

一种自组织模糊神经网络控制器的研究

黄江波^{1,2}, 付志红²

(1 长江师范学院 物理学与电子工程学院, 重庆 涪陵 408100; 2 重庆大学 电气工程学院, 重庆 400044)

摘 要: 采用自组织模糊神经网络充分融合模糊控制和神经网络控制的优点, 应用于电力变换器的潮流控制中, 通过仿真对比, 实验表明它具有自组织和在线学习能力以及设计上不依赖被控制对象数学模型的特点, 具有很好的追踪控制能力和鲁棒性, 达到了较好控制效果。

关键词: 自组织模糊神经网络; 在线学习; 追踪控制; 鲁棒性

中图分类号: TP18

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2011)02-0051-05

Research of the Self-Organization Fuzzy Neutral Network Controller

HUANG Jiang-bo^{1, 2}, FU Zhi-hong²

(1 School of Physics or Electron Engineering, Yangtze Normal University, Fuling 408100, China;

2 College of Electrical Engineering, Chongqing University, Chongqing 400044, China)

Abstract: Fuzzy neural network based on self-organizing fuzzy neural network Takagi—Sugeno model is adopted to reduce torque ripple and improve control performance. It to flow control for power converters, comparison by simulation. Experiments show that it has self-organized and on-line learning ability and There is a feature of the design does not rely on mathematical model of the object to be controlled. It has a good tracking control and robustness, a good control effect is achieved.

Key words: NNSOC; online learning; tracking control ; robustness

1 引言

传统的 PI 和模糊控制器的控制借助模糊推理能够实现较简单的控制, 模仿人的决策行为, 不过分依赖于对象模型, 具有良好的适应性等优点. 但对复杂对象的控制规则难以人工提取, 被控制对象的信息得不到充分利用, 造成控制精度的下降, 由于算法相当简单, 无法适应被控对象的参数变化而过分依赖人们的先知经验; 自组织模糊神经网络具有结构和参数自学习能力的模糊神经网络, 它能在非线性系统控制过程中通过神经网络的结构及参数进行学习, 在线调整模糊神经网络的结构、产生模糊控制规则、调整控制规则参数以改变控制性能^[1-3].

本文对自组织模糊神经网络工作机理进行了研

究, 设计了一种自组织模糊神经网络控制器将其用于统一潮流控制器中, 通过与传统的 PI 控制器对比研究, 从控制的有功、无功和有无功进行对比仿真, 结果表明它具有很好的追踪控制能力和鲁棒性.

2 自组织模糊神经网络的研究

2.1 自组织功能

自组织指宇宙中各层次系统以及它们的结构与功能, 都能自己协同动作, 自己组织起来, 由原先宏观上混沌无序的状态, 进化为一种时间、空间或功能上有序的结构. 自组织是在一切物质系统中普遍存在的固有属性. 模糊神经网络控制的自组织功能主要表现在: 自同构功能指一些不同或近似结构的系统会在一定的外界条件下, 通过整合、协调、理顺内

部的各种要素,自我调节成相同的结构.将模糊控制与人工神经网络控制结合起来,可充分发挥二者的优点,可克服两者的不足,得到理想实用的工业控制方法.因此,模糊神经网络控制的出现就是通过不断调整各种信息,把表现形式不同的控制方法沟通起来,使之由此及彼,触类旁通;自反馈功能是指模糊神经网络控制在调节过程中,不断将给定信号与输出信号进行对比,产生偏差信号,然后利用这个偏差信号实施控制,减少差异,保持系统的稳定状态.当输出信号与给定信号基本相符,输出信号基本上能达到要求时,则通过反馈使整个系统内部的信息流基本保持稳定,它的内部结构就处于稳定的状态.如果反馈因素的信息已包含了某些新的内容,与原来的状态产生了差异,那么模糊神经网络控制系统可通过自反馈,进行一定程度的补充、修正、调整,使整个系统在动态中正常运行;自适应功能指不靠外界强制性力量,而靠系统间充分的信息交换和反馈来实现整个系统间的平衡,这种自适应是自组织系统所趋向的目标,是一种目的性行为.它表明模糊神经网络控制系统进行自我更新是通过自适应,形成新的有序结构来实现的,并可根据外界环境的变化,来调整其结构及改变其功能,以适应环境变化.自同构、自反馈与自适应这三种自组织功能,在模糊神经网络控制中各有其特点,但它们并不是孤立的,而是互相联系和互相作用的.只有这三种功能综合作用,才能真正显示模糊神经网络控制的自组织功能.

