

# 基于模糊神经网络的模型参考 自适应控制<sup>1)</sup>

张乃尧 栾天

(清华大学自动化系 北京 100084)

## 摘 要

用模糊神经网络作为控制器, 依靠参考模型产理想的控制系系统闭环响应, 从而随时得到控制系统的输出误差. 用梯度法实时修正模糊控制器的输入和输出隶属度参数, 得到一种在线模糊自适应控制的新方法. 通过倒立摆的仿真实验表明, 该方法是可行的并能适应对象特性的大范围变化.

**关键词:** 模糊神经网络, 模糊自适应控制, 模型参考自适应控制.

## 1 引言

近年来, 基于神经网络的模糊自适应控制已成为很有吸引力的研究领域之一<sup>[1,2]</sup>. 在已有的成果中, 控制系统的性能指标大多为积分形式, 因此对控制器参数只能用批修正的方法, 限制模糊自适应控制的实时在线应用<sup>[3]</sup>. 为了克服这个缺点, 本文提出一种基于模糊神经网络的模型参考自适应控制方法.

## 2 模糊自适应控制系统的构成

基于模糊神经网络的模型参考自适应控制系统如图1所示. 主要由四部分构成: 控制对象  $P$ , 参考模型  $R$ , 对象模型  $M$ , 神经网络模糊控制器 FNN. 下面分别加以介绍.

### 2.1 控制对象 $P$

倒立摆是一个典型的非线性、不稳定的控制对象, 其运动方程为<sup>[4]</sup>

$$\ddot{\theta} = \frac{mg \sin \theta - \cos \theta (f + m_p l \dot{\theta}^2 \sin \theta)}{(4/3)ml - m_p l \cos^2 \theta} \quad (1)$$

式中  $\theta$  为杆与垂线的夹角( $^\circ$ ),  $\dot{\theta}$  为角速度 ( $(^\circ)/s$ ),  $\ddot{\theta}$  为角加速度 ( $(^\circ)/s^2$ ),  $f$  为作用力

