第32卷第12期	电网技术	Vol. 32 No. 12
2008年6月	Power System Technology	Jun. 2008

文章编号: 1000-3673 (2008) 12-0064-06 中图分类号: TM761 文献标识码: A

电力市场环境下的新型负荷频率控制方法

张建武¹,刘向杰¹,黄宏清²

(1. 华北电力大学 控制科学与工程学院,北京市 昌平区 102206;

2. 南京南瑞集团公司,江苏省 南京市 210003)

New Method of Load Frequency Control in Electricity Market Environment

ZHANG Jian-wu¹, LIU Xiang-jie¹, HUANG Hong-qing²

(1. School of Control Science and Engineering, North China Electric Power University, Changping District, Beijing 102206,

China; 2. Nanjing NARI Group Corporation, Nanjing 210003, Jiangsu Province, China)

ABSTRACT: Aiming at the two-area interconnected system, the nonlinearity, parameter uncertainty and pure time-delay characteristic of load frequency control are researched, then an adapative controller based on fuzzy radial basis function (RBF) neural network is proposed, namely, by means of RBF neural network the self-learning, modification and improvement of fuzzy rules are conducted to improve dynamic performance of the adaptive controller. Combining Matlab software with Labview software, the simulation of the proposed adapative controller is carried out. Simulation results show that the proposed adapative controller possesses high adaptivity and self-learning ability. Applying the proposed adaptive controller to load frequency control of complex nonlinear power system, a favorable control effect is obtained.

KEY WORDS: load frequency control; fuzzy radial basis function (RBF) neural network; adaptive control; electricity market

摘要:针对电力市场环境中的两区域互联系统,研究了负荷 频率控制的非线性、参数的不确定和纯迟延特性等问题,提 出了一种基于模糊径向基函数神经网络的自适应控制器,即 利用径向基函数神经网络进行自学习、修正与完善模糊规 则,改善其动态性能。将 Matlab 与 Labview 软件相结合进 行仿真,结果表明上述方法具有较强的自适应和自学习能 力,将其应用于复杂的非线性电力系统的负荷频率控制中, 取得了较好的控制效果。

关键词:负荷频率控制;模糊径向基函数(RBF)神经网络; 自适应控制;电力市场

0 引言

电力系统频率的调节品质直接反映着电力系

统供电质量的优劣,而将电力系统频率控制在允许 范围内是通过控制系统内并联运行机组输入的总 功率等于系统负荷在额定频率所消耗的有功功率 来实现的,该过程称为电网负荷频率控制^[1]。

学科代码: 470·4054

现代电力系统的规模越来越大,由几个区域电 力系统相互连接可构成大型互联电力系统。电力系 统的联络线偏差控制是通过区域控制偏差(area control error, ACE)实现的, 基于传统 ACE 的比例 积分(proportional integral, PI)控制器虽能有效地将 联络线功率偏差、频率偏差和 ACE 调节到零,但 很难同时维持频率偏移引起的电钟误差累积值和 净交换功率偏差引起的交换电量偏差累积值为零。 为了解决上述问题, 文献[2]首先提出了基于新区域 控制偏差(new area control error, ACEN)的负荷频率 控制(load frequency control, LFC)方法。基于 ACEN 的 PI 控制器不仅具有传统 PI 控制器的特点,而且 还可以同时控制电钟误差累积值和交换电量偏差 累积值,使其达到最小值。但是该方法是基于线性 对象模型的结果,并不能很好地解决非线性、参数 不确定与纯时延的问题,所以在实际的电力系统应 用时并不能得到很好的控制性能。

近年来,随着电力市场的发展,许多在市场管制条件下的经典负荷频率控制方法^[3]被引入到解除管制后的负荷频率控制中来。但是,由于解除管制后的系统模型发生了变化,控制对象间的耦合特性更加强烈,所以并不能得到很好的控制效果。为解决上述问题,在本文的研究中引入智能控制^[4-6]。作为智能控制之一的模糊控制具有控制非线性系统的能力,且方法简单、运算速度快、鲁棒性强,但

基金项目:新世纪优秀人才支持计划资助项目(NCET-06-0207);北 京市自然科学基金资助项目(4062030)。

控制精度不高,难以进行自学习。而 RBF 神经网络 控制同样具有控制非线性系统的能力,且控制精度 高、能自学习、运算速度快,不易陷入局部极小。 所以,本文采用径向基函数(radial basis function, RBF)神经网络来自动调整和完善模糊控制规则, 以期达到最佳的控制效果,使系统的联络线功率偏 差、频率偏差、ACEN 从一开始就迅速向零逼近。

