

# 智能控制理论

## (Intelligent Control Theories)

### 第七章 神经网络控制理论

主讲教师：段朝霞（能电院自动化系）

办公室：勤学楼1212

邮 箱：[duanzx1989@163.com](mailto:duanzx1989@163.com)

神经网络不善于显式表达知识，但是它具有很强的逼近非线性函数的能力，即非线性映射能力。把神经网络用于控制正是利用它的这个独特优点。神经网络所具有的大规模并行性、冗余性、容错性、本质的非线性及自组织、自学习、自适应能力，给不断面临挑战的控制理论带来生机。

## 7.1 神经控制的基本原理

控制系统的目的在于通过确定适当的控制量输入，使得系统获得期望的输出特性。

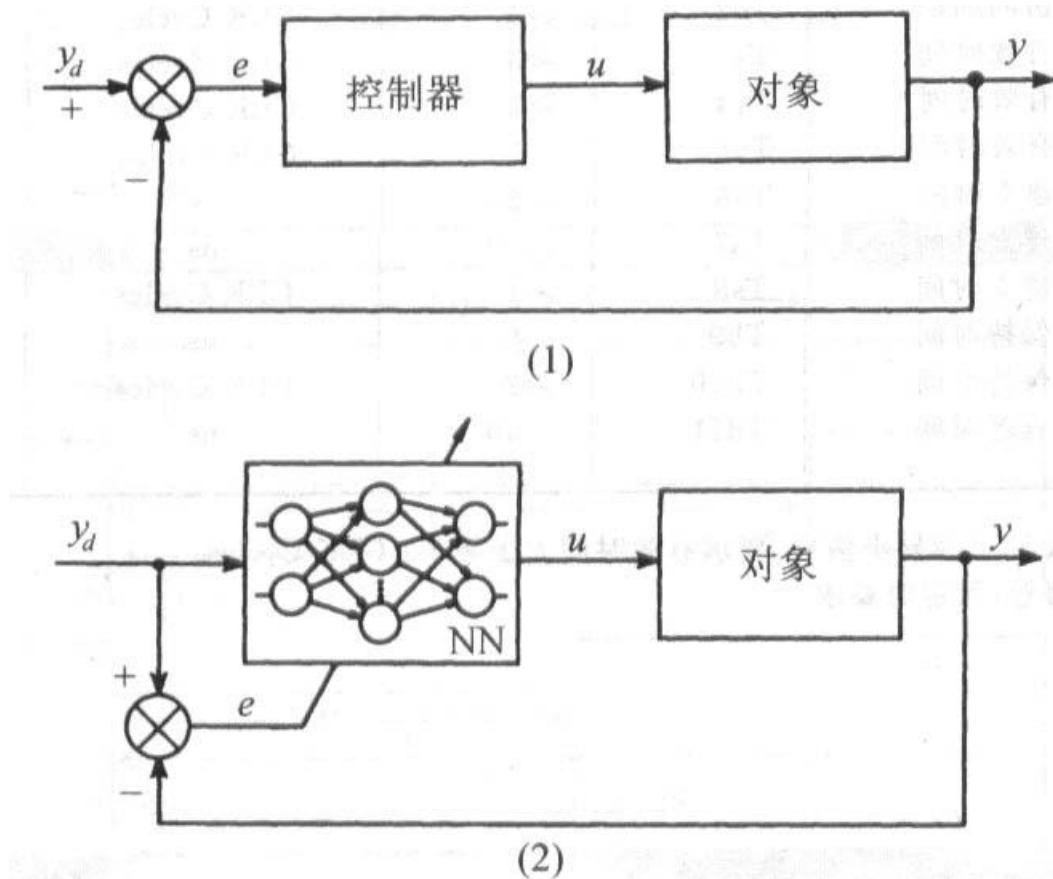


图 7-1 反馈控制与神经网络

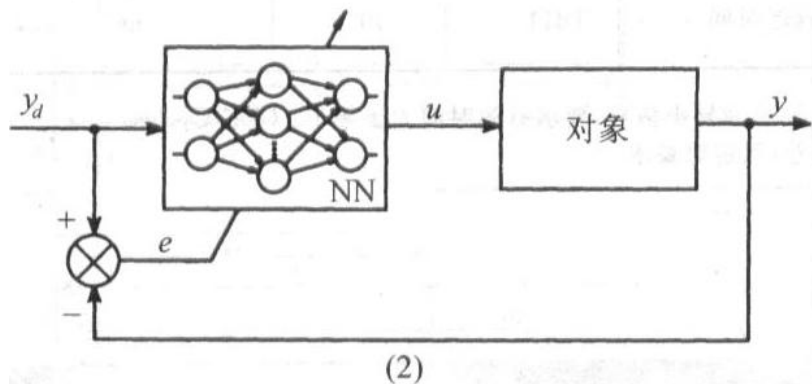
## 7.1 神经控制的基本原理

设被控制对象的输入  $u$  和系统输出  $y$  之间满足如下非线性函数关系

$$y = g(u) \quad (7-1)$$

控制的目的是确定最佳的控制量输入  $u$ ，使系统的实际输出  $y$  等于期望的输出  $y_d$ 。在该系统，可把神经网络的功能看作输入输出的某种映射，或称函数变换，并设它的函数关系为：

$$u = f(y_d) \quad (7-2)$$



## 7.1 神经控制的基本原理

为了满足系统输出 $y$ 等于期望的输出 $y_d$ ，将（7-2）式代入（7-1）式，可得

$$y = g[f(y_d)] \quad (7-3)$$

显然，当  $f(\cdot)=g^{-1}(\cdot)$  时，满足  $y=y_d$  的要求。

## 7.1 神经控制的基本原理

由于要采用神经网络控制的被控对象一般是复杂的且多具有不确定性，因此非线性函数 $g(\cdot)$ 是难以建立的，可以利用神经网络具有逼近非线性函数的能力来模拟 $g^{-1}(\cdot)$ ，尽管 $g(\cdot)$ 的形式未知，但通过系统的实际输出 $y$ 与期望输出 $y_d$ 之间的误差来调整神经网络中的连接权值，即让神经网络学习，直至误差

$$e = y_d - y = 0 \quad (7-4)$$

的过程，就是神经网络模拟 $g^{-1}(\cdot)$ 的过程，它实际上是对被控对象的一种**求逆过程**，由神经网络的学习算法实现这一求逆过程，就是神经网络实现**直接控制**的基本思想。

## 7.2 神经网络在控制中的主要作用

由于神经网络具有许多优异特性，所以决定了它在控制系统中应用的多样性和灵活性。

**神经网络控制**，即基于神经网络的控制或简称神经控制，是指在控制系统中采用神经网络这一工具对难以精确描述的复杂的非线性对象进行建模，或充当控制器，或优化计算，或进行推理，或故障诊断等，以及同时兼有上述某些功能的组合，将这样的系统统称为基于神经网络的控制系统，称这种控制方式为神经网络控制。