1) 国家自然科学基金资助项目.  
本文于1994年7月28日收到

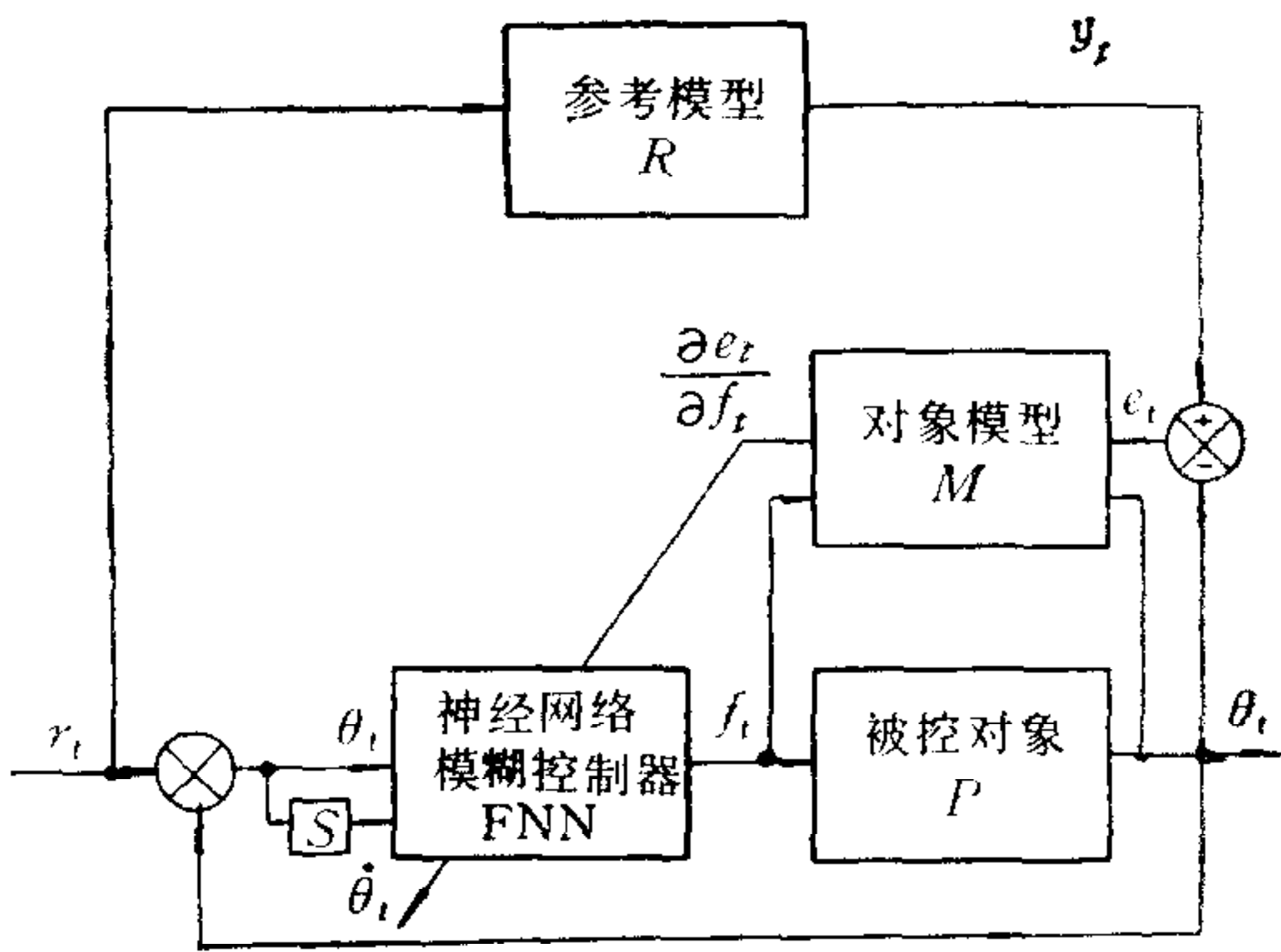


图 1 基于模糊神经网络的模型参考自适应控制系统框图

		$\theta$				
	$f$	NL	NS	Z	PS	PL
$\hat{\theta}$	NL			NL/4		
	NS			NS/5	Z/9	
	Z	NL/1	NS/2	Z/6	PS/10	PL/11
	PS		Z/3	PS/7		
	PL			PL/8		

图 2 模糊控制规则集

(N), 杆的质量  $m_p = 0.1\text{kg}$ , 杆和小车的总质量  $m = 1.1\text{kg}$ , 半杆长  $l = 0.5\text{m}$ , 重力加速度  $g = 9.8\text{m/s}^2$ , 采样周期  $t = 0.02\text{s}$ .

### 2.2 参考模型 R

本文采用的参考模型是一个典型二阶线性系统,其传递函数为

$$R(s) = \frac{1}{s^2 + 2\xi\omega_n s + \omega_n^2} \quad (2)$$

式中无阻尼自然振荡频率  $\omega_n = 2.5\text{rad/s}$ , 阻尼系数  $\xi = 0.9$ .

### 2.3 对象模型 M 的在线辨识

控制系统的输出误差  $e_t$  要经过被控对象反传才能去校正控制器参数, 因此必须建立被控对象的数学模型  $M$ . 这里被控对象是一个非线性系统, 而且在自适应控制时  $M$  是未知或时变的, 由于用梯度法学习只需要  $\partial e_t / \partial f_t$  信号(特别重要的是其符号), 所以可以用一个二阶线性差分方程作为对象近似的数学模型

$$\theta_{t+1} = a_1\theta_t + a_2\theta_{t-1} + bf_t \quad (3)$$

用递推最小二乘法进行系统辨识, 当倒立摆在平衡点附近运动时 ( $|\theta_t| \leq 15^\circ$ ),  $a_1 = 1.999$ ,  $a_2 = -0.994$ ,  $b = -0.033(\circ)/\text{N}$ . 以此作为模型  $M$  的初值, 并在实验中实时修正模型参数, 以反映被控对象非线性时变的特性.

