

神经网络控制系统的研究与展望*

周其节 徐建闽

(华南理工大学自动化系·广州, 510641)

摘要: 本文综述了近年来神经网络应用于控制领域的研究概况, 并对其存在的问题和发展趋势作了讨论.

关键词: 神经网络; 非线性系统; 学习算法; 自适应控制

1 引言

纵观控制学科的发展可以看出, 伴随旧问题的解决, 新问题不断地出现, 这又刺激着新概念、新思想和新方法的诞生. 控制领域就是在这样一种良性循环中得到迅速发展. 而其发展的动力主要来自三方面的需要^[1]: 1) 处理越来越复杂的系统的需要; 2) 实现越来越高的设计目标的需要; 3) 在越来越不确定的情况下进行控制的需要. 正是这些需要, 使传统的控制方法一次次受到挑战, 新思想和新方法应运而生.

近年来, 人工神经网络以其独特的优点引起了人们的极大关注^[2]. 其基本思想是从仿生学的角度对人脑的神经系统进行模拟, 使机器具有人脑那样的感知、学习和推理等智能. 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关系; 2) 能够学习与适应严重不确定性系统的动态特性; 3) 所有定量或定性的信息都等势分布贮存于网络内的各神经元, 故有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性系统的控制方面的巨大潜力. 可以断定, 把神经网络引入控制系统是控制学科发展的必然趋势, 它的引入不仅给这一领域的突破带来了生机, 也为控制研究者带来许多亟待解决的问题.

神经网络的研究已有较长的历史, 最早的研究是四十年代心理学家 McCulloch 和数学家 Pitts 合作提出的兴奋与抑制型神经元模型^[3]和 Hebb 提出的神经元连接强度的修改规则^[4], 他们的研究结果至今仍是许多神经网络模型研究的基础. 五、六十年代的代表性工作是 Rosenblatt 的感知机^[5]和 Widrow 的自适应线性元件 Adaline^[6]. 1969年, Minsky 和 Papert 合作发表了颇有影响的《Perceptron》一书, 得出了消极悲观的论点, 加上数字计算机正处于全盛时期, 并在人工智能领域取得显著成就, 七十年代人工神经网络的研究处于低潮. 进入八十年代后, 传统的 Von Neumann 数字计算机在模拟视听觉的人工智能方面遇到了物理上不可逾越的极限. 与此同时, Rumelhart 与 McClelland 以及 Hopfield 等人在神经网络领域取得了突破性进展, 神经网络的热潮再次掀起. 目前在研究方法上已形成多个

* 广东省科学基金资助项目.

本文于 1992 年 5 月 11 日收到, 1992 年 7 月 14 日收到修改稿.

流派. 最富有成果的研究工作包括: 多层网络 BP 算法^[7], Hopfield 网络模型^[8], 自适应共振理论 (ART)^[9], 自组织特征映射理论^[10]等等.

2 神经网络的一般迭代模型

至今为止已有近 50 多种神经网络模型发表在各类文献中^[11-13]. 神经网络从结构上可分为前馈网络和反馈网络; 从变量形式上可分为连续型网络和离散型网络; 从性质上可分为确定性网络和随机性网络; 从动力学上可分为静态网络和动态网络. 限于篇幅, 本文只简要介绍一种神经网络的一般迭代模型^[14], 它包容了多层前馈网络、Madaline 网络、递阶竞争网络和某些随机网络.

一般迭代模型如图 1(a) 所示. 它可用一 L 水平的前馈网络表示, 在第 l 水平上有 N_l 个神经元, 各神经元内部结构如图 1(b) 所示. 从算法观点看, 网络的信息处理可分为回忆与学习两个阶段.