从控制角度来看，神经网络用于控制的优越性主要表现为：

- （1）神经网络可是处理那些难以用模型或规则描述的对象；
- （2）神经网络采用并行分布式信息处理方式，具有很强的容错性；
- （3）神经网络在本质上是非线性系统，可以实现任意非线性映射。神经网络在非线性和控制系统中具有很大的发展前途；
- （4）神经网络具有很强的信息综合能力，它能够同时处理大量不同类型的输入，能够很好地解决输入信息之间的互补性和冗余性问题；
- （5）神经网络的硬件实现愈趋方便。大规模集成电路技术的发展为神经网络的硬件实现提供了技术手段，为神经网络在控制中的应用开辟了广阔的前景。



## 神经网络控制所取得的进展为：

- (1) **基于神经网络的系统辨识**：可在已知常规模型结构的情况下，估计模型的参数；或利用神经网络的线性、非线性特性，建立线性、非线性系统的静态、动态、逆动态及预测模型；
- (2) **神经网络控制器**：神经网络作为控制器，可实现对不确定系统或未知系统进行有效的控制，使控制系统达到所要求的动态、静态特性；
- (3) **神经网络与其他算法相结合**：神经网络与专家系统、模糊逻辑、遗传算法等相结合可构成新型控制器；

(4) **优化计算**：在常规控制系统的设计中，常遇到求解约束优化问题，神经网络为这类问题提供了有效的途径；

(5) **控制系统的故障诊断**：利用神经网络的逼近特性，可对控制系统的各种故障进行模式识别，从而实现控制系统的故障诊断。

神经网络控制在理论和实践上，**以下问题是研究的重点：**

- (1) 神经网络的稳定性与收敛性问题；
- (2) 神经网络控制系统的稳定性与收敛性问题；
- (3) 神经网络学习算法的实时性；
- (4) 神经网络控制器和辨识器的模型和结构。

## 7.2 神经网络在控制中的主要作用

神经网络控制主要是为了解决复杂的非线性、不确定、不确定知系统在不确定、不确定环境中的控制问题，使控制系统稳定性好、鲁棒性强，具有满意的动静态特性。为了解决这类问题，可以在系统中设置两个神经网络，如图7-2所示。

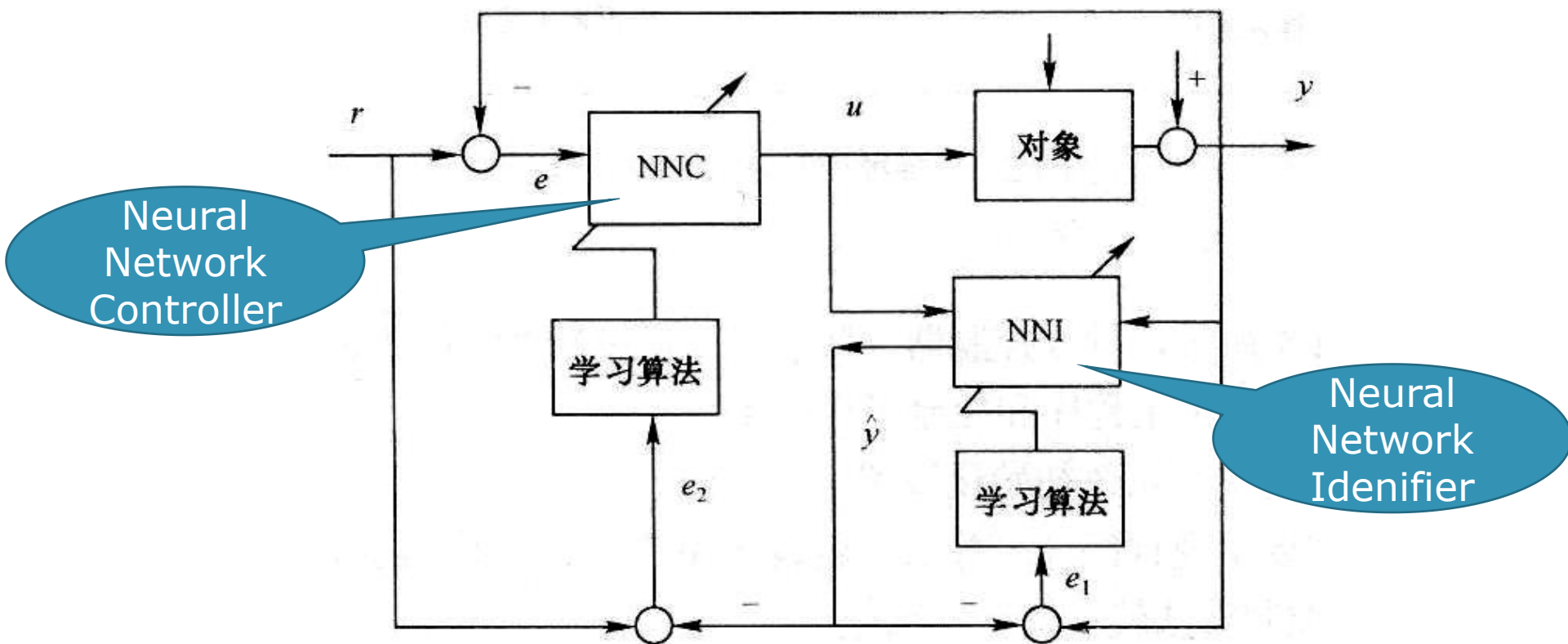
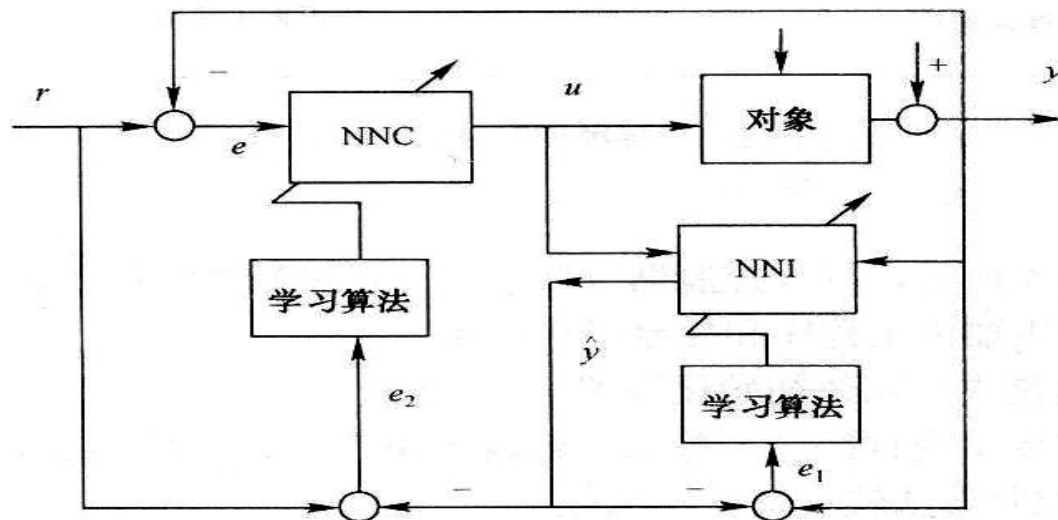