### 2.4 模糊控制器的设计

模糊控制器的作用是根据角度  $\theta_t$  和角度变化率  $\dot{\theta}_t$  产生合适的作用力  $f_t$ , 使得倒立摆保持平衡并使性能指标最优. 首先确定  $\theta, \dot{\theta}, f$  的最大值分别为:  $\theta_m = 15^\circ$ ,  $\dot{\theta}_m = 60(\circ)/\text{s}$ ,  $F_m = 10\text{N}$ , 再将  $\theta, \dot{\theta}, f$  的实际值分别除以其最大值并加以  $\pm 1$  限幅后得到其归一值. 对每个变量均定义五个模糊子集:  $NL$  (负大),  $NS$  (负小),  $Z$  (零),  $PS$  (正小),  $PL$  (正大). 采用三角形、对称、全交迭的隶属度函数. 隶属度函数的可调参数只有三个:  $c_1(\theta)$ ,  $c_2(\dot{\theta})$ ,  $c_3(f)$ , 且变化范围均为  $(0, 1)$ . 根据经验<sup>[1]</sup>, 确定 11 条控制规则见图 2, 图中右下角为规则编号.



### 3 模糊自适应控制的实现

#### 3.1 神经网络模糊控制器 FNN

为了实时修正模糊控制器的隶属度参数  $c_1, c_2, c_3$ , 采用一个五层前馈型模糊神经网络来完成模糊控制的功能(图 3), 图中方块代表自适应结点, 圆圈为固定结点。各层的功能如下:

第一层 输入层, 有两个结点。输入为  $\theta$  和  $\dot{\theta}$  的实际值, 输出为其归一值。

第二层 模糊化层, 两组各五个结点, 对应五个模糊子集。输出为  $\theta/\dot{\theta}$  对每个模糊子集的隶属度, 如  $\mu_{NL}(\theta), \mu_{NS}(\theta), \dots$ 。可调参数为  $c_1, c_2$ 。

第三层 规则层, 有 11 个结点, 对应 11 条模糊控制规则。在每个结点中, 将该规则两个条件成立的隶属度相乘得到该规则的激活强度  $w_i (i = 1, 2, \dots, 11)$  后输出。

第四层 解模糊层, 有五个结点。在每个结点求输出隶属度函数的反函数, 如  $\mu_{NL}^{-1}(f, w_1), \mu_{NS}^{-1}(f, w_2), \dots$ 。可调参数为  $c_3$ 。