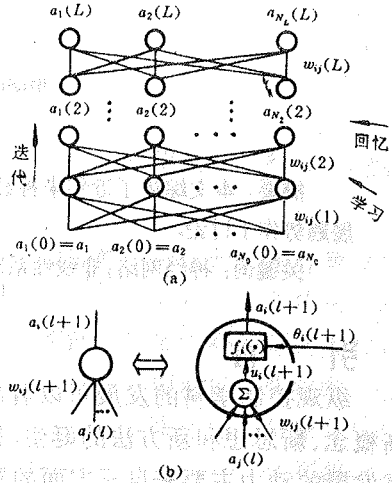


图 1 一般迭代模型

2.1 回忆阶段

在回忆阶段, 假定网络的连接模式和权重已知且不改变, 当样本加至输入端时, 各神经元的激活值按下式进行迭代直至收敛, 并产生对应的输出:

$$u_i(l+1) = \sum_{j=1}^{N_l} w_{ij}(l+1)a_j(l), \quad (2.1a)$$

$$a_i(l+1) = f_i(u_i(l+1), \theta_i(l+1)), \quad (2.1b)$$

$$i = 1, 2, \dots, N_{l+1}, l = 0, 1, \dots, L-1.$$

其中 u_i, θ_i 和 a_i 分别为第 i 个神经元的净输入、外输入和激活值; f_i 为非线性激活函数; 迭代指数 l 可表示时间迭代, 也可表示空间迭代.

2.2 学习阶段

在学习阶段, 网络按照所选的学习规则迭代修改突触连接权重 $w_{ij}(l)$, 以使某一预定的测度函数 E 达到最小. 这里

$$E = E(t_i, a_i(L)), \quad (2.2)$$

式中 t_i 为样本的输出, 或称教师信号. 一种统一的学习公式可表为

$$w_{ij}^{(n)}(l) = \varphi \left(w_{ij}^{(n-1)}(l), \eta_{ij}(l), \frac{\partial E(l)}{\partial w_{ij}(l)} \right). \quad (2.3)$$

其中 φ 是某一非线性函数, η_{ij} 为各权重的变化率, n 为学习迭代指数. 一般, 梯度学习公式较为常用, 它可表为

$$w_{ij}^{(n)}(l) = w_{ij}^{(n-1)}(l) - \eta \frac{\partial E(l)}{\partial w_{ij}(l)}. \quad (2.4)$$

学习阶段中, 因学习机制的不同, 有变化多样的学习公式. 表 1 列出了几种常用的神经网络的测度函数和权重修正公式.

表 1 神经网络学习机制

神经网络模型	测度函数 E	权重修正 $w_{ij}(l) \leftarrow \varphi(*)$	备注
Adaline	$E = \sum_{i=1}^N (t_i - u_i)^2$	$w_{ij} + \eta(t_i - u_i) a_j(0)$	LMS 学习
Madaline	$E = \sum_{i=1}^{N_L} t_i - a_i(L) $	$w_{ij}(l) + \eta \psi \left(\frac{\Delta E}{\Delta a_i(l)} \right) a_j(l-1)$	$\psi \left(\frac{\Delta E}{\Delta x} \right) = \begin{cases} 0, & \Delta E \geq 0 \\ \frac{\Delta E}{\Delta x}, & \Delta E < 0 \end{cases}$
BP 网络	$E = \sum_{i=1}^{N_L} (t_i - a_i(L))^2$	$w_{ij}(l) - \eta \delta_i(l) f'(u_i(l)) a_j(l-1)$	$f'(x) = f(x)(1-f(x))$ $\delta_i(l)$ 反传计算
回归 BP 网络	$E = \sum_{i=1}^{N_L} (t_i - a_i(L))^2$	$w_{ij} - \eta \sum_{i=1}^L \delta_i(l) f'(u_i(l)) a_j(l-1)$	$\Delta w_{ij} = \sum_i \Delta w_{ij}(l)$ $\delta_i(l)$ 反传计算
Hopfield 联想网络	$E = -\frac{1}{2} \sum_i \sum_j w_{ij} a_i(L) a_j(L) - \sum_i \theta_i a_i(L)$	$w_{ij} + \eta(2a_i(L) - 1)(2a_j(L) - 1)$	可能收敛于非全局最小值点
自组织特征映射	$E = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N a_i(1) (a_j(0) - w_{ij})^2$	$w_{ij} + \eta a_i(1) (a_j(0) - w_{ij})$	收缩当前权值邻域
ART	$E = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N a_i(1) (a_j(0) - w_{ij})^2$	$w_{ij} + \eta a_i(1) (a_j(0) - w_{ij})$	新节点警戒测试
Boltzmann 机	$E(l) = \sum_{i,v} P_r^+(a_v) \ln \frac{P_r^+(a_v)}{P_r^-(a_v)}$	$w_{ij} + \eta (P_{ij}^+ - P_{ij}^-)$	$P_{ij}^\pm = \sum_v P_r^\pm(a) a_i a_j$
隐元 Markov 模型	$E = P_r(\theta/\lambda) = \sum_{i=1}^N a_i(L)$	$\eta w_{ij} \sum_{i=1}^L \delta_i(l) f_i(\theta(l)) a_j(l-1)$	$w_{ij} \geq 0, \sum_{i=1}^N w_{i1} = 1$ $\delta_i(l)$ 反传计算