1 系统动态模型

在自由的电力市场背景下,完整一体的"发电 -输电-配电"结构已不存在,代替它的是分成3种 配置任务的结构体,包括发电公司、输电公司、配 电公司。发电公司是自由的电能生产者,他们可以 通过相互间的竞争卖出生产的电能。输电公司的作 用是在发电公司与配电公司之间传输电能。电力市 场解制前,每个控制区域都有固定的发电、配电界 限范围,而解制以后,每个配电公司都可以自由选 择与发电公司签订买卖电能合同,既可以选择与自 己区域内的发电公司交易,也可以选择其他区域内 的发电公司交易,此谓"双边交易"^[7]。

配电公司与发电公司之间的合同可以用配电 分配矩阵(distribution company participation matrix, DPM)来进行模型虚拟。DPM 的行对应于发电公司, 而列对应于与之签订买卖电能合同的配电公司。矩 阵中的每个元素可以设定为配电公司与发电公司 买卖电能总负荷的一份子。矩阵中每一列元素的总 和为 1。例如,一个两区域系统的 DPM 如图 1 所 示,其中 *f*_{cpij}表示第 *i* 个发电公司与第 *j* 个配电公司 间的分配因子。DPM 里的每个元素表示一个配电 公司与一个发电公司间的买卖电能交易合同,该矩 阵称为配电分配矩阵。



Fig. 1 Distribution company participation matrix

由两个子系统组成的在电力市场背景下的电力系统动态模型方框图示于图 2,其中 T_g 为调速器时间常数; T_t 为汽轮机时间常数; T_p 为电力系统时间常数; R_i (第一区域 *i*=1,第二区域 *i*=2,下同)为调速器速度的调节量; b_i 为频率偏移设定值; K_p 为电力系统增益; U_i 为控制器的控制量; dP_{Li} 为负荷干扰; df_i 为频率偏移增量; dP_{te} 为联络线扰动的功



图 2 电力市场背景下的电力系统动态模型 Fig. 2 Dynamic model of power system in electricity market environment

率增量变化; T₁₂为区域1和区域2之间的联络线功率同步系数。

系统的动态模型可写成

$$\begin{cases} \mathbf{X} = A\mathbf{X} + B\mathbf{U} + F\mathbf{D}P_d \\ \mathbf{X}(0) = 0 \end{cases}$$
(1)

$$\boldsymbol{X}_{i} = \begin{bmatrix} \Delta f_{i} & \Delta P_{gi} & \Delta P_{ci} & \Delta X_{ei} & \Delta P_{\text{tiei,scheduled}} \\ (\int E_{ACi} dt) (\int E_{ACNi} dt) & E_{ACNi} \end{bmatrix}^{T}$$
$$\Delta P_{\text{tiei,scheduled}} = \sum_{i=1}^{1} \sum_{j=2}^{2} f_{cpij} \Delta P_{dj} - \sum_{i=2}^{2} \sum_{j=1}^{1} f_{cpij} \Delta P_{dj}$$

式中: $\Delta P_{gi} = \sum_{j} f_{cpij} \Delta P_{dj}$ 为发电机输出功率增量变 化; ΔP_{ci} 为速度变化器位置增量变化; ΔX_{ei} 为调 速器阀门位置增量变化; $\Delta P_{tiei,scheduled}$ 为联络线预定 的功率增量变换; ΔP_{dj} 为第*j* 个配电公司的功率总 需求。

其系统输出是基于 ACEN 的,如下式所示:

$$\boldsymbol{Y} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{Y}_1 \\ \boldsymbol{Y}_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{E}_{\text{ACN1}} \\ \boldsymbol{E}_{\text{ACN2}} \end{bmatrix} = \boldsymbol{C}\boldsymbol{X}$$
(2)

式中 $E_{ACNi} = E_{ACi} + a_i \int E_{ACi} dt$, 其中 $E_{ACi} = dP_{tie} + \beta_i df_i$; *C*是输出矩阵^[8]。