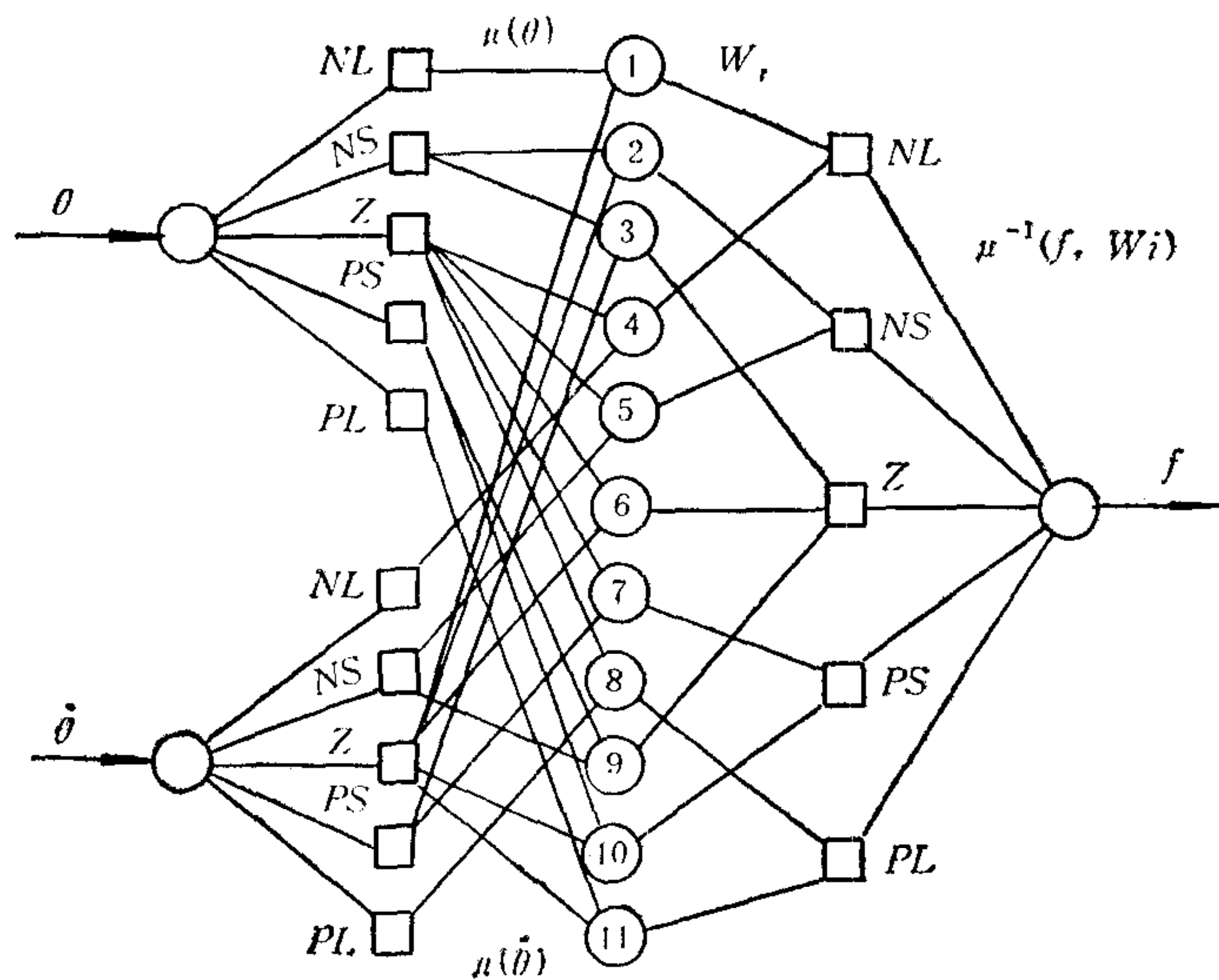


图 3 神经网络模糊控制器 FNN 结构图

第五层 输出层, 只有一个结点。用加权平均法求出实际的作用力

$$f = F_m \frac{\sum_{i=1}^{11} w_i \mu^{-1}(f, w_i)}{\sum_{i=1}^{11} w_i} \quad (4)$$

#### 3.2 隶属度参数 ( $c_1, c_2, c_3$ ) 的自适应算法

选用指标函数为

$$J_i = \frac{1}{2} [\alpha l_i^2 + (1 - \alpha) f_i^2], \quad \alpha = 0.998. \quad (5)$$

由(3)~(5)式, 用梯度法可得一组自适应方程如下:

$$\frac{\partial J_i}{\partial f_i} = -\alpha b l_i + (1 - \alpha) f_i, \quad (6)$$

$$\frac{\partial J_i}{\partial c_3} = \frac{\partial J_i}{\partial f_i} \frac{\partial f_i}{\partial \mu^{-1}(f, w_j)} \frac{\partial \mu^{-1}(f, w_j)}{\partial c_3}, \quad (7)$$

$$\frac{\partial J_i}{\partial c_1} = \frac{\partial J_i}{\partial f_i} \frac{\partial f_i}{\partial w_j} \frac{\partial w_j}{\partial \mu(\theta)} \frac{\partial \mu(\theta)}{\partial c_1}, \quad (8)$$

$$\frac{\partial J_i}{\partial c_2} = \frac{\partial J_i}{\partial f_i} \frac{\partial f_i}{\partial w_j} \frac{\partial w_j}{\partial \mu(\dot{\theta})} \frac{\partial \mu(\dot{\theta})}{\partial c_2}, \quad (9)$$

$$c_{i+1} = c_i - \eta \frac{\partial J_i}{\partial c} \quad (\eta \text{ 为学习率}). \quad (10)$$