3 神经网络在控制领域中的应用

3.1 自校正自适应控制

3.1.1 间接自校正控制

在这种控制方式中,神经网络(以下简称 NN)用作过程参数或某些非线性函数的在线估计器,而控制信号由常规控制器发出,如图 2 所示.类似于这样的控制结构在文献[15~19]中都作了讨论,其中[17]和[18]的方法颇有特色.[17]研究了一种单变量仿射非线性系统的自适应控制方案,系统模型为

$$y_{k+1} = f(y_k) + g(y_k)u_k \quad (3.1)$$

神经网络对非线性函数 $f(y_k)$ 和 $g(y_k)$ 进行学习,然后接入控制系统,在线计算估计值 $\hat{f}(y_k)$ 和 $\hat{g}(y_k)$,而控制律采用常规形式

$$u_k = (d_{k+1} - \hat{f}(y_k)/\hat{g}(y_k)) \quad (3.2)$$

其中 d_{k+1} 是期望输出值.

[18]采用特征提取方法估计过程参数.神经网络根据输出响应的特征(如上升时间、超调量等)估计出二阶模型的自然振荡频率 ω_n 和阻尼系数 ζ ,然后用常规的极点配置方法调整控制器的参数.

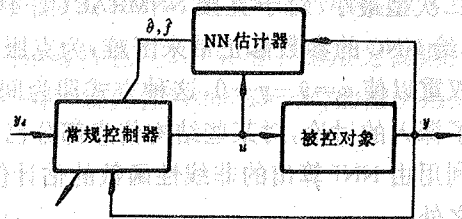


图 2 间接自校正控制

3.1.2 直接自校正控制

NN 先离线学习被控对象的逆动力学,然后作对象的前馈控制器,并在线继续学习逆动力学. 这种思想是,如果 NN 充分逼近对象的逆动力学,则从 NN 的输入端至对象的输出端的传递函数近似为 1. 文[14]研究了图 3(a)结构的机器人控制问题. 图中 NN₁ 和 NN₂ 是两个拓扑结构完全相同的神经网络,采用相同的学习算法以使 NN₂ 的输出与过程输入 u 的偏差 e 的二次型达到最小. 即 NN₁ 和 NN₂ 的权重是沿着 $E = \sum_i e(t_i)^T e(t_i)$ 的负梯度方向修正. 修正公式可参照表 1. 文[15, 20, 21]研究了图 3(b)的控制方案,一般常取 $\bar{e} = yd - y$ [15, 21], 但[20]采用的评价函数为

$$\bar{e}(t) = M_y(y_d(t) - y(t)) + M_u u(t) \tag{3.3}$$

其中 M_y 和 M_u 为适当维数的矩阵. 该方法的有效性在水下机器人姿态调节中得到了证实.