2.2 自组织模糊神经网络控制的基本思想

自组织模糊控制器系统通常由基于模糊规则推理算法的模糊控制器,用来对控制器自身作用进行评估的性能测量部分,一个增量处理模型,用于修改模糊控制器中的规则这几个部分组成^[4-8],其自组织模糊控制器的系统框图如图 1 所示.

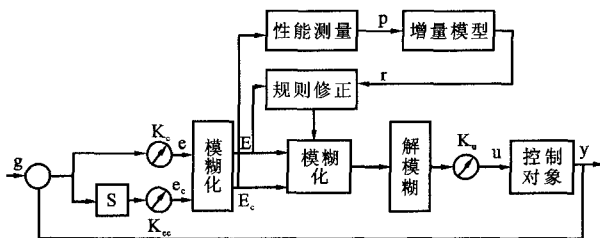


图 1 自组织模糊控制器系统框图

自组织模糊神经网络控制器是一个基于神经网络的自组织模糊控制器.这种控制器无需事先确定模糊控制规则,其控制规则和隶属函数都通过一个神经网络来执行,而规则修正与隶属函数参数的调整由反向传播学习算法来实现.这种控制器是一种

具有结构和参数自学习能力的模糊神经网络控制器,它能在非线性系统控制过程中通过神经网络的结构及参数的学习,在线调整模糊神经网络的结构、产生模糊控制规则、调整控制规则参数以改变控制性能.自组织模糊神经网络控制中的控制器是由神经网络来实现的,它具有分层的结构,最下面一层是输入层,中间是隐层,最上面一层是输出层.其信息从输入层依次向上传递,直至输出层,然后根据误差性能指标,从输出节点开始,采用梯度下降法在网络的各层通过反向通道进行连接权值的修改与隶属函数参数的调节.它不需采用比例因子 K_e 、 K_{ec} 与 K_u ,但它需要用到隶属函数的中心和宽度以及网络间的连接权系数等参数.神经网络的输出代表了一个真实控制量,而不是一个模糊子集,因此,无需解模糊.又由于在输出节点上采用了 Sigmoid 函数,因此,网络的输出始终在区间 $[0,1]$ 内,并与控制对象的输入给定成线性关系.

2.3 自组织模糊神经网络的结构

自组织模糊神经网络由输入层、模糊化层、模糊逻辑层、模糊归一层、输出层组成,仅模糊归一层与输出层之间才有连接权系数.具体结构如图 2 所示,其中圆圈及实线代表已存在的节点及连接,方框及虚线代表将增加的节点及连接, $a_i^{(j)}$ 、 $c_i^{(j)}$ 、 $N(j)$ 分别为第 j 层的输入变量、输出变量、节点数, ω_i 为连接权系数.

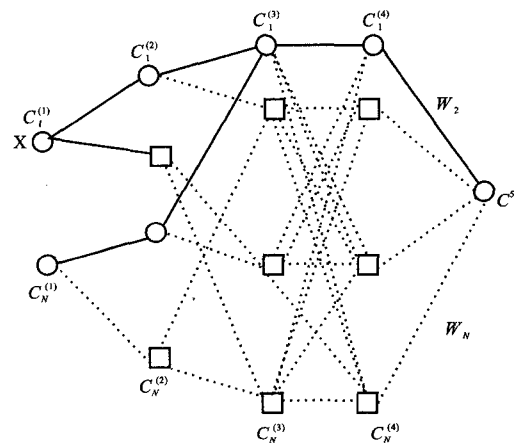


图 2 自组织模糊神经网络

2.4 自组织模糊神经网络的函数

每层的节点函数及节点数描述如下:

输入层的节点函数为

$$C_i^{(1)} = a_i^{(1)} = x_i \quad (1)$$

$$i = 1, 2, 3, 4, \dots, N$$

节点数(其中 n 为输入分量数)为

$$N(1) = n \quad (2)$$

模糊化层的节点函数取隶属函数(均值为 m_{ij} , 方差为 σ_{ij}), 即

$$C_k^{(2)} = C_{kj}^{(2)} = \exp\{(C_i^{(1)} - m_{ij})^2 / \sigma_{ij}^2\}$$

$$i = 1, 2, 3, 4, \dots, N(1); j = 1, 2, 3, 4, \dots, N_i(2); k = 1, 2, \dots, N(2); k = (i-1) \times N_{i-1}(2) + j, N_0(2) = 0 \quad (3)$$

节点数为

$$N(2) = \sum_{i=1}^n N_i(2) \quad (4)$$

模糊逻辑层的节点函数为

$$c_i^{(3)} = c_{1k}^{(2)} c_{2l}^{(2)} \dots c_{nm}^{(2)}$$

$$i = 1, 2, 3, 4, \dots, N(3); k = 1, 2, 3, 4, \dots, N_i(2); l = 1, 2, \dots, N(2); m = 1, 2, \dots, N_n(2) \quad (5)$$

节点数为

$$N(3) = \prod_{i=1}^n N_i(2) \quad (6)$$

模糊归一层的节点函数为

$$c_i^{(4)} = c_i^{(3)} / \sum_j c_j^{(3)}$$

$$i = 1, 2, 3, 4, \dots, N(4) \quad (7)$$

节点数与上层的相同, 即

$$N(4) = N(3) \quad (8)$$

输出层的节点函数为

$$c^{(5)} = \sum c_i^{(4)} \omega_i \quad (9)$$

节点数:

$$N(5) = 1 \quad (10)$$

2.5 模糊神经网络的自组织机理

在说明自组织机理之前, 先定义点火强度最大值:

$$\max p = \max_{i \leq j \leq N(3)} b_j^{(3)} \quad (11)$$

隶属函数近似度:

$$\text{degree}(i, k) = \max_{i \leq j \leq N(2)} E[f(m_{i, \text{new}}, \sigma_{i, \text{new}}), f(m_k, \sigma_k)] \quad (12)$$

其中,

$$E(C, D) = \frac{|C \cap D|}{|C \cup D|} = \frac{|C \cap D|}{\sigma_1 \sqrt{\pi} + \sigma_2 \sqrt{\pi} - |C \cap D|} \quad (13)$$

$$|C \cap D| = \frac{1}{2} \frac{h^2(m_2 - m_1 + \sqrt{\pi}(\sigma_1 + \sigma_2))}{\sqrt{\pi}(\sigma_1 + \sigma_2)} + \frac{h^2(m_2 - m_1 + \sqrt{\pi}(\sigma_1 - \sigma_2))}{\sqrt{\pi}(\sigma_1 - \sigma_2)} + \frac{h^2(m_2 - m_1 + \sqrt{\pi}(\sigma_1 - \sigma_2))}{\sqrt{\pi}(\sigma_1 - \sigma_2)} \quad (14)$$

$h(x) = \max\{0, x\}$; $f(m_{i, \text{new}}, \sigma_{i, \text{new}})$ 为新增加的节点函数。

模糊神经网络的调整机制是通过模糊逻辑层的点火强度的最大值 MAX 是否小于阈值来进行的, 小于某一阈值, 说明现有的模糊规则不满足控制的要求, 需增加新节点、新模糊函数和新模糊规则, 否则无需进行结构调整。

模糊神经网络调整时的约束机制: 如果新模糊化层的节点函数与旧的节点函数的近似度是小于某一参数, 则说明新产生的节点满足自组织机制的要求, 可以接受, 否则需要去掉刚产生的节点。

2.6 隶属函数的产生

(1) 原有节点的隶属函数的中心及宽度的初值为

$$m_{i, j} = x_{i, \text{init}}, \sigma_{i, j} = \sigma_{i, \text{init}} \quad (15)$$

(2) 新节点的隶属函数的中心及宽度的初值为

$$m_{i, \text{new}} = x_l, \sigma_{i, \text{new}} = \gamma \ln(\max p) \quad (16)$$

