

# 智能控制的新进展(II)\*

李少远 席裕庚  
(上海交通大学自动化研究所 200030)

陈增强 袁著祉  
(南开大学计算机与系统科学系)

**摘要** 对神经网络和遗传算法在控制和优化中的应用进行综述,着重讨论了模糊推理和神经网络的内在关系,并对智能控制的发展做了展望。

**关键词** 模糊推理,神经网络,遗传算法,智能控制

**分类号** TP 273

## The New Progresses in Intelligent Control(II)

*Li Shaoyuan, Xi Yugeng*    *Chen Zengqiang, Yuan Zhuzhi*  
(Shanghai Jiaotong University)    (Nankai University)

**Abstract** The applications of neural network and genetic algorithm in control and optimization are summarized. The deep relationship between fuzzy reasoning and neural network structure is discussed emphatically. Finally, the future research directions in intelligent control are suggested.

**Key words** fuzzy reasoning, neural network, genetic algorithm, intelligent control

### 1 引言

神经网络控制是研究和利用人脑的某些结构机理以及人的知识和经验对系统的控制。采用神经网络,可以将控制问题看成模式识别问题,被识别的模式是映射成“行为”信号的“变化”信号。人们普遍认为神经网络控制系统的智能性、鲁棒性均较好,能处理高维、非线性、强耦合和不确定性的复杂工业生产过程的控制问题。其显著特点是具有学习能力,不断修正神经元之间的连接权值,并离散存储在连接网络中,因而对非线性系统和难以建模的系统具有良好的映射能力。权值的修正可以看成是对映射的修正,以达到希望的目标函数<sup>[1]</sup>。

模糊推理和神经网络在控制中的应用具有不同的特点。一般说,模糊控制是基于规则的推理,如果具有足够的系统控制知识就可进行很好的控制;而神经网络则需要大量的数据学习样本,如果系统有足够的各态遍历的学习样本,神经网络就可通过学习得到满意的控制器,并可在控制中不断进行学习,修正连接权值。Hornik 等<sup>[2]</sup>证明了多层神经网络是

一种对连续函数的完备的逼近,Wang 等<sup>[3]</sup>证明了模糊基函数也具有同样的逼近。模糊映射在系统中是集合到集合(set-set)的规则映射,而神经网络则是点到点(point-point)的映射。因此,模糊逻辑容易表达人们的控制经验等定性知识,而神经网络在利用系统定量数据方面有较强的学习能力。神经网络控制将系统控制问题看成“黑箱”的映射问题,缺乏明确的物理意义,因而控制经验的定性知识不易融入控制中。

### 2 神经网络控制

神经网络的研究已有较长的历史。对于控制界,神经网络的吸引力在于:1)能够充分逼近任意复杂的非线性系统;2)能够学习和适应严重不确定性系统的动态特性;3)由于大量神经元之间广泛连接,即使有少量单元或连接损坏,也不影响系统的整体功能,表现出很强的鲁棒性和容错性;4)采用并行分布处理方法,使得快速进行大量运算成为可能。这些特点显示了神经网络在解决高度非线性和严重不确定

\* 教育部博士后科学基金项目 and 河北省自然科学基金项目(698004)

1998-09-28 收稿,1998-11-09 修回

性系统的控制方面具有很大潜力。将神经网络引入控制系统是控制学科发展的必然趋势, 它的引入不仅为这一领域的突破带来了生机, 同时也给控制研究带来许多亟待解决的问题。

## 2.1 神经网络的智能控制方法

一般说, 神经网络用于控制有两种方法: 一种是用其实现建模, 另一种是直接作为控制器使用。具体可分为以下几方面:

1) 系统建模: 杨熔等<sup>[4]</sup>用神经网络对带有严重非线性特性的 PWM 直流调速系统进行建模, 比传统的线性系统辨识更为有效。更多的神经网络建模是和控制器一起实现的。

2) 直接自校正控制: 神经网络首先离线学习被控对象的逆动力学特性, 然后用作对象的前馈控制器, 并在线继续学习动力学特性。这种方法的思想是: 如果 NN 充分逼近对象的逆动力学特性, 则从 NN 的输入端至对象的输出端的传函近似为 1<sup>[5]</sup>。

3) 间接自校正控制: 自校正调节器的目的是在被控系统参数变化的情况下, 自动调整控制器的参数, 消除扰动的影响, 以保证系统的性能指标。在这种控制方式中, 神经网络用作过程参数或某些非线性函数的在线估计器<sup>[6]</sup>。