电力系统是复杂的非线性、参数不确定和纯迟 延的动态系统,特别是蒸汽调节阀的迟延特性,发 电机变化速率限制(generation rate constraint, GRC) 特性以及各时间参数的不确定特性尤为突出。由于 电力系统在正常运行时仅仅产生较小的负荷变化, 所以常常使用线性化的模型来表示运行点附近的 系统动态。许多传统的负荷频率控制方法往往按照 其线性模型设计控制器,难以满足负荷大范围变化 时的频率扰动控制。在 LFC 中,系统模型的非线性 体现在:①发电机变化率约束对 LFC 的影响;②调 速器死区效应对 LFC 的影响^[9]。

2 基于模糊 RBF 神经网络的自适应控制

2.1 模糊逻辑系统

模糊控制策略因其处理非线性问题的有效性而 得到了广泛应用。实际上,模糊控制器的模糊规则 和隶属度函数的确定依赖于被控对象。由于受控制 过程中的非线性、参数不确定性和随机干扰等因素 的影响,单纯模糊控制的效果并不理想^[10]。将模糊 控制与神经网络、遗传算法相结合,可实现模糊控 制器的自适应性,提高模糊控制器的控制品质^[10-13]。 文献[13]提出的一种模糊逻辑系统的解析式为

$$f(x) = \frac{\sum_{i=1}^{m} y^{l} \left\{ \prod_{i=1}^{n} \exp\left[-\left(\frac{x_{i} - x_{i}^{l}}{d_{i}^{l}}\right)^{2} \right] \right\}}{\sum_{i=1}^{m} \left\{ \prod_{i=1}^{n} \exp\left[-\left(\frac{x_{i} - x_{i}^{l}}{d_{i}^{l}}\right)^{2} \right] \right\}}$$
(3)

式中: $x = [x_1 x_2 L x_n]^T$ 为模糊逻辑系统的输入; f(x)为模糊系统的输出; $y^l 为 l$ 条规则的输出模糊集合 的中心值; x_i^l 为第 l 条规则的输入的第 i 个语言变 量 所取的模糊集合的中心值, d_i^l 为其宽度; l = 1, 2, L, m 为规则的条数; i = 1, 2, L, n 为模糊的输 入变量的个数。

文献[14]从理论上严格证明了式(3)可在任意精度上一致逼近任何定义在一个致密集上的非线性函数,因而将该式作为解析模糊控制器用于对系统控制具有普遍意义。y¹、x¹_i、d¹_i为可调节参数,其取值直接影响到模糊控制系统性能的好坏,一般情况下这些参数是凭经验选取的,带有一定的盲目性。

2.2 RBF 神经网络模型

本文选用广义的 RBF 网络,结构如图 3 所示。 其中第*i*个隐单元的激励输出为"基函数" *F*(*X*,*t_i*),其中*t_i*=[*t_i*:*t_i*2L *t_{im}*L *t_{iM}*],*i*=1,2,L,*I*为



基函数的中心。

设训练样本集为 $X = [X_1 X_2 L X_k L X_N]$,其中 任一训练样本 $X_k = [x_{k1}x_{k2}L x_{km}L x_{kM}]$, k = 1, 2, L, N, 对应的实际输出为 $Y_k = [y_{k1} y_{k2}L y_{km}L y_{kJ}]$, 期望输出为 $d_k = [d_{k1} d_{k2}L d_{kJ}]$ 。当网络输入训练样 本 X_k 时,网络第 j 个输出神经元的实际输出为

$$Y_{kj}(X_k) = w_{0j} + \sum_{i=1}^{l} w_{ij} F(X_k, t_i) \qquad (j = 1, 2, L, J) \quad (4)$$

式中: w_{ii}为隐层与输出层权值。

当"基函数"为高斯函数时,可表示为

$$F(X_{k},t_{i}) = \exp\left(-\frac{1}{2s_{i}^{2}} \|X_{k} - t_{i}\|^{2}\right) = \exp\left(-\frac{1}{2s_{i}^{2}} \sum_{m=1}^{M} (X_{km} - t_{im})^{2}\right)$$
(5)

式中: $t_i = [t_{i1} t_{i2} L t_{im}]$ 为高斯函数的中心; s_i 为高 斯函数的方差。

2.3 RBF 网络和模糊推理系统的功能等价关系

采用 RBF 神经网络模型构成模糊神经网络的 最大优势在于 RBF 神经网络与模糊推理过程的函 数等价性,根据等价性可将两种不同结构的系统在 函数上统一起来。本文所用模糊控制系统的模糊 规则可以表示为 R: if e is A_i and e_c is B_j then u is C_k ,其中 e、 e_c 、U分别为 ACEN 的偏差输入、偏 差变化输入及控制量输出; A_i 、 B_j 、 C_k 分别为相 应论域上的模糊子集。