上式中,  $w_j$  为同时激活的规则(最多四条)中激活强度的最大值, 即只沿此时的主导规则去修正隶属度参数。由于采用三角形隶属度函数, 算术积作为逻辑“与”算子, 以及加权平均的输出综合算法, 上式中各偏导数的解析式均很简单, 自适应运算速度很快。

## 4 倒立摆仿真实验结果

由于给定信号  $r_i \equiv 0$ , 为进行连续的仿真实验, 从初始状态  $\theta_0 = 30^\circ$ ,  $\dot{\theta}_0 = 0(\circ)/s$  开始实验, 经过 100 个采样周期后 (2s),  $\theta$  和  $\dot{\theta}$  均接近于 0, 系统达到平衡状态。再置初始状态  $\theta_0 = -30^\circ$ ,  $\dot{\theta}_0 = 0(\circ)/s$ , 重新开始实验。如此反复循环。

### 4.1 自学习控制实验

置隶属度参数初值  $c_1 = c_2 = c_3 = 0.5$ , 开始实验。  $c_1, c_2, c_3$  的实时学习过程曲线见图 4。经过约 50s 以后  $c_1, c_2, c_3$  值都基本稳定,  $c_1 = 0.490546$ ,  $c_2 = 0.257736$ ,  $c_3 = 0.718206$ 。改变隶属度参数的初值, 学习后的结果相差不多。学习以后性能指标