2.7 模糊逻辑规则的产生

由于自组织模糊神经网络的规则的动态变化首先表现在前提条件的合成, 即

$$c_i^{(3)} = c_{1, k}^{(2)} c_{2, l}^{(2)} \dots c_{n, m}^{(2)} \quad i = 1, 2, 3, 4, \dots, N(3)$$

$$k = 1, 2, 3, 4, \dots, N_i(2); l = 1, 2, \dots, N(2); m = 1, 2, \dots, N_n(2)_{\text{new}} \quad (17)$$

其次表现在模糊逻辑规则的结论变量的产生(即赋予结论变量的初值)及变化。

2.8 自组织模糊神经网络的训练算法

根据图 2 所示, 自组织模糊神经网络的学习能力体现在对隶属函数的参数及连接权(结论变量)的训练, 训练算法是采用梯度下降法(GDM), 其目标函数选为

$$J = \frac{1}{2} (\gamma_i^{\text{obj}} - \gamma_i)^2 \quad (18)$$

对于 SOFNN1 来说, γ_i^{obj} 取 u_d^{obj} , γ_i 取 u_d ; 对于 SOFNN2 来说, γ_i^{obj} 取 u_d^{obj} , γ_i 取 u_d . 隶属函数的训练机制 G 的隶属函数的中心及宽度(即均值及方差) $m_{i, j}, \sigma_{i, j}$ 的训练算法为

$$m_{i, j}(k+1) = \begin{cases} m_{i, j}(k) + \lambda_1 [\gamma_i^{\text{obj}}(k) - \gamma_i(k)] \text{sign}\left(\frac{\partial y_i(k)}{\partial u}\right) \\ \sum_l \frac{\omega_l - u}{\sum_l c_l^{(3)}} \frac{2(x_i - m_{i, j})}{\sigma_{i, j}^2} \\ m_{i, j}(k) \end{cases} \quad (19)$$

$$\sigma_{i,j}(k+1) = \begin{cases} \sigma_{i,j}(k) + \lambda_2 [\gamma_i^{\text{obj}}(k) - \gamma_i(k)] \text{sign}\left(\frac{\partial y_i(k)}{\partial u}\right) \\ \sum_l \frac{\omega_l - u}{\sum_l c_l^{(3)} c_l^{(3)}} \frac{2(x_i - m_{i,j})}{\sigma_{i,j}^2} \\ \sigma_{i,j}(k) \end{cases} \quad (20)$$

式中, $\lambda_1 = \eta_1 \frac{\partial y_1}{\partial y_2}$, $\lambda_2 = \eta_2 \frac{\partial y_1}{\partial y_2}$, η_1, η_2 为变化的学习效率, λ_1, λ_2 为实际学习因子, 为常数. 结论变量的训练机制, 自组织模糊神经网络的连接权系数的训练算法为:

$$u_i(k+1) = u_i(k) + \lambda_3 [\gamma_i^{\text{obj}}(k) - \gamma_i(k)] \text{sign}\left(\frac{\partial y_i(k)}{\partial u}\right) c_j^{(4)} \quad (21)$$

$$\lambda_3 = \eta_3 \left| \frac{\partial y_1}{\partial y_2} \right|, \eta_3 \text{ 为变化的学习效率, } \lambda_3 \text{ 为实际的学习因子, 为常数.}$$

从式 (18) ~ (21) 中可看出: SOFNN1 和 SOFNN2 的训练算法仅需知道 $\text{sign}\left(\frac{\partial y_i(k)}{\partial u}\right)$ 即可, 无需要知道被控对象的数学模型.

3 自组织模糊神经网络的应用

由于自组织模糊神经网络控制具有不过分依赖于对象模型, 具有良好的鲁棒性和适应性及神经网络具有集体运算的能力和自适应的学习能力, 具有很强的容错性和鲁棒性, 将其设计的控制器用于电力系统的变换器中进行仿真研究.

3.1 自组织模糊神经网络控制器的 UPFC 方框图

自组织模糊神经网络控制器用于 UPFC (统一潮流控制器) 的结构如图 3 所示. UPFC 的自组织模糊神经网络潮流控制器设计中, 将系统的有功和无功的误差及误差的变化率作为控制输入, 经过自组织模糊神经网络进行智能处理后, 得到用来控制系统有功、无功和有无功的 UPFC 串联电压的正交分量和同相分量, 最后作用到电力系统中, 得到实际的有功、无功和有无功值.