采用模糊关系合成法作为推理算法,并且在模 糊推理算法中取各隶属度函数为高斯函数,则规则 的合成度函数可以写为

$$w_{R} = \mathbf{m}_{Ai}(e)\mathbf{m}_{Bj}(e_{c}) = \exp\left(-\frac{(e - c_{Ai})^{2}}{\mathbf{s}_{Ai}^{2}}\right)\exp\left(-\frac{(e c - c_{Bj})^{2}}{\mathbf{s}_{Bj}^{2}}\right)$$
(6)

式中: c_{Ai} 、 c_{Bi} 为模糊子集的中心值; s_{Ai} 、 s_{Bi} 为

高斯函数的宽度。

比较式(5)和式(6)可以看出,模糊推理过程和 RBF 神经网络具有内在的相似性,当模糊规则的个 数和 RBF 中心值的个数相等时,两式是一致的,即 在函数上是等价的。从模糊知识的表达观点来看, RBF 网络本质上是"if...then..."规则的网络表达 形式,其每一个隐含层节点映射了一条模糊规则。 2.4 基于模糊 RBF 神经网络的自适应控制结构设 计与实现

针对电力市场背景下的电力系统负荷频率控制 对象模型,本文所提出的模糊 RBF 神经网络自适应 控制器不仅可以模拟高阶系统进行控制,而且对于 存在非线性、参数不确定性与纯迟延特性的电网负 荷频率对象模型可以进行无限逼近自适应控制。

RBF模糊神经网络是由神经网络结构实现模 糊控制的算法,其结构如图4所示,该网络由输入 层、模糊化层、模糊推理层及输出层构成,具体分 析如下:



图 4 RBF 模糊神经网络结构

Fig. 4 RBF-fuzzy neural network structure

(1) 输入层。

输入层的各节点直接与输入量的各分量连接, 将输入量传到下一层。对该层的每个节点 *i* 的输入 输出表示为

$$f_1(i) = \mathbf{X} = [x_1 \, x_2 \mathbf{L} \, x_n]$$
 (7)

(2) 模糊化层。

采用高斯型函数作为隶属函数, c_{ij}和 b_{ij}分别是 第 *i*个输入变量的第 *j*个模糊集合的隶属函数均值 和标准差:

$$f_{2}(i,j) = \exp\left[-\frac{(f_{1}(i) - c_{ij})^{2}}{(b_{ij})^{2}}\right]$$
(8)

式中: i = 0, 1, L, n; j = 1, 2, L, m。

(3) 模糊推理层。

模糊推理层通过与模糊化层的连接来完成模 糊规则的匹配,各节点之间实现模糊运算,即通过 各节点的组合得到相应的点火强度。每个节点 j 的 输出为该节点所有输入信号的乘积,即

$$f_3(j) = \prod_{i=1}^{N} f_2(i, j)$$
(9)

式中
$$N = \prod_{i=1}^{n} N_i$$

(4) 输出层。

$$f_4 = w f_3 = \sum_{j=1}^{N} [\boldsymbol{w}(j) \cdot \boldsymbol{f}_3(j)]$$
(10)

式中: w(j) 组成输出节点与第三层各节点的连接权 矩阵。

采用模糊 **RBF** 神经网络自适应控制器的具体 算法步骤为:

(1) 网络初始化。首先确定模糊 RBF 神经网 络结构,即选定输入层节点数目 n,模糊化层和模 糊推理层数目 m,并给出各层权系数的初始值 $w_{ij}^{(2)}(0) 和 w_{ij}^{(3)}(0)、学习率r和惯性系数;然后确定$ RBF 辨识网络输入节点及数目 <math>n、隐含数目 m,并 给出隐层节点的中心矢量 $c_j(0)$ 、基宽带、参数初 值 $b_j(0)$ 、权系数初值 $w_j(0)$ 、学习率r和惯性系数。

(2)当 k=1 时,采样得到 y(k)、r(k),计算 e(k),
 其中 k=1,2,…,n 为采样时刻。

(3)根据公式计算模糊 RBF 神经网络各层神经元的输入、输出;计算控制器的输出 u(k),并将 u(k)送入控制对象及 RBF 辨识网络,产生控制对象的下一步输出 y_m(k+1)。