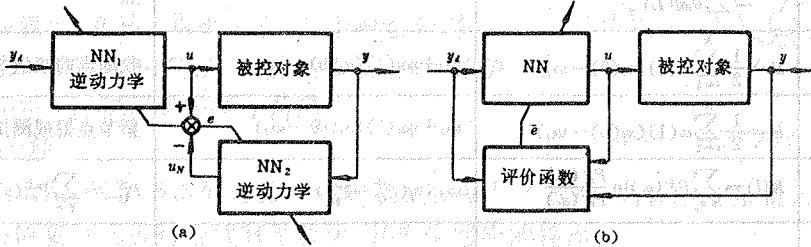


图 3 直接自校正控制

3.2 模型参考自适应控制

基于神经网络的模型参考自适应控制(记为 NNMRAC)也可分为直接与间接两种方式,如图 4 所示. 神经网络控制器 NNC 的权重修正目标是使输出误差 e_c = y_m - y → 0 或 e_c 的二次型最小. 对于直接 NNMRAC(图 4(a)),由于未知的非线性对象处于 e_c 与 NNC 之间,给 NNC 的参数修正带来困难,为克服它,通常引入一神经网络辨识器 NNI,在线修正其权重以使 e_c = ŷ - y → 0,这种方式即为间接 NNMRAC,如图 4(b)所示. [45]对 NNMRAC 做了深入的讨论,对某些结构信息部分已知的对象,可用常规控制器替代 NNC,其控制律要利用由 NNI 算出的非线性函数的估计值,这种方法与间接自校正 NN 控制方法[17]有类似之处.

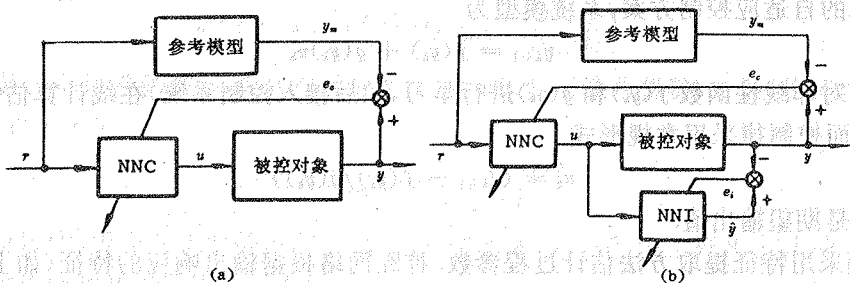


图 4 模型参考自适应控制

3.3 NN 前馈与常规反馈联合控制

如果将一个未经训练或训练精度不高的神经网络用于图 3 所示的系统, 则系统的初始响应不能令人满意. 为了提高初始鲁棒性, 通常增加一个常规的反馈控制器, 如图 5 所示, NN 在线修正权重以使 $\bar{e} = f(u_2, e) = 0$. 文[22]采用 PD 作为反馈控制器, 且取 $\bar{e} = u_2$, 即 NN 学习的目的是使反馈控制器不起作用. [23]和[24]所用方法是, 将 CMAC 神经网络分为控制周期和学习周期, 在学习周期, 按照 Widrow-Hoff 规则训练 CMAC, 使其逼近被控对象的逆动力学; 在控制周期, CMAC 由期望输出 y_d 回忆期望的控制信号 u_1 . 这种方法实际上也可简化为图 4 形式. [25]将该方法应用于连续搅拌反应釜系统的学习控制中, 并得到较好的仿真结果.

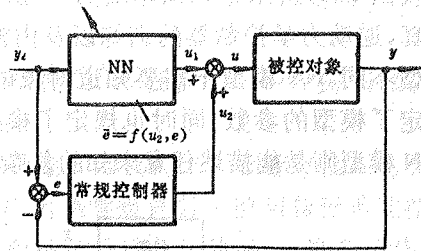


图 5 NN 前馈与常规反馈结合

目的是使反馈控制器不起作用. [23]和[24]所用方法是, 将 CMAC 神经网络分为控制周期和学习周期, 在学习周期, 按照 Widrow-Hoff 规则训练 CMAC, 使其逼近被控对象的逆动力学; 在控制周期, CMAC 由期望输出 y_d 回忆期望的控制信号 u_1 . 这种方法实际上也可简化为图 4 形式. [25]将该方法应用于连续搅拌反应釜系统的学习控制中, 并得到较好的仿真结果.