3.2 NNSOC 控制系统的算法

自组织模糊神经网络控制系统的学习算法如下:

- (1) 给定网络 NNSOC 的初始参数: $a_i^{(j)}, c_i^{(j)}$, $N(j)$ 以及学习率 η_1, η_2, η_3 等;
- (2) 采集被控系统输入输出数据: V_q, V_p, p, q ;
- (3) 根据自组织模糊神经网络控制器的控制律来计算模型网络输出;

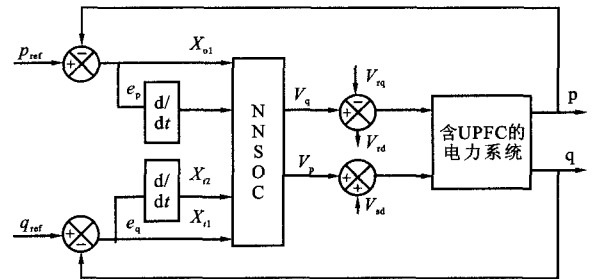


图 3 自组织模糊神经网络控制 UPFC 的方框图

(4) 根据训练算法修正网络权值和参数;

(5) 模型输出和被控系统输出的误差小于某值, 则停止学习, 否则转 (2) 步.

4 仿真实验

为验证所设计的自组织模糊神经网络控制器的控制性能, 采用的单机无穷大系统的 Matlab 进行仿真, 对图 3 所示的装有 UPFC 的智能控制系统进行仿真. 其中, $V_s = 1 \text{ p.u.}$, $V_r = 1 \angle -10^\circ$, $R = 0.6 \text{ p.u.}$, $L = 0.058 \text{ p.u.}$, $\omega = 100\pi$, SOFNN1 的学习系数为 $\lambda_1 = \lambda_2 = \lambda_3 = 0.8$, $\gamma = 0.5$, $\text{sign}(\cdot)$ 为正, SOFNN2 的学习系数为 $\lambda_1 = \lambda_2 = \lambda_3 = 0.06$, $\gamma = 0.5$, $\text{sign}(\cdot)$ 为正.

4.1 控制有功

- (1) $t = 0.1 \text{ s}$ 时, Pre 从 1.0 p.u. 到 1.2 p.u. ;
- (2) $t = 1.1 \text{ s}$ 时, Pre 从 1.2 p.u. 到 1.0 p.u. ; 系统响应曲线如图 4 所示.

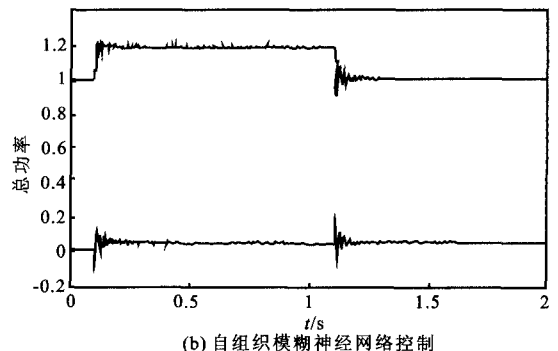
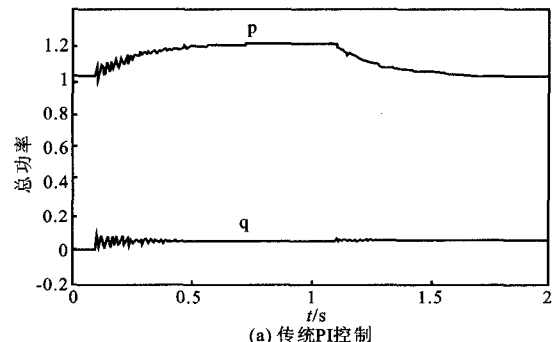


图 4 控制有功系统响应

4.2 控制无功

(1) $t=0.1$ s 时, Q_{re} 从 0 p. u. 到 0.2 p. u.;

(2) $t=1.1$ s 时, Q_{re} 从 0.2 p. u. 到 0 p. u.;

