area measurement system[J]. Power System Technology, 2005, 29(2): 44-49.
- [5] Thorp J S, Phadke A G, Karimi K J. Real time voltage-phasor measurements for static state estimation[J]. IEEE Trans on Power Apparatus and Systems, 1985, 104 (11): 3098-3107.
- [6] Slutsker I W, Mokh tari S, Jaques L A et al. Implementation of phasor measurements in state estimator at sevillana de electricidad[C].//Proceedings of IEEE Power Industry Computer Application Conference. Salt Lake City (USA):1995.392-398.
- [7] 彭疆南, 孙元章, 王海风. 考虑系统完全可观测性的PMU 最优配置方法[J]. 电力系统自动化, 2003, 27(4): 10-16.  
PENG Jiang-nan, SUN Yuan-zhang, WANG Hai-feng. An optimal PMU placement algorithm for full network observability[J]. Automation of Electric Power Systems, 2003, 27(4): 10-16.
- [8] 李强, 周京阳, 于尔铿, 等. 基于混合量测的电力系统状态估计混合算法[J]. 电力系统自动化, 2005, 29(19): 31-35.  
LI Qiang, ZHOU Jing-yang, YU Er-keng, et al. A hybrid algorithm for power system state estimation based on PMU measurement and SCADA measurement[J]. Automation of Electric Power Systems, 2005, 29(19): 31-35.
- [9] 卫志农, 李阳林, 郑玉平. 基于混合量测的电力系统线性动态状态估计算法[J]. 电力系统自动化, 2007, 31(6): 39-43.  
WEI Zhi-nong, LI Yang-lin, ZHENG Yu-ping. A mixed measurement-based linear dynamic state estimation algorithm for power systems[J]. Automation of Electric Power Systems, 2007, 31(6): 39-43.
- [10] 刘辉乐, 刘天琪, 黄志华. 基于 Kalman 滤波原理的电力系统动态状态估计的研究综述[J]. 继电器, 2004, 32(20): 62-66.  
LIU Hui-le, LIU Tian-qi, HUANG Zhi-hua. Research on dynamic state estimation based on Kalman theory in power system[J]. Relay, 2004, 32(20): 62-66.
- [11] 刘辉乐, 刘天琪, 彭锦新. 基于 PMU 的分布式电力系统动态状态估计新算法[J]. 电力系统自动化, 2005, 29(4): 34-39.  
LIU Hui-le, LIU Tian-qi, PENG Jin-xin. New distributed power system dynamic state estimation algorithm based on PMU[J]. Automation of Electric Power Systems, 2005, 29(4): 34-39.
- [12] 丁军策, 蔡泽祥, 王克英, 等. 基于广域测量系统的状态估计研究综述 [J]. 电力系统自动化, 2006, 30(7): 98-103.  
DING Jun-ce, CAI Ze-xiang, WANG Ke-ying, et al. An overview of state estimation based on wide-area measurement system[J]. Automation of Electric Power Systems, 2006, 30(7): 98-103.

收稿日期: 2009-03-31; 修回日期: 2010-05-13

作者简介:

赵亮 (1970-), 男, 硕士, MBA, 在读博士, 高级工程师, 从事供电企业管理工作;

钱玉春 (1974-) 男, 高级工程师, 工程硕士, 多年从事电力系统继电保护及自动化工作;

顾全 (1970-), 男, 硕士, 高级工程师, 主要研究方向: 状态估计、电网安全分析. E-mail: guq@nari-relays.com

(上接第 9 页 continued from page 9)

PAN Chong, CHEN Wei-gen, YUN Yu-xin, et al. Fault diagnosis of power transformers based on genetic algorithm evolving wavelet neural network [J]. Automation of Electric Power Systems, 2007, 31(13): 88-92.

- [9] 臧小刚, 宫新保, 常成, 等. 一种基于免疫系统的 RBF 网络在线训练方法[J]. 电子学报, 2008, 36(7): 1396-1399.

ZANG Xiao-gang, GONG Xin-bao, CHANG Cheng, et al. An online training RBF network based on immune

system[J]. Acted Electronic Arnica, 2008, 36(7): 1396-1399.

收稿日期: 2009-07-29; 修回日期: 2009-09-03

作者简介:

任静 (1983-), 女, 硕士研究生, 主要研究方向为电力系统自动化控制, 电力系统继电保护; E-mail: renjing617@163.com

黄家栋 (1961-), 男, 副教授, 主要研究方向为电力系统自动化控制, 计算机技术在电力系统中的应用。