3.4 内模控制

内模控制已被证明有许多好的性质[26,27]. NN 内模控制如图 6 所示. 图中的状态估计器由一个充分逼近被控对象动力学的神经网络担任. 控制器可以是 NN, 也可以是常规的控制器. 为了获得更好的控制效果, 通常在控制器

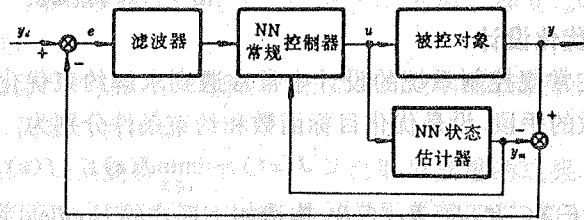


图 6 NN 为内模控制

前加一个常规的滤波器. 文[26]采用了 NN 控制器, 不是直接学习被控对象的逆动力学, 而是以充当估计器的 NN 模型作为训练对象, 学习被控过程的逆动力学. 这样避免了因需要估计 $\frac{\partial y(k+1)}{\partial u(k)}$ 而带来的麻烦. 文[16]采用常规的预测控制器和 NN 估计器实现了精馏塔的内模控制. 值得一提的是, 文献[26]和[16]各有特色. [26]采用了隐层为高斯元的 NN, 导出了方便实用的学习算法; 而[16]采用了一种“趋药性”(Chemotaxis)的随机逼近算法. 两者都比原有方法有不同程度的改善.

3.5 系统辨识

业已证明[28,29], 神经网络能够任意充分地逼近非线性关系. 该结论显示了神经网络在系统建模方面的潜力. NN 既可用于估计常规模型的参数, 也可用于直接描述系统的动力学. 两种方式分别示于图 7(a)和(b). 如果要辨识常规模型 $M(\theta)$, 必须知道其结构的先验知识, NN 通过样本训练, 掌握这种结构下的运行数据与参数 θ 的关系, 然后由实际对象的运行数据回忆出对象的参数估计值 $\hat{\theta}$. 文[17, 18, 30]采用了这种方式估计常规模型的参数. [17, 18]的特点在 3.1 中已作了介绍, [30]的方法也别具一格. 它所辨识的模型为线性状态方程

$$\dot{x} = Ax + B\mu \tag{3.4}$$

用模型的输出误差的二次型作为能量函数, 设计出一个对称的 Hopfield 网, 当运行至稳态时, Hopfield 网达到能量函数的最小值, 并输出 A, B 的估计矩阵 A_e 和 B_e .

按图 7(b)所示方式训练出的神经网络模型可以充当对象的模仿器(Emulator),在系统仿真,逆动力学控制器的训练以及内模控制中都得到了应用^[14,15,20~22,26,27].与常规的参数模型不同,NN 模型不需要知道对象的任何先验知识,一旦限定 NN 的拓扑,其权值不仅规定了模型的参数,同时也规定了模型的结构性质.如果把常规模型称为刚性模型的话,NN 模型则是能描述任意未知的复杂系统的柔性模型.