图7-2 神经网络控制系统

## 7.2 神经网络在控制中的主要作用



图中的神经网络NNI作为辨识器，由于神经网络的学习能力，辨识器的参数可随着对象、环境的变化而自适应地改变，故它可在线辨识非线性不确定、不确知对象的模型。辨识的目的是根据系统所提供的测量信息，在某种准则意义下估计出对象模型的结构和参数。

图中的神经网络NNC作为控制器，其性能随着对象、环境的变化而自适应地改变（根据辨识器）。

## 7.2 神经网络在控制中的主要作用

在图7-2所示的系统中，对于神经控制系统的设计，就是对**神经辨识器NNI**和**神经控制器NNC**结构（包括神经网络种类、结构）的选择，以及在一定的准则函数下，它们的权系数经由学习与训练，使之对应于不确定、不确知系统与环境，最后使控制系统达到要求的性能。

## 7.2 神经网络在控制中的主要作用

由于该神经网络控制结构有两个神经网络，它是在高维空间搜索寻优，网络训练时，可调参数多，需调整的权值多，且收敛速度与所选的学习算法、初始权值有关，因此系统设计有相当难度。除了设计者所掌握的知识 and 经验外，还必须应用计算机硬件、软件技术作为神经网络控制设计的工具。

## 7.3 神经网络控制系统的分类

神经网络控制的结构和种类划分，根据不同观点可以有不同的形式，目前尚无统一的分类标准。

1991年Werbos将神经网络控制划分为学习控制、直接逆动态控制、神经自适应控制、**BTT**控制和自适应决策控制五类。

1992年Hunt等人发表长篇综述文章，将神经网络控制结构分为监督控制、直接逆控制、模型参考控制、内模控制、预测控制、系统辨识、最优决策控制、自适应线性控制、增强学习控制、增益排队论及滤波和预报等。

1998年李士勇将神经网络控制从它与传统控制和智能控制两大门类的结合上考虑分为两大类：基于传统控制理论的神经控制、基于神经网络的智能控制



## 7.3 神经网络控制系统的分类

### 1. 基于传统控制理论的神经控制

将神经网络作为传统控制系统中的一个或几个部分，用以充当辨识器，或对象模型，或控制器，或估计器，或优化计算等。

- 1) 神经网络监督控制
- 2) 神经直接逆动态控制
- 3) 神经自适应控制
  - 神经自校正控制
  - 神经模型参考自适应控制
  - 神经自适应**PID**控制
- 4) 神经内模控制
- 5) 神经预测控制