(4) 根据公式计算 **RBF** 辨识网络各层神经的输入、输出以及辨识网络的输出 $\frac{\partial y_{out}}{\partial \Delta u}$ 。

(5)用公式修正辨识网络输出权系数、隐层 点中心矢量、隐层点基宽参数。

(6) 修正模糊 RBF 神经网络权系数。

(7) 令 *k*=*k*+1, 采样得到 *y*(*k*)、*r*(*k*), 计算 *e*(*k*), 返回 (3),继续进行,直到设定时间完成为止。

3 仿真实例

用模糊 RBF 神经网络自适应控制策略对两区 域负荷频率模型(图 2)进行仿真,图中系统参数与 文献[7,15]相同,即 T_{gi} =0.08 s; T_{ii} =0.3 s; T_{pi} =20 s; R_i =2.4; b_i =0.425; K_{pi} =120 Hz/pu; T_{ij} =0.086; DPM 为 $\begin{bmatrix} 0.5 & 0.75\\ 0.5 & 0.25 \end{bmatrix}$;每个配电公司预定的需求电能为 0.01 pu;i=1,2,j=1,2,ij同时出现在下标里时值不 同。给汽轮机加一限幅器以考虑GRC,GRC为 0.2 min,即 $\Delta P_{oi} \leq d$ =0.03 MW/s。同时考虑调节阀 的死区非线性特性为 0.002,并对系统加入随机源, 其最大幅度为 0.003,频率为 0.5,以仿真参数的不确定特性。

在仿真过程中,模糊 RBF 神经网络的输入信号 为两种,即控制系统的误差信号 $\Delta U(k)$ 及 RBF 网络 的辨识信号 $\Delta f_1(k+1)$ 。针对每个输入取 7 个模糊集 进行模糊化,即 *n=2*,*N=*7,模糊 RBF 神经网络结 构取 2-7-7-1 的形式,网络学习参数取*h*=0.20, *a*=0.02,网络的初始权值及隶属函数初始值可随 机产生。RBF 辨识网络的结构取为 3-6-1,它的 3 个输入信号为:控制器的输出 $U(k) \in \mathbf{R}$,潮流线功 率偏差 $\Delta P_{tie}(k) \in \mathbf{R}$,频率偏差 $\Delta f(k) \in \mathbf{R}$,它的输 出是下一时刻频率偏差 $\Delta f_1(k+1) \in \mathbf{R}$ 。最终控制器 输出基于 ACEN 进行控制,其 RBF 模糊控制器用 Matlab 的M 文件编写成函数形式,然后转化成 DLL 动态链接库文件供 Labview 进行仿真。

(1) 第一种情况。

仿真时,在两区域各自加入 0.01 pu 扰动负荷。 当调频容量为 0%时,扰动最大负荷为 1.8%,当调 频容量增大时,扰动最大负荷可相应增大。与常规 模糊负荷频率控制^[16]比较得到仿真图形,如图 5~8 所示。从图 5 可以看出,当稳态误差为±5%时,模 糊 RBF 神经网络自适应控制的频率输出曲线的



调整时间为 15 s,最大超调量幅度为-0.022,常规模糊控制的频率输出曲线由于受随机源的影响产生振荡,最大超调量幅度为-0.035。从图 6 可以看出,模糊 RBF 神经网络自适应控制的汽轮发电机组虽然有汽轮机 GRC 与参数不确定的影响,但是其输出功率比较稳定。从图 7 也可以看出,模糊 RBF 神经网络自适应控制器的输出比常规 模糊控制器的输出稳定。从图 8 可以看出,模糊 RBF 神经网络自适应控制器的输出比常规 模糊控制器的输出稳定。从图 8 可以看出,模糊 RBF 神经网络自适应控制能很快使 ACEN 趋向于 0。综上所述,对于负荷频率控制,本文所提出的 模糊 RBF 神经网络自适应控制比常规的模糊控 制能获得更好的仿真曲线与控制性能。

(2) 第二种情况。

仿真时,第一区域加入 0.005 pu 扰动负荷,第 二区域加入 0.013 pu 扰动负荷,与常规模糊负荷频 率控制比较得到仿真图形,如图 9~16 所示。从下 列各图可以看出,此种情况下,模糊 RBF 神经网络 自适应控制的控制性能比常规的模糊控制要好。