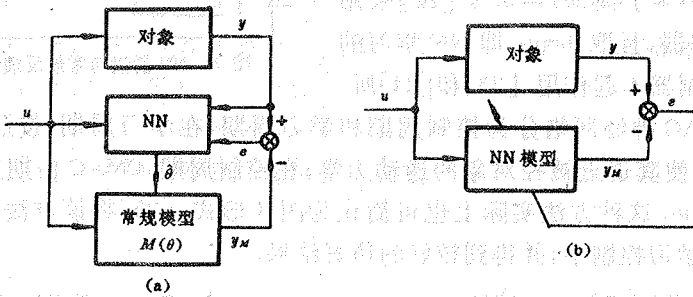


图 7 NN 系统辨识

3.6 优化设计

在常规控制系统的设计中常常遇到求解约束优化问题. Hopfield 网为这类问题提供了有效的手段. 设最优化目标函数和约束条件分别为

$$J(x^*) = \min_{x \in X} J(x), \quad f(x) \geq 0. \quad (3.5)$$

其中 $x \in X \subset R^n, J \in R, f \in R^p$. 构造如下形式的 Hopfield 网

$$c_i \dot{x}_i = -\frac{\partial J}{\partial x_i} - \sum_{j=1}^p g_j(f_j(x)) \frac{\partial f_j(x)}{\partial x_i}, \quad i = 1, 2, \dots, n. \quad (3.6)$$

这里 $c_i > 0, g_j(\cdot)$ 常取下面的形式

$$g_j(y) = \begin{cases} 0, & y \geq 0, \\ y/R, & y < 0, (R > 0). \end{cases} \quad (3.7)$$

可以证明(3.6)是稳定的,其稳定状态即为(3.5)的最优解.

文[31,32]将上述方法用于求解因式分解、两点边界值、离散系统最优控制和非线性方程组等问题.[33]用于矩阵求逆运算.[34]用 Hopfield 网解决了电力机组最优组合的计算问题.

3.7 故障诊断与容错控制

故障诊断属于模式识别的范畴,这是神经网络有前途的应用领域之一.文[35,36]成功地将 NN 用于化工过程的故障诊断.[37]采用 BAM 网络实现了故障隔离与控制.[38~41]采用了几种 NN 模型与算法对锅炉给水控制系统的故障诊断作了尝试,[42]提出了由两个神经网络组成的容错控制系统,其中一个用于系统建模,另一个用于容错控制器的设计.

4 讨论与展望

常规的自适应控制自提出以来,就一直是控制领域中最活跃的课题之一.其中一个重要原因是它能解决较为复杂的参数摄动对象的控制问题,而这类对象有很强的实际背景.但如果将自适应控制与 NN 控制相比,我们可以得出如下结论:

1) 自适应控制器的设计依赖于一个结构已知的过程模型,而 NN 控制器适于任何不确定性的系统,无需任何先验知识。

2) 自适应控制器相当于一个线性的两层神经网络^[16]。任何多于两层的、非线性的神经网络控制器都是常规自适应控制器的推广。

3) NN 在拓扑结构、权重自适应律以及非线性激发函数的选择上都有很大的灵活性。由以上讨论可以断定,NN 控制器的能力和潜力是常规自适应控制器无可比拟的。但是 NN 重新热起来仅有十年时间,将它引入控制领域更是近几年的事。有许多亟待完善之处,主要包括:

1) NN 的稳定性与收敛性的证明仍比较困难,需要寻求更有效的分析手段。

2) NN 的学习速度一般都比较慢,为满足实时控制的要求,必须加以改进。否则,它将成为自适应 NN 控制推广于实际应用的主要障碍。

3) 在 NN 拓扑方面需要建立指导性的理论,特别需要研究适合于控制领域的 NN 结构。

4) 引入 NN 的控制系统在稳定性、鲁棒性与收敛性的分析上增加了难度,这也是目前研究的一个薄弱环节,有待加强。

5) 将神经网络与专家系统结合^[43,44]是一个有前途的研究方向。但由此而引出的符号系统的分析和硬件实现都很困难,需要有所突破。

6) 将神经网络与模糊控制结合是最新颖的方向之一,并已取得显著的成果。二者都是无模型的估计器^[12],学习和推理功能非常类似于人脑,而且易于硬件实现。如何进一步提高其控制精度将是今后研究的重点之一。