4) 神经网络模型参考自适应控制: Narendra 等<sup>[6]</sup>提出神经网络控制器(NNC)根据输出误差  $e = y_m - y$  来修正权值, 使得  $e \rightarrow 0$ 。当系统结构已知时, 可用常规的控制方法取代 NNC; 当系统结构未知时, 则用 NNC 的逼近能力来完成控制。

5) 神经网络内模控制: 神经网络内模控制(MC)是一种非线性控制<sup>[7]</sup>。为获得更好的控制效果, 通常在控制器前加一个常规的滤波器, NNC 不去直接学习被控系统的逆动力学映射关系, 而由 NN 状态估计器来训练学习, 以减轻 NNC 的负担。

6) 神经网络非线性预测控制: 神经网络的目的就是要提供输出的预测值。Hao 等<sup>[8]</sup>研究了一步在线神经网络预测的控制器, 辨识和控制分别用两个网络来实现; 而 Hong 等<sup>[9]</sup>则用多步预测来完成。

## 2.2 模糊神经网络控制

神经网络系统作为一般的函数估计器, 广泛用于各种领域, 而将模糊系统作为一种结构型函数估计器, 还是近几年的事。Wang 等<sup>[3]</sup>利用 Stone-Weierstrass 定理证明了具有乘积推理、质心法模糊判决、高斯型隶属度函数的模糊系统也能以任意精度逼近一闭集上的连续函数。既然模糊系统与神经网络系统均具有一般自适应模型无关(model-free)

估计器的作用, 那么它们之间必然存在许多共性。正是由于这些理论上的共性, 才使得神经网络能够实现模糊逻辑推理, 并在模糊建模中起极其关键的作用。另外, 也可利用等价的模糊系统来初始化神经网络结构, 从而使模糊控制器规则的在线调整精度和神经网络的学习速度均能得到较大的提高。

神经网络具有多种结构和学习算法, 模糊逻辑推理也具有多种形式, 尽管如此, 许多研究者还是研究了它们之间的等价性。Buckley 等<sup>[10]</sup>将 Sugeno 模糊模型、Mamdani 模糊模型和专家推理规则及控制器用神经网络模型表示出来, 一是构造网络结构有了依据, 可以根据模糊推理规则的形式; 二是利用神经网络的学习能力进行复杂的模糊推理, 具有并行运算速度快的优点, 并进一步证明了这样的模糊神经网络是对非线性连续函数的全局逼近<sup>[11]</sup>。Buckley 用到的网络均为多层前向网络, 学习算法是通常的 BP 算法。

径向基函数(RBF)网络与高斯型隶属度函数的模糊推理更为相近, Saman<sup>[12]</sup>证明了 RBF 网络和模糊推理在一定条件下是等价的, 主要表现在:

1) RBF 网络隐层中心点的个数与模糊推理 if-then 规则数是相同的;

2) 两者分别用 Gaussian 函数作激活函数和隶属度函数;

3) RBF 网络和模糊推理用的判决方法相同。

Hunt 等<sup>[12]</sup>证明了样条基网络和模糊推理系统的功能等价性, 这一结果比 Saman<sup>[13]</sup>的结果更具有普遍意义。Hunt 等指出样条基网络的基函数可取多种形式, 模糊推理系统的隶属函数也可取多种形式, 如三角形、梯形等, 并证明了在下面条件下两者是等价的:

1) 网络隐层处理单元的个数等于模糊推理规则的个数;

2) 模糊推理中隶属度函数具有单一性;

3) 模糊蕴含运算采用乘积运算;

4) 网络输出层的输出方法和模糊推理中模糊判决方法相同。

Hunt 等所用的是 Sugeno 局部线性化模型, 因而可使规则数较少; 网络结构中, 隐层节点个数也较少, 网络结构比较简单。用先验知识构造较简单的网络结构, 通过学习使网络具有较好的非线性逼近能力, 也可看成是辨识 Sugeno 模型的神经网络方法。

对于脑连接模型网络(CMAC), Nie 等<sup>[14]</sup>从模糊的观点推广到模糊网络 FCMAC (Fuzzified

CMAC)。CMAC 网络具有如图 1 所示的结构。该网络中有两层映射： $U \rightarrow A$  和  $A \rightarrow V$ 。可将前者看成是规则映射，后者是加权求和输出； $a_1, a_2, \dots, a_N$  可看成是  $N$  维的二进制向量，其中只有  $N_L < N$  个单元的值为 1，其余为 0。Nie 等扩展了这一概念，用模糊集合代替了普通集合， $a_1, a_2, \dots, a_N \in [0, 1]$  为模糊集合的隶属度函数，称为模糊穴 (fuzzy cell)。