## 7.3 神经网络控制系统的分类

### 1) 神经网络监督控制

通过对传统控制器进行学习，然后用神经网络控制器逐渐取代传统控制器的方法，称为神经网络监督控制。

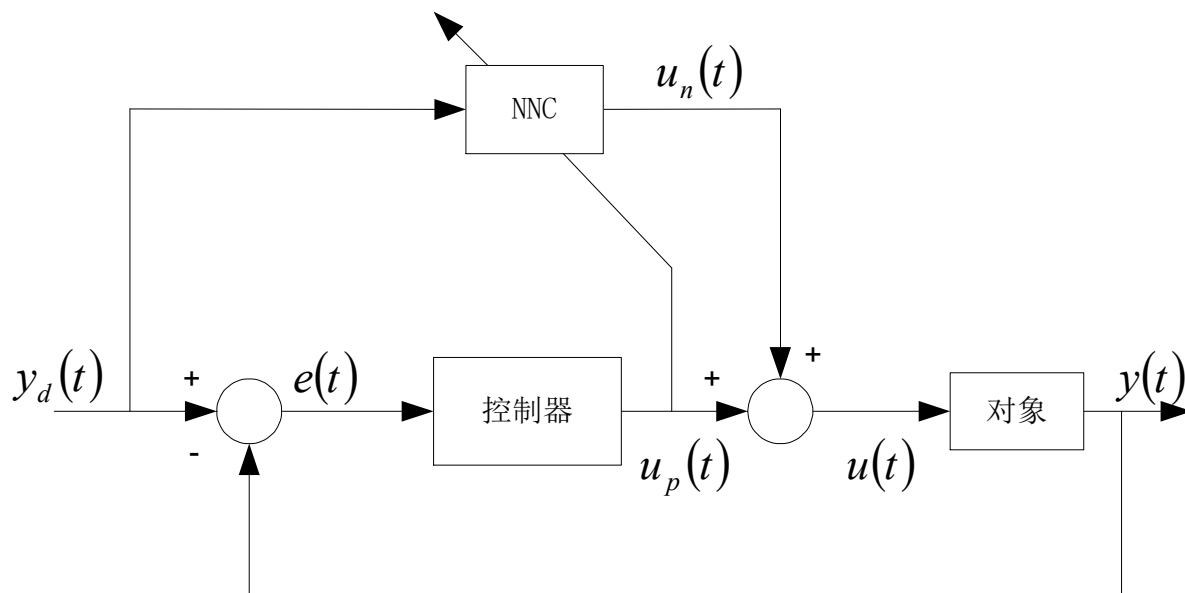


图7-3 神经网络监督控制

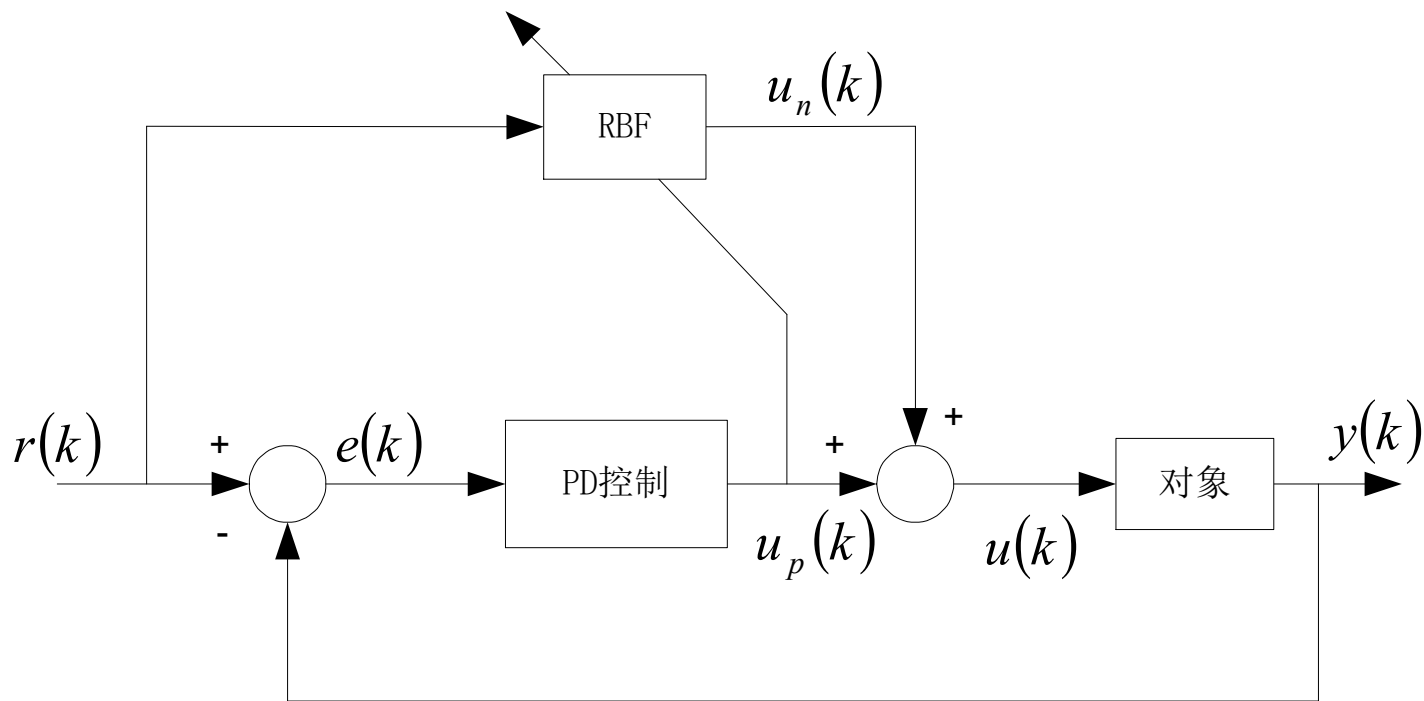


图7-4 RBF神经网络监督控制

在RBF网络结构中，取网络的输入为  $r(k)$ ，网络的径向基向量为  $\mathbf{H} = [h_1, \dots, h_m]^T$ ， $h_j$  为高斯基函数：

$$h_j = \exp\left(-\frac{\|r(k) - \mathbf{C}_j\|^2}{2b_j^2}\right)$$

网络的权向量为:  $\mathbf{W} = [w_1, \dots, w_m]^T$

RBF网络的输出为:  $u_n(k) = h_1 w_1 + \dots + h_j w_j + \dots + h_m w_m$

其中  $m$  为RBF网络隐层神经元的个数。

控制律为:  $u(k) = u_p(k) + u_n(k)$

设神经网络调整的性能指标为:

$$E(k) = \frac{1}{2} (u_n(k) - u(k))^2$$

近似地取

$$\frac{\partial u_p(k)}{\partial w_j(k)} = \frac{\partial u_n(k)}{\partial w_j(k)}$$

由此所产生的不精确通过权值调节来补偿。

采用梯度下降法调整网络的权值：

$$\begin{aligned}\Delta w_j(k) &= -\eta \frac{\partial E(k)}{\partial w_j(k)} = -\eta (u_n(k) - u(k)) \frac{\partial u_p(k)}{\partial w_j(k)} \\ &= \eta (u_n(k) - u(k)) h_j(k)\end{aligned}$$

神经网络权值的调整过程为：

$$\mathbf{W}(k) = \mathbf{W}(k-1) + \Delta \mathbf{W}(k) + \alpha (\mathbf{W}(k-1) - \mathbf{W}(k-2))$$

其中 $\eta$ 为学习速率， $\alpha$ 为动量因子。

例 7-1 被控对象为:

$$G(s) = \frac{1000}{s^2 + 50s + 2000}$$

取采样时间为1ms, 采用z变换进行离散化, 经过z变换的离散化对象为

$$y(k) = -\text{den}(2)y(k-1) - \text{den}(3)y(k-2) \\ + \text{num}(2)u(k-1) + \text{num}(3)u(k-2)$$

参考信号为幅值为0.5, 频率为2Hz的方波信号。取指令信号W取0~1之间的随机值, 高斯函数的参数值取

$$C_j = [-2 \quad -1 \quad 1 \quad 2]^T, B = [0.5 \quad 0.5 \quad 0.5 \quad 0.5]^T$$