系统响应曲线如图 5 所示。

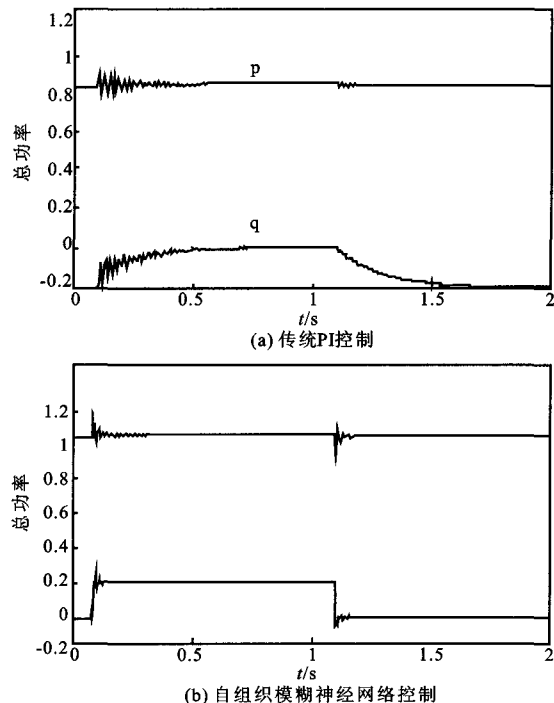


图5 控制无功系统响应

4.3 控制有功和无功情况下

(1) $t=0.1$ s 时, P_{re} 从 1.0 p. u. 到 1.2 p. u., Q_{re} 从 0 p. u. 到 0.2 p. u.;

(2) $t=1.1$ s 时, P_{re} 从 1.2 p. u. 到 1.0 p. u., Q_{re} 从 0.2 p. u. 到 0 p. u.;

系统响应曲线如图 6 所示。

从图 4~图 6 可以分析,采用自组织模糊神经网络控制明显比传统的 PI 控制的系统响应快,对有功和无功的变化具有很好的追踪控制能力和鲁棒性。当 $t=0.1$ s 时, P_{re} 从 1.0 p. u 到 1.2 p. u, Q_{re} 从 0 p. u 到 0.2 p. u 时,采用自组织模糊神经网络控制明显比传统的 PI 控制的系统的功率响应快,传统 PI 控制响应较缓慢,且变化过程较迟缓,如果系统受到扰动,或系统参数发生变化时,控制器对功率的补偿较慢,而自组织模糊神经网络控制的功率响应速度较快,可以迅速的调整瞬时功率的稳定,同时保证系统潮流的稳定;当 $t=1.2$ s 时, P_{re} 从 1.2 p. u 到 1.0 p. u, Q_{re} 从 0.2 p. u 到 0 p. u 时,传统 PI 控制的功率从 1.2 p. u 变化到 0 p. u 时,变换缓慢,影响潮流的稳定,而自组织模糊神经网络控制的功率从

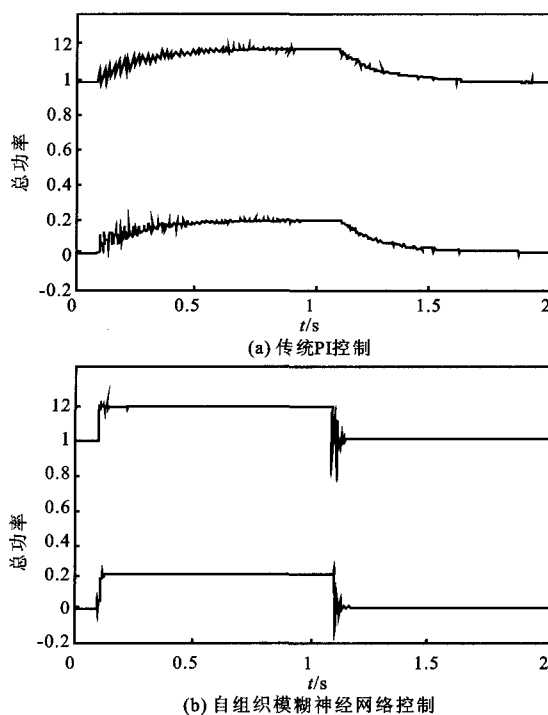


图6 同时控制有功和无功系统响应

1.2 p. u 变化到 0 p. u, 响应速度快,保证系统功率迅速恢复到正常工作状况。所以自组织模糊神经网络的控制器对有功、无功和有功的变化具有很强的适应性,动态分析潮流,优化系统稳定,具有很好的追踪控制能力和鲁棒性。