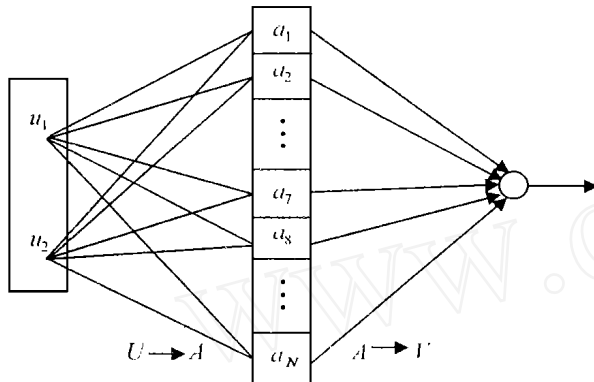


图 1 CMAC 网络结构

更为普遍的是利用神经网络调整模糊推理系统的隶属度函数和调整推理规则。Lin<sup>[15]</sup> 和 Berenji 等<sup>[16]</sup> 都是利用模糊推理规则的形式构造前向网络结构，给出初始的隶属度函数形状和必要的规则，并利用神经网络的学习能力，从输入输出数据中学习，不断调整隶属度函数中的参数和规则。这种模糊神经网络具有明确的结构意义，网络层数和维数的选取也有依据。另外，网络权值的初始给定具有一定的先验知识，因而网络在训练中收敛速度较快，对多变量系统也有同样的结构和算法，避免了单纯模糊控制对多变量系统的维数灾问题。Jin 等<sup>[17]</sup> 将这种控制器用于机器人控制。

模糊神经网络还用来通过自学习自动产生控制规则。Nie<sup>[18]</sup> 研究了一种使参考模型输出与网络输出的误差性能指标最小的自学习方法。通过强化 (reinforcement) 学习和在线误差反传自动产生模糊规则，并将这一方法用于血压控制和 pH 值控制。

在上述模糊神经网络模型中，神经网络的结构和学习算法仍是非模糊化的数据，只是在功能中达到提取规则、修改参数的目的。另一类值得注意的是文献[19, 20] 中，采用了模糊神经元，有 OR 神经元和 AND 神经元等，即

OR 神经元

$$y = \text{OR}(x, w), y = \sum_{i=1}^n (x_i \vee w_i)$$

AND 神经元

$$y = \text{AND}(x, w), y = \prod_{i=1}^n (x_i \wedge w_i)$$

其中， $x_i, w_i \in [0, 1]$ ； $\vee$  和  $\wedge$  是某种范数运算，如取小、取大运算。在学习算法中，隐含了模糊推理运算。为与上述模糊神经网络加以区别，称这种结合为神经模糊网络。Prdrycz 将这种方法用于非线性系统的建模和控制。

### 3 遗传算法

遗传算法 (GA) 是模拟自然进化过程的一种随机性全局优化方法，已被广泛研究和应用。其方法的全局性、快速性、并行性和鲁棒性，使得 GA 算法越来越为各领域所接受。GA 算法在自动控制学科中，已被用于研究离散时间最优控制问题、Riccati 方程的求解问题和控制系统的鲁棒稳定问题等。但在模糊神经网络训练中，应用最广的 BP 算法常常使其训练结果陷入局部最优，成为神经网络发展的一大障碍。近年来，遗传算法已成为模糊神经网络训练的有力工具<sup>[21-23]</sup>，用来训练神经网络权值，对控制规则和隶属度函数进行优化，也可用来优化网络结构。

遗传算法的应用研究比理论研究更为丰富，已渗透到许多学科，如工程结构优化、计算数学、制造系统、航空航天、交通、计算机科学、通信、电子学、电力、材料科学等。遗传算法的应用按其方式可分为 3 部分，即基于遗传的优化计算，基于遗传的优化编程和基于遗传的机器学习。文献[24] 给出了详细论述，在此不再赘述。