**RBF网络监督控制程序为chap7\_1.m**

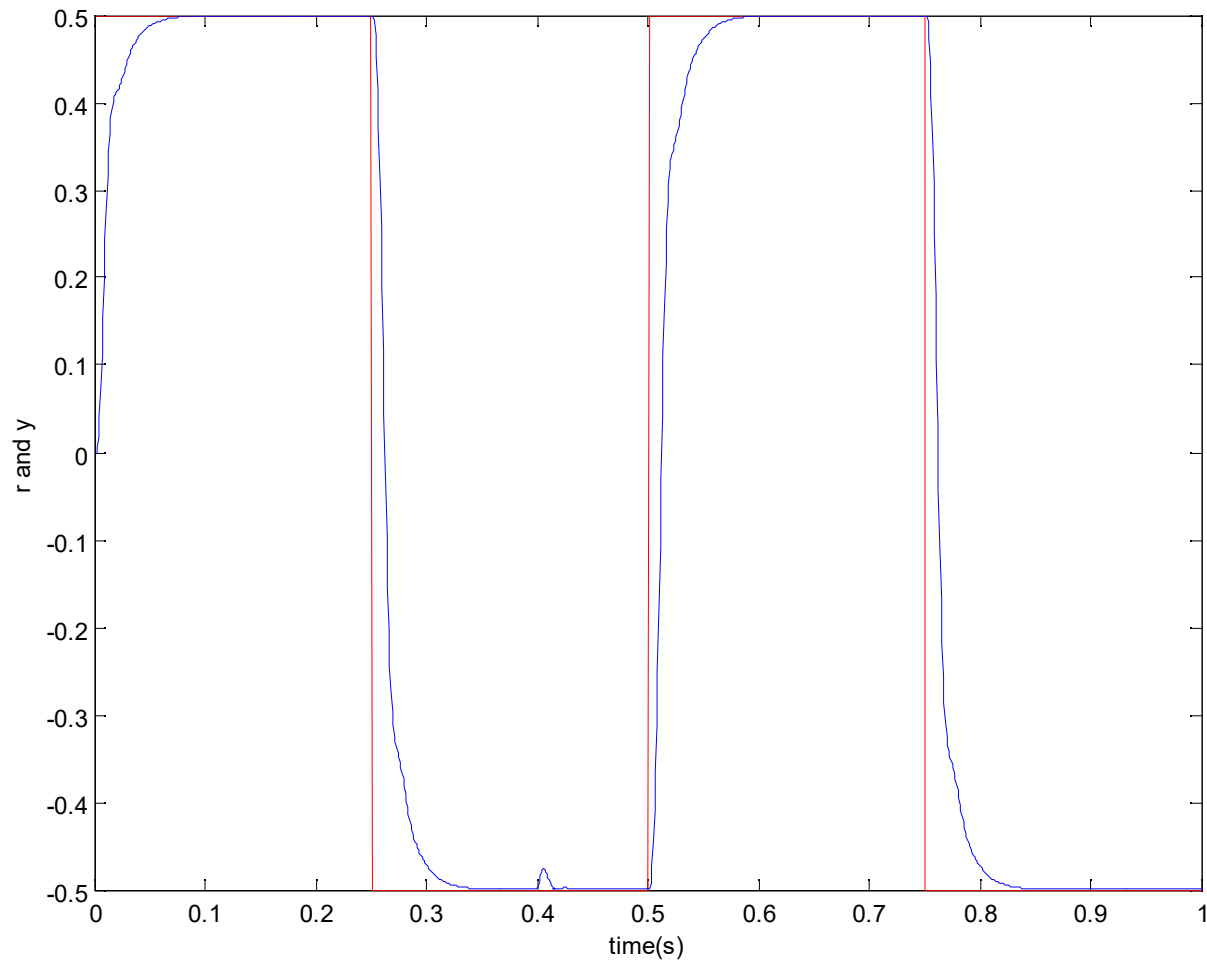


图7-5 方波位置跟踪

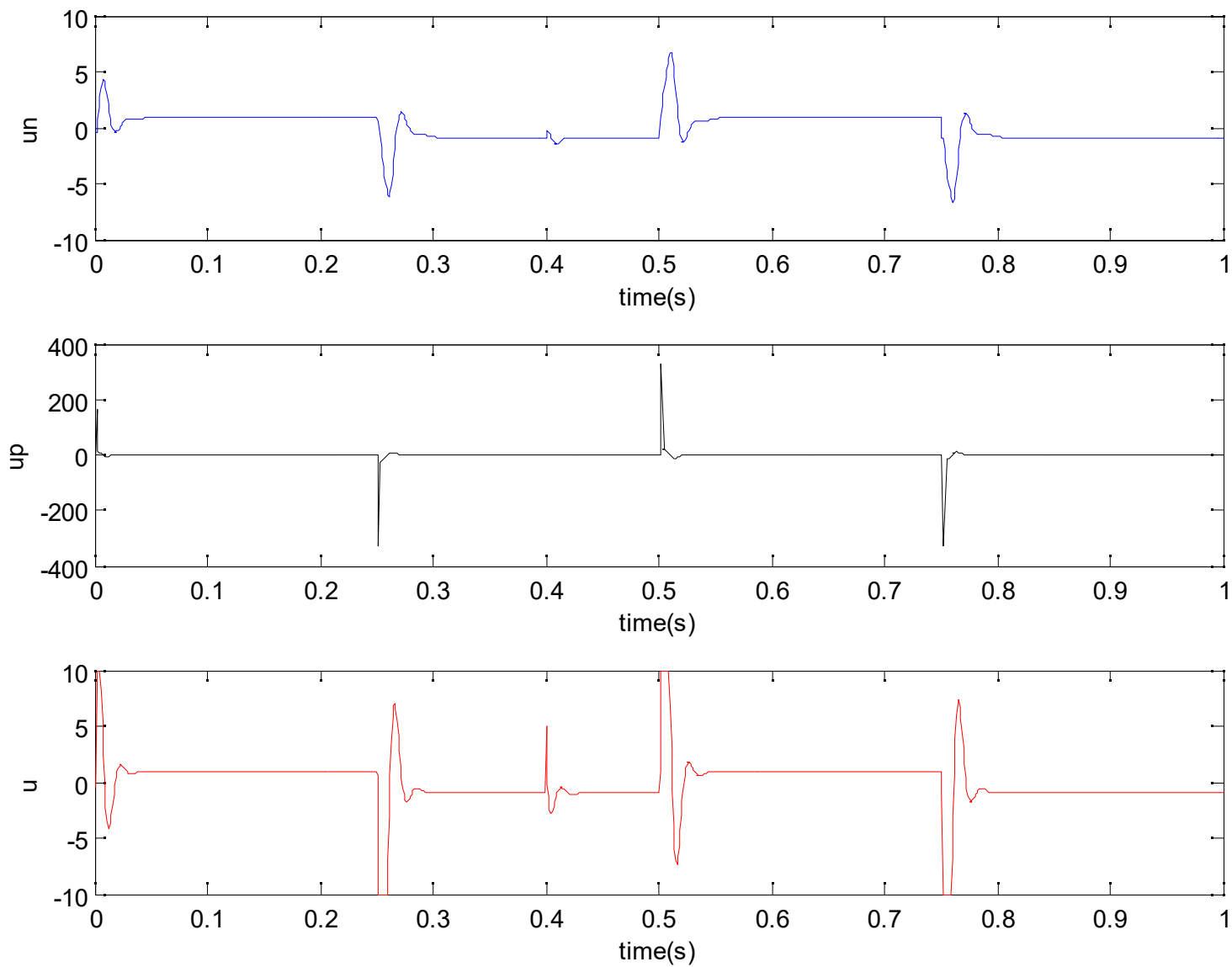


图7-6 神经网络、PD及总控制器输出的比较



## 7.3 神经网络控制系统的分类

### 2) 神经直接逆动态控制

神经直接逆动态控制采用受控对象的一个逆模型，它与受控对象串联，以便使系统在期望响应（网络输入）与受控对象输出间得到一个相同的映射。因此，该网络直接作为前馈控制器，而且受控对象的输出等于期望输出。