4 结论

现代电网已发展成为在电力市场环境下的多 控制区域互联系统,负荷频率控制作为互联电网 实现功率和频率控制的主要手段,其控制效果直 接影响着电网品质。因此,电网负荷频率控制效果直 接影响着电网品质。因此,电网负荷频率控制效果直 用何种控制方法是近年来调度自动化关注的一个 热点问题。本文构造了电力市场背景下的负荷频 率控制模型,将模糊 RBF 神经网络自适应控制应 用到电力市场背景下的负荷频率控制系统中,解 决了其他控制器需要精确数学模型及(或)控制过 程中存在较大的超调、不能快速可靠地使频率、 区域偏差、新区域偏差趋近于零的问题,也有效 地解决了模糊控制不能自学习的问题。下一步将 着重研究在电力市场背景下,与电网控制性能标 准相适应的负荷频率控制策略。

参考文献

- Ghoshal S P. Multi area frequency and tie line power flow control with fuzzy logic based integral gain scheduling[J]. Journal of Institute of Engineers, 2003, (84): 135-141.
- [2] Kothari M L, Nanda J, Koathari D P. Discrete mode automatic generation control of a two-area reheat thermal system with new area control error[J]. IEEE Trans on Power Systems, 1989, 10(5): 730-738.
- [3] Bcvrani H, Mitanni Y, Tsuji K. Robust decentralized AGC in a

restructured power system[M]. American: Energy Conversion 81 Management, 2004.

- [4] Zeynelgil H L, Demiroren A, Sengor N S. The application of ANN technique to automatic generation control for multi-area power system[J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2002, 24(5): 345–354.
- [5] Demiroren A, Zeynelgil H L, Sengor N S. Automatic generation control using ANN technique for multi-area power system with SMES[J]. Units Electric Power Components and Systems, 2004, 32(2): 193-213.
- [6] Chown G A, Hartman R C. Design and experience with a fuzzy logic controller for automatic generation control[J]. IEEE Trans on Power Systems, 1998, 13(3): 965-970.
- [7] Donde V, Pai M A, Hiskens I A. Simulation and optimization in an AGC system after deregulation[J]. IEEE Trans on Power Systems, 2001, 16(3): 481-488.
- [8] Talaq J, Mitani Y, Tsuji K. Robust decentralized AGC in a restructured power system[J]. Energy Convers. Manage, 2004, 45 (15/16): 2297-2312.
- [9] Bevrani H, Al-Basri F. Adaptive fuzzy gain scheduling for load frequency control[J]. IEEE Trans on Power Systems, 1999, 14 (1): 145-150.
- [10] 窦春霞,张淑清.基于混沌预测的模糊神经网络控制器设计及应用[J].系统工程与电子技术,2003,125(6):704-706.
 Dou Chunxia, Zhang Shuqing. Design and application based on the fuzzy neural network controller of chaos forecast[J]. Systems Engineering and Electronics, 2003, 125(6):704-706.
- [11] Lian R J, Lin B F, Huang J H. A grey prediction fuzzy controller for constant cutting force in turning[J]. International Journal of Machine Tools and Manufacture, 2005, 45(9): 1047-1056.
- [12] Haber R E, Alique J R, Alique A. Controlling a complex electromechanical process on the basis of a neurofuzzy approach [J]. Future Generation Computer Systems, 2005, 21(7): 1083-1095.
- [13] 易继锴,侯媛彬.智能控制技术[M].北京:北京工业大学出版社, 1999.
- [14] 王立新. 自适应模糊系统与控制[M]. 北京: 国防工业出版社, 1995.
- [15] Akalin G. Gu'c Sistemlerinde Yu'k-Frekans Kontrolu'[D]. Kocaeli University, India, 1999.
- [16] Chang C S, Fu W. Area load-frequency control using fuzzy gain scheduling of PI controllers[J]. Electr. Power Syst. Res., 1997, 42(3): 145-52.

收稿日期; 2008-04-07。

作者简介:

张建武(1983—), 男,硕士研究生,研究方向为自动发电控制、智能控制, E-mail:zhang1683@163.com;

刘向杰(1966—),男,教授,研究方向为复杂系统的建模、仿真与 控制;

黄宏清(1969—), 男, 工程师, 研究方向为电力系统自动化、继电保护。

(责任编辑 王金芝)