5 结束语

本文对自组织模糊神经网络的组成结构和自组织机理进行了研究,神经网络具有自适应的学习能力,它通过训练和学习能自动地或半自动地提取隐含的控制规则,并用数值计算方法来描述模糊逻辑的优点。本文将模糊控制和神经网络二者的优点相结合,设计了自组织模糊神经网络控制器。通过与传统的控制器仿真对比研究,实验结果表明,自组织模糊神经网络控制器具有结构和参数自学习的能力,它能在非线性系统控制过程中通过神经网络的结构及参数的学习,在线调整模糊神经网络的结构、产生模糊控制规则、调整控制规则参数以改变控制性能,对统一潮流控制器有功、无功和有功的变化具有很强的适应性,动态分析潮流,优化系统稳定,具有很好的追踪控制能力和鲁棒性,这种控制器设计为电磁探测技术和现代智能控制技术奠定了较好的理论基础。

(下转第 60 页)

- [3] Nakagawa A, Yasuhara N, Baba Y. Breakdown voltage enhancement for devices on thin silicon layer/silicon dioxide film[J]. IEEE Trans Electron Dev, 1991, 38(7): 1650—1654.
- [4] Ke Daoming, Chen Junning, Shi Longxing, et al. A breakdown voltage analysis of field plate in a high-voltage power LDMOS[J]. Research & Progress of SSE, 2005, 25(1): 20—22.
- [5] Appels J, Coller M, Hart P, et al. Thin layer high voltage devices[J]. Philips Journal of Research, 1980, 35(1): 1—5.
- [6] 吴秀龙, 陈军宁, 柯导明. 全耗尽 SOI LDMOS 阈值电压的解析模型[J]. 微电子学与计算机, 2007, 24(11): 17—20.
- [7] Wang B, Nguyen H, Mavoori J, et al. Effect of layout orientation on the performance and reliability of high voltage N-LDMOS in standard submicron logic STI CMOS process[C]// Proceeding of IEEE International Reliability Physics Symposium. Anaheim: IEEE, 2005: 654—655.
- [8] Cortesa I, Roigb J, Flores D, et al. A numerical study of field plate configurations in RF SOI LDMOS transistors[J]. Solid-State Electronics, 2005, 50(2006): 155—163.

作者简介:

陈文兰 男, (1981—), 硕士研究生, 讲师. 研究方向为射频功率器件与集成电路设计.

(上接第 55 页)

参考文献:

- [1] 徐慧朴, 马孜, 林娜. 神经网络和自适应模糊神经网络两种算法在曲面重构中的比较[J]. 微电子学与计算机, 2008, 25(5): 201—204.
- [2] Huang Guohong, Xiong Zhihua, Shao Huihe. A new classification algorithm based on constructive neural networks[J]. Chinese Journal of Computers, 2005, 28(9): 1519—1523.
- [3] 汪烈军. 一种改进的结构自适应自组织神经网络算法[J]. 微电子学与计算机, 2007, 24(1): 106—109.
- [4] 蔡自兴, 徐光佑. 人工智能及其应用[M]. 北京: 清华大学出版社, 2004: 137—143.
- [5] 刘美容, 何怡刚, 谢宏. 种新的基于神经网络的模拟电路故障诊断系统[J]. 微电子学与计算机, 2008, 25(6): 54—57.
- [6] Gyugyi L. Unified power-flow control concept for flexible AC transmission systems[J]. IEEE Proceedings-c, 1992, 139(4): 323—331.
- [7] 叶其革, 王晨皓. 基于一种新型的统一潮流控制器设计方法[J]. 继电器, 2005, 33(5): 34—35.
- [8] 王宪保, 周德龙, 王守觉. 基于仿生模式识别的构造型神经网络分类方法[J]. 计算机学报, 2007, 30(12): 2110—2112.

作者简介:

黄江波 男, (1975—), 硕士, 讲师. 研究方向为人工智能与电子技术检测.

付志红 男, (1966—), 博士, 教授, 博士生导师. 研究方向为电力电子装置及电磁探测仪器.