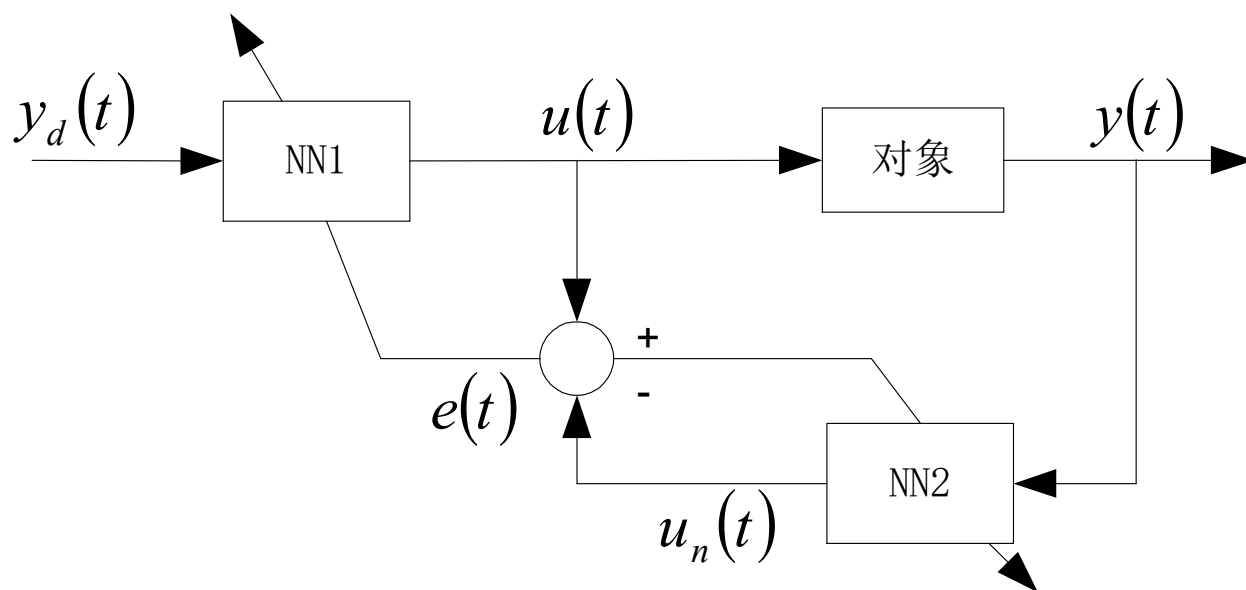


图7-7 神经直接逆动态控制系统 (a)

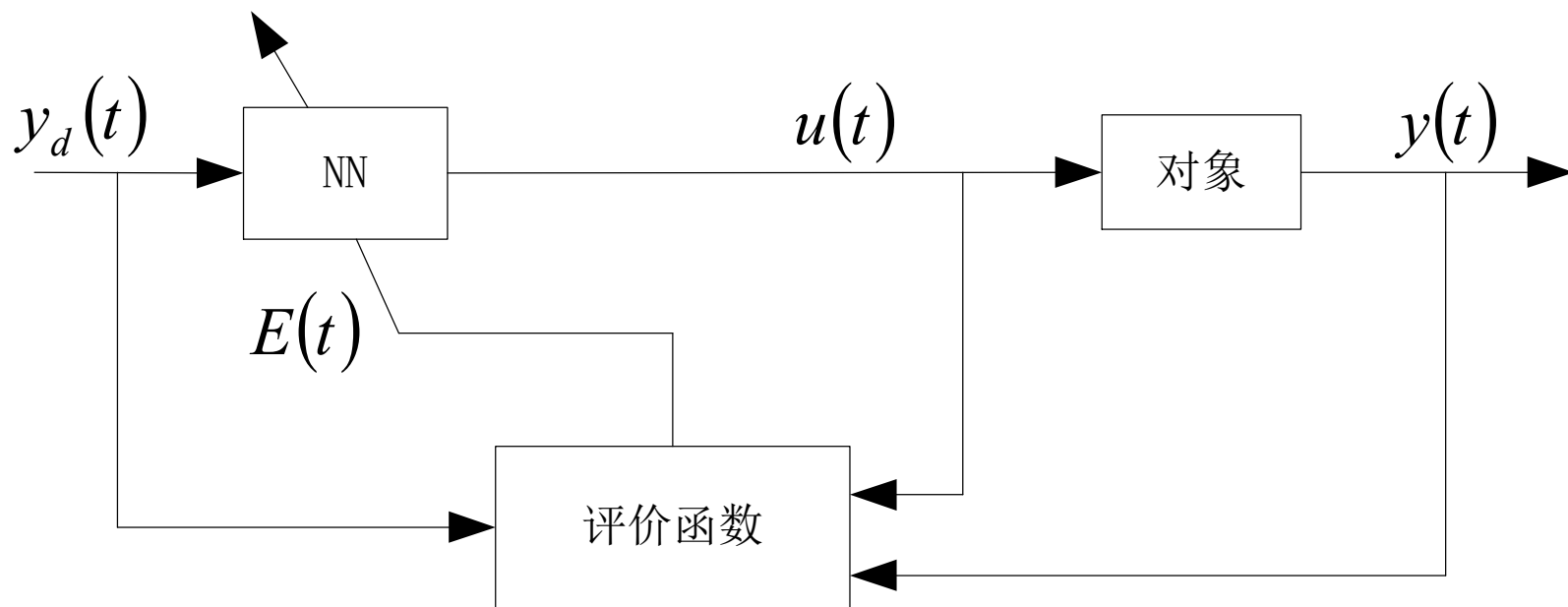
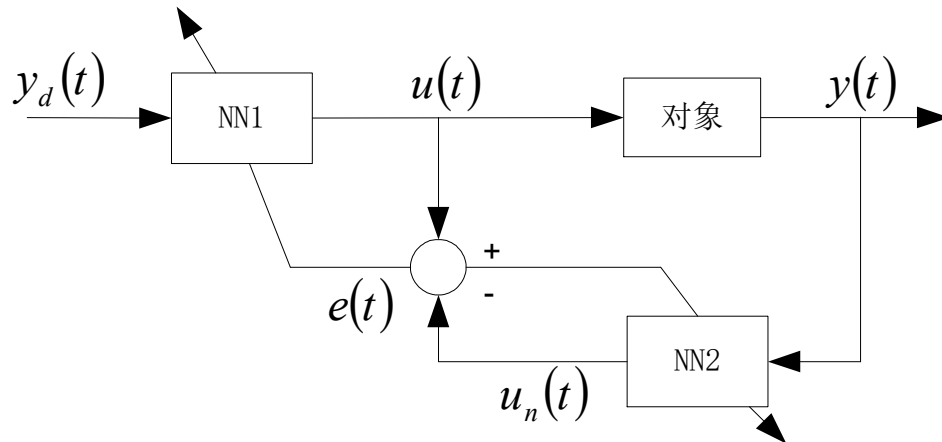


图7-7 神经直接逆动态控制系统 (b)

## 7.3 神经网络控制系统的分类



在图(a)中，包含两个结构相同的神经网络NN1和NN2。

- NN1是神经网络前馈控制器，其输入是期望输出信号 $r(t)$ ，而输出控制信号 $u(t)$ 作用于对象；
- NN2是神经网络逆辨识器，接受对象输出 $y(t)$ ，产生相应的输出。

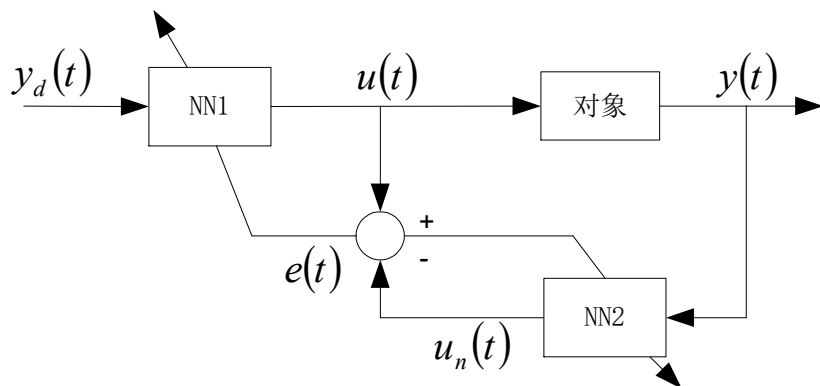
利用NN1和NN2两个神经网络输出的差值 $e(t)$ ，来同时调整NN1和NN2的连接权值，使这个差值 $e(t)$ 最终趋于零，做到 $y(t) \rightarrow y_d(t)$ 。神经网络控制器NN1和神经网络逆辨识器NN2具有相同的逆模型网络结构，而且采用同样的学习算法。