$$J_N = \sum_{i=1}^N J_i$$

大大减小(图略), 说明仅调三个隶属度参数就能显著改善模糊控制器的性能。

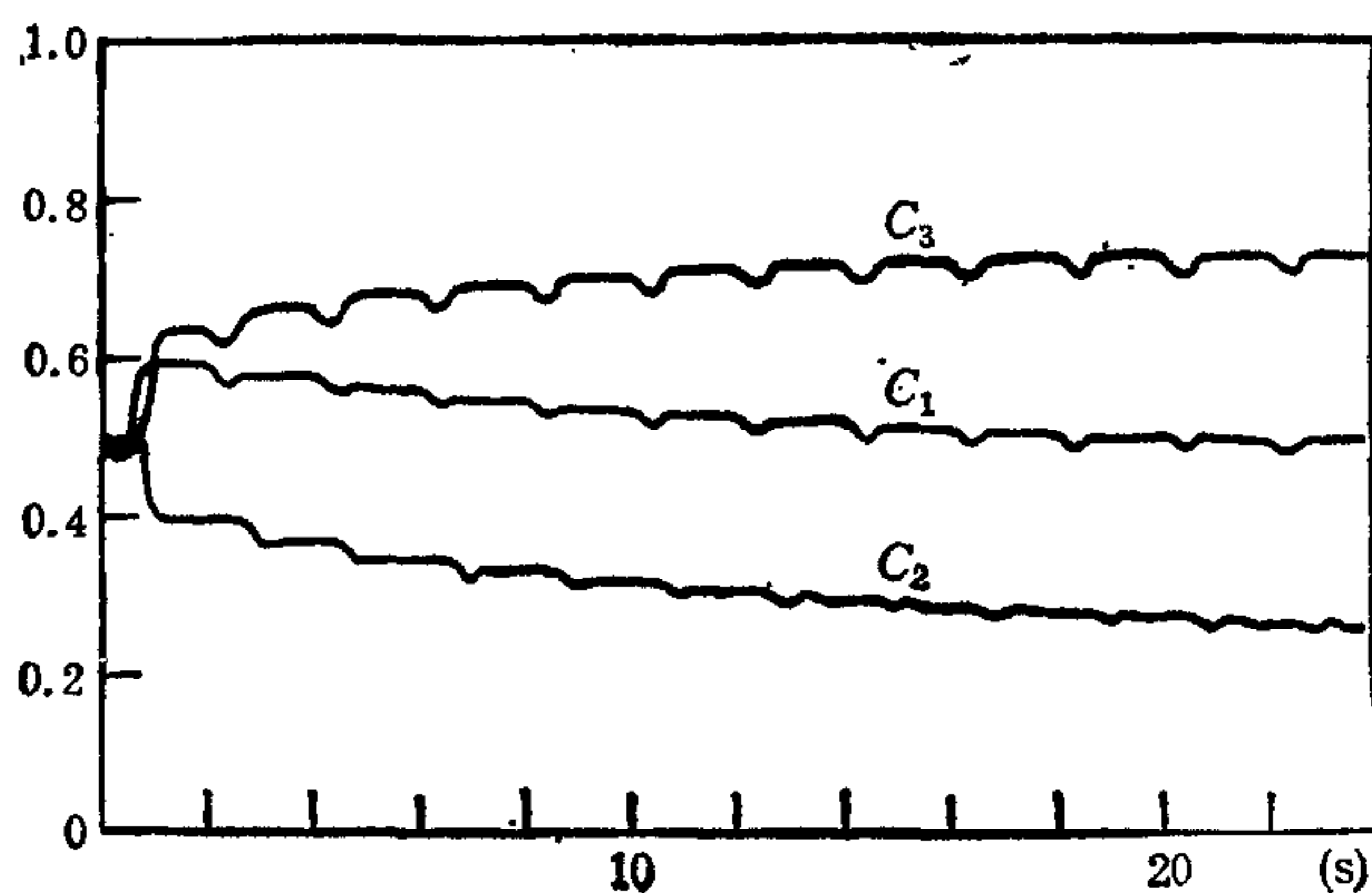


图 4 隶属度参数学习过程曲线

## 4.2 自适应控制实验

以自学习后的隶属度参数为初值,半杆长由 0.5m 增长至 1m,待  $c_1, c_2, c_3$  稳定后再增长 1 倍,直至失败.同样再作半杆长由 0.5m 依次缩短一半的实验,实验结果数据列于表 1.

表 1 模糊自适应控制实验结果

半杆长 $l(\text{m})$	$c_1$	$c_2$	$c_3$	$J_{100}$	学习时间 (s)
2.0	0.864779	0.416271	0.990000	303.22	60
1.0	0.550597	0.208027	0.949413	163.40	160
0.5	0.490546	0.257736	0.718206	68.20	
0.25	0.422500	0.255000	0.636301	41.45	20
0.125	0.359541	0.239964	0.607864	50.16	34

由实验结果可以看出,本方法能适应杆长 16 倍的变化,具有很宽的工作范围,明显优于文献[3]的结果.而且本方法能够实时修正模糊控制器的隶属度参数,且算法简单,运算速度快,较好地解决了在线模糊自适应控制的问题.

## 参 考 文 献

- [1] Kosko B. *Neural networks and fuzzy systems*. New Jersey: Prentice-Hall Inc, 1994. 299—338.
- [2] 汤跃忠,张乃尧,李衍达. 模糊神经网络及其在智能控制中的应用. *清华大学学报*, 1995, **35** (增 3): 82—88.
- [3] Jang J S. Self-learning fuzzy controllers based on temporal back propagation. *IEEE Trans on Neural Networks*, 1992, **3**(5): 714—723.
- [4] Miller W T, Sutton R S, Werbos P J. *Neural networks for control*. Massachusetts: The MIT Press, 1990. 475—510.

# MODEL REFERENCE ADAPTIVE CONTROL BASED ON FUZZY NEURAL NETWORKS

ZHANG NAIYAO      LUAN TIAN

(Department of Automation, Tsinghua University, Beijing 100084)

## ABSTRACT

In this paper, a new scheme of on-line fuzzy adaptive control is presented. The scheme adopts a fuzzy neural network as controller, and a reference model to give desired closed response, so that the output error of control system can be realtime obtained and used for the modification of membership function parameters of fuzzy controller's input and output variables by gradient descent learning method. The simulation results of inverted pendulum show that the scheme is effective and can adapt the great change of process characteristics.

**Key words:** Fuzzy neural networks, fuzzy adaptive control, model reference adaptive control.