### 4 智能控制展望

目前，模糊逻辑和神经网络已成为研究的热门课题。80 年代后期，在智能控制这一框架下，两者紧密地联系在一起，相互促进，共同发展。

神经网络本质上是模糊的，但使用模糊逻辑的系统并不一定要用神经网络结构。神经网络有两个与传统信息处理完全不同的性质：

1) 神经网络是自适应和可以训练的，它有自修改能力，如果最后的输出不正确，系统可以调整权值并加到每个输入上，以产生一个新的结果，这可通过一定的训练算法来实现；

2) 神经网络结构本身决定了它是大规模并行机制，换言之，神经网络从原理上就比传统方法快得多，因为它是“数据驱动”的，擅长通过大量的数据进行分类和发现模式或规律。

神经网络之所以现在又成为研究热点,很大程度上是由于与之交叉的模糊神经网络技术的注入,它把模糊逻辑系统与神经网络系统相结合,形成一个共生互补系统。神经网络的关键特性和基本限制是神经网络表示的信息是隐含的,如果要完全理解它几乎是不可能的,而安排它的权值是它工作得如何的关键,然而却又无法知道权值和理解神经网络在做什么。而模糊逻辑系统并不象神经网络系统那样,它所具有的“知识”可通过该领域的专家提供,但模糊逻辑控制规则是靠人的直觉经验制定的,它本身并不具有学习能力。模糊控制规则越多,控制运算的实时性越差,而且需要识别和建立规则的时间随规则数的增加而按指数形式增加,这大大限制了模糊逻辑的应用范围。由此可知,模糊逻辑技术与神经网络技术各有所长和局限性,如果把二者结合起来,就能各取所长、共生互补。这实际上是人类大脑结构和功能的模拟——大脑神经网络“硬件”拓扑结构+信息模糊处理“软件”的思维功能。

80年代后期发展起来的遗传算法(GA),为智能控制的发展注入了新的活力。在模糊神经网络的优化计算中,GA算法发挥着越来越重要的作用,其应用主要表现在以下两个方面:

1) 优化模糊推理中的隶属度函数参数或神经网络的连接权值;

2) 优化模糊神经网络的结构<sup>[25-27]</sup>,主要包括优化模糊推理中的规则组成和神经网络的结构,或利用输入输出数据对其进行聚类。

GA算法与其它优化算法相比,具有全局优化的特点,并采用编码(coding)技术,可以代替梯度算法,在模糊推理隶属度函数形状的选取上有更大的灵活性<sup>[20]</sup>。另外,模糊神经网络的结构可利用GA算法先进行离线优化,在实时控制中,由于有了优化的结构和初值,再采用GA算法或其它方法进行控制量的计算,其收敛速度和计算量大大减少,更适应实时控制应用。

智能控制的主要目标是使控制系统具有学习和适应能力。要使系统具有适应能力就必须通过学习,这样才能使系统具有强鲁棒性,在复杂控制系统中能根据系统所处的环境、操作条件的变化、控制目标的变化,通过不断学习,适应新的要求。模糊推理、神经网络和遗传算法均具有模拟人类思维结构和方式的特点,将三者有机地结合起来,发挥各自的优势,将是智能控制研究的主要方向。三者在系统中的作用可用图2表示。

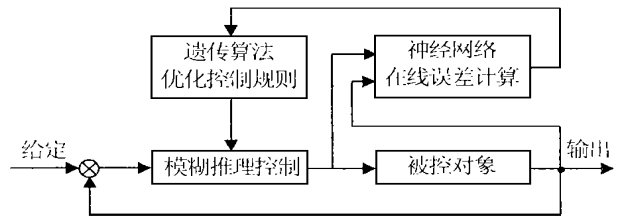


图2 GA-FL-NN学习系统的一般结构

## 参考文献

- Hunt K J, R Haas, R Murray Smith. Neural networks for control systems—A survey. *Automatica*, 1992, 28(6): 1083- 1112
- Hornik K, M Stinchcombe, H White. Multilayer feed-forward networks are universal approximators. *Neural Networks*, 1989, 2(1): 359- 366
- Wang L X, JM Mendel. Fuzzy basis function, universal approximation and orthogonal least squares. *IEEE Trans on Neural Networks*, 1992, 3(5): 807- 814
- 杨熔, 李永华, 苏义鑫. 用神经网络建立非线性系统模型研究. *控制理论与应用*, 1995, 12(1): 81- 86
- Park Y M, U Moon, K Y Lee. An optimal tracking neurocontroller for nonlinear dynamic systems. *IEEE Trans on Neural Networks*, 1996, 7(5): 1099- 1110
- Narendra K S, K Parthasarathy. Identification and control for dynamical systems using neural networks. *IEEE Trans on Neural Networks*, 1990, 1(1): 4—27
- Hunt K J, D Sbarbaro. Neural networks for nonlinear internal model. *IEE Proc Control Theory Appl*, 1991, 138(5): 431- 438
- Hao J B. Predictive control of nonlinear systems based on identification by backpropagation networks. *Int J Neural Systems*, 1994, 5(4): 335- 344
- Hong T, J Zhang, A J Morris *et al.* Neural based predictive control of multivariable microalgae fermentation. In: *Proc of IEEE Conf on SMC*. Beijing, 1996. 345- 350
- Buckley J J, Y Hayashi. Hybrid neural net can be fuzzy controllers and fuzzy expert systems. *Fuzzy Sets and Systems*, 1993, 60: 135- 142
- Buckley J J, Y Hayashi. Can fuzzy neural nets approximate continuous fuzzy functions? *Fuzzy Sets and Systems*, 1994, 61: 43- 51
- Hunt K J, R Haas, M Brown. On the functional equivalence of fuzzy inference systems and spline-based networks. *Int J Neural Systems*, 1995, 6(2): 171- 184
- Saman K, H Thomas. Fuzzy neural networks: Be-