## 7.3 神经网络控制系统的分类

神经网络控制器NN1与被控对象 $P$ 串联，实现对象 $P$ 的逆模型，且 $\hat{P}^{-1}$ 能在线调整，可见，这种控制结构要求对象动态可逆。若  $\hat{P}^{-1} = P^{-1}$ ，则  $\hat{P}^{-1}P = 1$ ，在理论上可做到  $y(t) = y_d(t)$ 。输出  $y$  跟踪输入  $y_d(t)$  的精度，取决于逆模型的精确程度。下面分两种情况来分析NN1和NN2的运行情况。

### (1) 仅考虑NN1和对象而不考虑NN2的情况

如果目标是驱动输出  $y(t)$  逼近  $y_d(t)$ ，则最好的策略是令NN1为对象的逆动态近似。对于未知对象的动态，没有一个简便的方法确定网络的正确权值，它将由对象逆动态的近似求出。



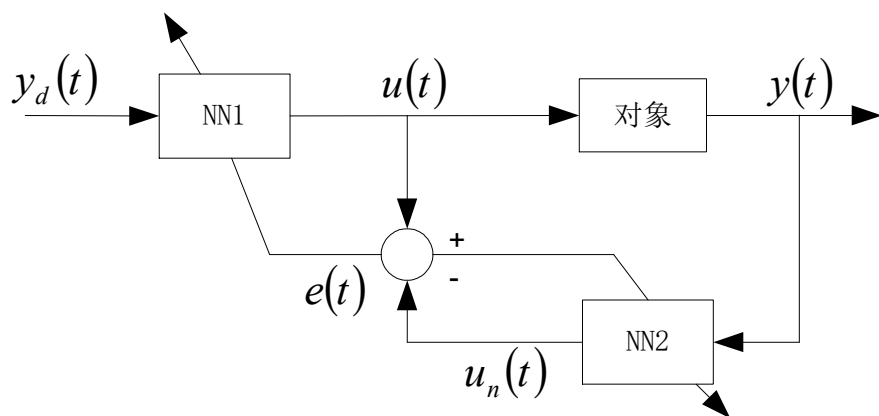
## 7.3 神经网络控制系统的分类

(2) 只考虑NN2和对象的情况

如果NN2的动态近似对象的逆动态，则差值 $e(t)$ 将为零。因此，一个好的控制策略就是用NN2去实现对象的逆近似。

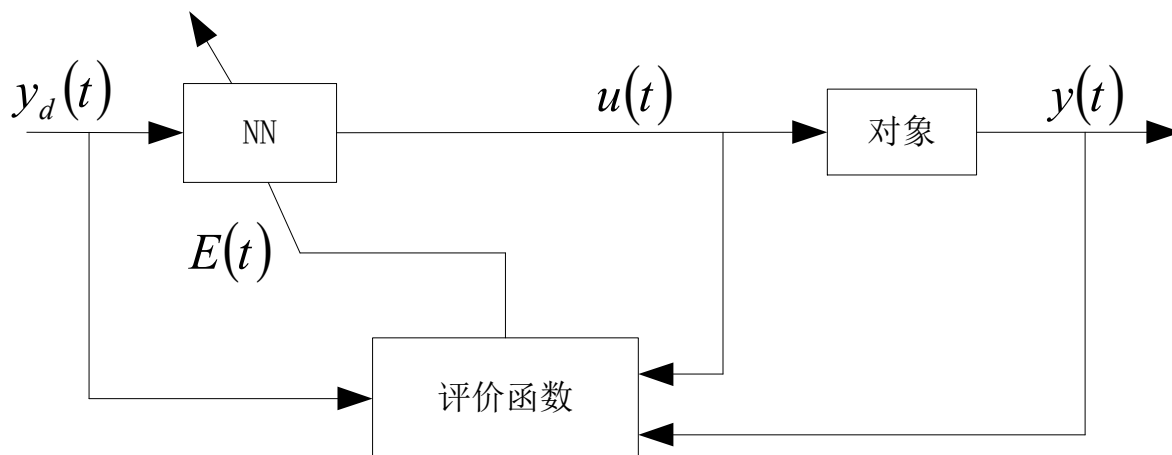
对于未知对象，NN1和NN2的参数将同时调整，当满足 $y(t) \rightarrow r(t)$ 时，NN1和NN2将是对象逆动态的一个好的近似。

尽管作为控制器的逆模型参数可通过在线学习调整，以期把受控系统的鲁棒性提高到一定程度，但由于神经直接逆动态控制结构是开环控制，不能有效地抑制扰动，因此很少单独作用。



## 7.3 神经网络控制系统的分类

图7-7(b)为神经直接逆控制的另一种结构方案，NN为被控对象的逆模型，通过评价函数学习，实现对象的逆控制。



## 7.3 神经网络控制系统的分类

### 3) 神经自适应控制

- 神经自校正控制
- 神经模型参考自适应控制
- 神经自适应**PID**控制

## 7.3 神经网络控制系统的分类

### a. 神经自校正控制

自校正控制属于自适应控制，将神经网络同自校正控制相结合，就构成了神经网络自校正控制。基于神经网络的自校正控制有两种结构：直接型与间接型。

#### ① 神经直接自校正控制

该控制系统由一个常规控制器和一个具有离线辨识能力的神经网络辨识器组成，由于神经网络的非线性函数的映射能力，使得它可以在自校正控制系统中充当未知系统函数逼近器，且具有很高的建模精度。神经直接自校正控制的结构基本上与直接逆动态控制相同。



## 7.3 神经网络控制系统的分类

### ② 神经间接自校正控制

间接自校正控制是一种利用辨识器将对象参数进行在线估计，用控制器实现参数的自动整定相结合的自适应控制技术，它可用于结构已知而参数未知但恒定的随机系统，也可用于结构已知而参数缓慢变化的随机系统。由一个自校正控制器和一个能够在线辨识的神经网络估计器（辨识器）组成。根据神经网络辨识器和控制器设计规则，得到控制器的参数。