除理论研究之外,神经网络的应用领域有待进一步开拓。相信不久的将来,神经网络就会在实际应用中产生巨大的经济效益。

参 考 文 献

- [1] Antsaklis, P. J.. Neural Networks in Control Systems. Special Section on Neural Networks for Systems and Control, IEEE Control Systems Magazine, April 1990, 3—5
- [2] Grossberg, S.. Neural Networks and Natural Intelligence. MIT Press, 1988
- [3] McCulloch, W. S. and Pitts, W.. A Logic Calculus of the Ideal Imminent in Nervous Activity. Bulletin of Math. Biophys., 1943, 5:115—133
- [4] Hebb, D. D.. The Organization of Behavior. John Wiley & Sons, New York, 1949
- [5] Rosenblatt, R.. Principles of Neurodynamics. Spartan Book, New York, 1959
- [6] Widrow, B. and Hoff, M. E.. Adaptive Switching Circuits. 1960 IRE WESCON Conv. Record, Part 4, Aug. 1960, 96—104
- [7] Rumelhart, D. E. and McClelland, J. L.. Parallel Distributed Processing. MIT Press, 1986
- [8] Hopfield, J. J. and Tank, D. W.. Computing with Neural Circuits; A Model. Science, 1986, 233(8):625—633
- [9] Carpenter, G. A. and Grossberg, S.. Neural Dynamics of Category Learning and Recognition. Brain Structure, Learning and Memory, AAAS Symposium Series, 1986
- [10] Kohonen, T.. Self-Organization and Associative Memory. 2nd Ed. Springer-Verlag, New York, 1988
- [11] Lippmann R. P.. An Introduction to Computing with Neural Nets. IEEE ASSP Magazine, April 1987, 4—22

- [12] Koeko, B. *Neural Networks and Fuzzy Systems*. Prentice Hall, Englewood, Cliffs, 1992
- [13] 焦李成. 神经网络系统理论, 西安: 西安电子科技大学出版社, 1990
- [14] Kung, S. Y. and Hwang, J. N. *Neural Network Architectures for Robotic Applications*. IEEE Trans., on Robotics and Automation, 1989, 5(5), 641—657
- [15] Yubuta, T. and Yamada, T. *Possibility of Neural Network Controller for Robot Manipulators*. IEEE Trans on Robotics and Automation, 1990, 1686—1691
- [16] Guez, A. et al. *Neural Network Architecture for Control*. Special Section on Neural Networks for Systems and Control. IEEE Control Systems Magazine, April 1988, 22—25
- [17] Chen Fuchung. *Back-Propagation Neural Networks for Nonlinear Self-Tuning Adaptive Control*. Special Section on Neural Networks for Systems and Control, IEEE Control Systems Magazine, April 1990, 44—48
- [18] Kumar, S. S. and Guez, A. *ART Based Adaptive Pole Placement for Neurocontrollers*. Neural Networks, 1991, 4, 319—335
- [19] Willis, M. J. *Artificial Neural Networks in Process Engineering*. IEE Proceedings-D, 1991, 138(3), 256—266
- [20] Sanner, R. M. and Akin, D. L. *Neuromorphic Pitch Attitude Regulation of an Underwater Telerobot*. Special Section on Neural Networks for Systems and Control, IEEE Control Systems Magazine, April 1990, 62—68
- [21] Nguyen, D. H. et al. *Neural Networks for Self-Learning Control Systems*. Special Section on Neural Networks for Systems and Control, IEEE Control Systems Magazine, April 1990, 18—23
- [22] Kawato, M. et al. *A Hierarchical Model for Voluntary Movement and Its Application to Robotics*. Proceedings of 1987 IEEE International Conference on Neural Networks, 4, 573—582
- [23] Kraft, L. G. et al. *A Comparison Between CMAC Neural Network Control and Two Traditional Adaptive Control Systems*. Special Section on Neural Networks for Systems and Control, IEEE Control Systems Magazine, April 1990, 36—43
- [24] Miller, W. T. et al. *Real-Time Dynamic Control of an Industrial Manipulator Using a Neural-Network-Based Learning Controller*. IEEE Trans. on Robotics and Automation, 1990, 6(1), 1—9
- [25] 许力, 蒋静坪. CSTR 系统的基于 CMAC 神经元的神经网络的学习控制研究. 控制与决策, 1992, 7(2), 131—136
- [26] Hunt, K. J. and Sbarbaro, D. *Neural Networks for Nonlinear Internal Model Control*. IEE Proceedings-D, 1991, 138(5), 431—438
- [27] Morari, M and Zafiriou, E. *Robust Process Control*. Prentice-Hall, 1990
- [28] Kreinovich, V. Y. *Arbitrary Nonlinearity is Sufficient to Represent All Functions by Neural Networks; A Theorem*. Neural Networks, 1991, 4(3), 381—383
- [29] Cybenko, G. *Approximation by Superpositions of a Sigmoided Function*. Math. Control Signal Systems, 1989, (2), 303—314
- [30] Chu, S. R. et al. *Neural Networks for System Identification*. Special Section on Neural Networks for Systems and Control, IEEE Control Systems Magazine, April 1990, 31—35
- [31] 刘延年, 冯纯伯. 神经网络在控制中的若干应用. 控制与决策, 1992, 7(2), 94—100
- [32] 刘延年, 冯纯伯. 一种用神经网络解非线性方程组的方法. 控制与决策, 1991, 6(1), 61—64
- [33] 黄战, 戴冠中. 基于神经网络的广义预测控制. 控制与决策, 1991, 6(5), 376—379
- [34] 文福拴, 韩祯祥. 电力系统机组最优组合的人工神经网络方法. 控制与决策, 1992, 7(1), 48—52
- [35] Hoskins, J. C. and Himmelblau, D. M. *Artificial Neural Network Models of Knowledge Representation in Chemical Engineering*. Comput. Chem. Eng., 1988, 12(9/10), 881—890
- [36] Venkatasubramanian, V. et al. *Process Fault Detection and Diagnosis Using Neural Network*. Comput. Chem. Eng., 1990, 14(7), 699—712
- [37] Bavarian, B. *Introduction to Neural Networks for Intelligent Control*. Special Section on Neural Networks for Systems and Control, IEEE Control Systems Magazine, April 1988, 3—8
- [38] 谭民, 疏松桂. 神经网络在故障诊断中的双向联想记忆法. 自动化学报, 1991, 17(1), 95—99