- tween functional equivalence and applicability. *Int J Neural Systems*, 1995, 6(2): 185- 196
- 14 Nie J H, D A Linkens FCMAC: A fuzzified cerebellar model articulation controller with self-organizing capacity. *Automatica*, 1994, 30(4): 655- 664
- 15 Lin C T, C S George Lee Neural network based fuzzy logic control and decision system. *IEEE Trans on Computer*, 1991, 40(12): 1320- 1336
- 16 Berenji H R, P Khedkar Learning and tuning fuzzy logic controllers through reinforcements. *IEEE Trans on Neural Networks*, 1992, 3(5): 724- 740
- 17 Jin Y C, J P Jiang, J Zhu Adaptive fuzzy modeling and identification with its applications. *Int J Systems Science*, 1995, 26(2): 197- 212
- 18 Nie J H, D A Linkens Fast self-learning multivariable fuzzy controllers constructed from a modified CPN network. *Int J Control*, 1994, 60(3): 369- 393
- 19 Pedrycz W, A Rueda A. Distributed fuzzy system modeling. *IEEE Trans on SMC*, 1995, 25(5): 769- 780
- 20 Pedrycz W, A F Rocha Logic-based neurons: Extensions, uncertainty representation and development of fuzzy controllers. *Fuzzy Sets and Systems*, 1994, 66: 251- 266
- 21 Park D. Genetic-based new fuzzy reasoning models with application to fuzzy control. *IEEE Trans on SMC*, 1994, 24(1): 39- 47
- 22 Linkens D A, S B Hasnain Genetic algorithms for fuzzy control—Part 1: Offline system development and application. *IEE Proc Control Theory Appl*, 1995, 142(3): 161- 176
- 23 Linkens D A, S B Hasnain Genetic algorithms for fuzzy control—Part 2: Online system development and application. *IEE Proc Control Theory Appl*, 1995, 142(3): 177- 185
- 24 席裕庚, 柴天佑, 恽为民 遗传算法综述. *控制理论与应用*, 1996, 13(6): 697- 708
- 25 Ishibuchi H, R Fujjoka, H Tanaka Construction of fuzzy classification systems with rectangular fuzzy rules using genetic algorithms. *Fuzzy Sets and Systems*, 1994, 65: 237- 253
- 26 Ishibuchi H, R Fujjoka, H Tanaka Structure optimization of fuzzy neural network by genetic algorithm. *Fuzzy Sets and Systems*, 1995, 71: 257- 264
- 27 Shimojima K, T Fukuda Self-tuning fuzzy modeling with adaptive membership function, rules and hierarchical structure based on genetic algorithm. *Fuzzy Sets and Systems*, 1995, 71: 295- 309

## 作者简介

**李少远** 男, 1965年生。1997年在南开大学计算机与系统科学系获博士学位, 现为上海交通大学自动化所博士后研究人员。研究领域为预测控制, 模糊控制, 自适应控制理论与应用。

**席裕庚** 男, 1946年生。1968年毕业于哈尔滨军事工程学院, 1984年在德国慕尼黑工业大学获博士学位, 现为上海交通大学自动控制系教授, 博士生导师。主要从事复杂系统控制理论及智能机器人等的研究。

**陈增强** 男, 1964年生。1997年在南开大学计算机与系统科学系获博士学位, 现为该系教授。研究领域为预测控制, 自适应控制理论与应用。

**袁著祉** 男, 1937年生。1962年毕业于南开大学数学系, 现为该校计算机与系统科学系教授, 博士生导师。研究领域为预测控制, 自适应控制理论及计算机控制系统。