[39] 谭民, 疏松桂. 基于神经元的控制系统故障诊断. 控制与决策, 1990, 5(1), 58—60

[40] 谭民, 疏松桂. 控制系统故障诊断的一种智能算法. 控制理论与应用, 1991, 8(3): 339—343

[41] 谭民, 疏松桂. 神经网络前推选择算法及其在故障诊断中的应用. 信息与控制, 1991, (3): 43—46

[42] 胡泽新. 神经网络容错控制及其应用. 上海市自动化学术年会论文集, 1991

[43] Mandelman, D. A. et al. . Integrating Neural Networks and Knowledge-Based Systems for Intelligent Robotic Control. IEEE Control Systems Magazine, 1990, 10(3): 77—89

[44] Yang Jian and Wu Zhiming. Neural Network Based Expert System, — A Model and Its Application. Proc. of Asia-Pacific Conference on Measurement & Control, Guangzhou, PRC, Aug. 1991, 2, 340—344

[45] Narendra, K. S. et al. . Identification and Control of Dynamical Systems Using Neural Network. IEEE Trans. Neural Network, 1990, 1(1): 4—27

Neural-Network-Based Control System——A Survey

ZHOU Qijie and XU Jianmin

(Department of Automation, South China University of Technology • Guangzhou, 510641, PRC)

Abstract: The recent study on the applications of neural networks to the control field is overviewed in this paper. The problems and future tendency are also discussed.

Key words: neural network; nonlinear system; learning algorithm; adaptive control

本文作者简介

周其节 见本刊 1992 年第 4 期第 373 页.

徐建闽 1960 年生. 1982 年于江西工学院获学士学位, 1986 年在华南理工大学获硕士学位, 现在该校自动化系读在职博士生. 研究兴趣为鲁棒控制, 自适应控制, 神经网络控制及其在机器人控制中的应用.