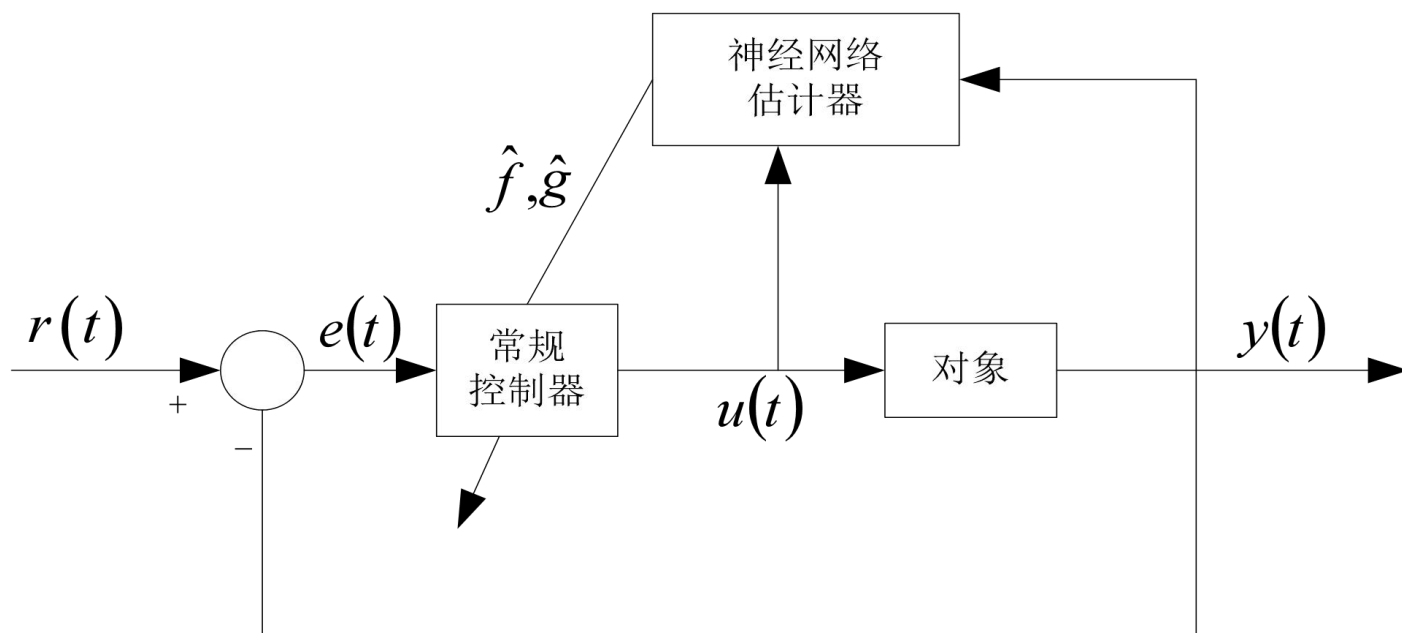


图7-8 神经自校正控制系统

## 7.3 神经网络控制系统的分类

一般地，为使问题简化，假设被控对象为如下所示的一阶单变量非线性系统，即

$$y(k+1) = g[y(k)] + \varphi[y(k)]u(k) \quad (7-5)$$

式中  $u(k)$  和  $y(k)$  分别为对象的输入和输出， $g[y(k)], \varphi[y(k)]$  为非零函数。

若  $g[y(k)], \varphi[y(k)]$  已知，根据确定性等价原则，控制器的控制律为

$$u(k) = \frac{r(k+1) - g[y(k)]}{\varphi[y(k)]} \quad (7-6)$$

此时，控制系统的输出  $y(k)$  能精确地跟踪输入  $r(k)$ ，其中  $r(k)$  为系统的期望输出。

## 7.3 神经网络控制系统的分类

若  $g[y(k)], \varphi[y(k)]$  未知，则可通过在线训练神经网络辨识器，使其逐渐逼近被控对象，由辨识器的  $Ng[y(k)], N\varphi[y(k)]$  代替  $g[y(k)], \varphi[y(k)]$ ，则控制器的输出为

$$u(k) = \frac{r(k+1) - Ng[y(k)]}{N\varphi[y(k)]} \quad (7-7)$$

式中  $Ng[y(k)], N\varphi[y(k)]$  为  $g[y(k)], \varphi[y(k)]$  的估计值，为组成辨识器的非线性动态神经网络。

## 7.3 神经网络控制系统的分类

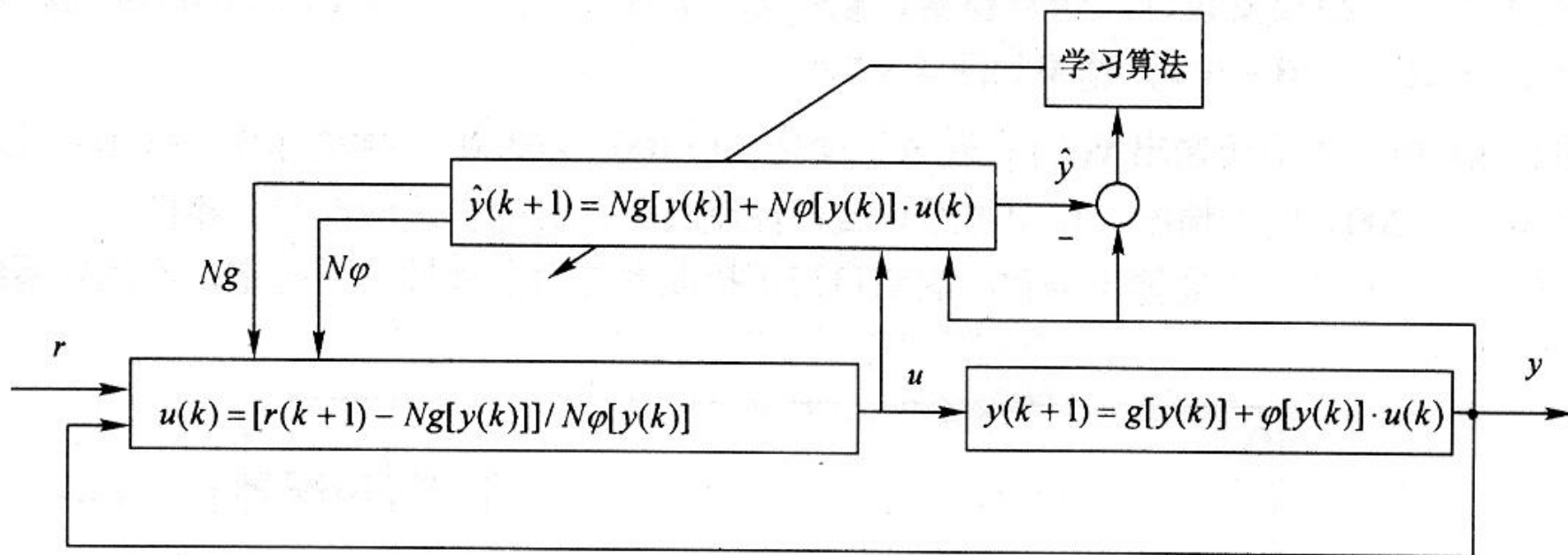


图 7-9 神经自校正控制框图

## 7.3 神经网络控制系统的分类

图7-9中神经网络辨识器（NNI）

$$\hat{y}(k+1) = Ng[y(k)] + N\phi[y(k)]u(k) \quad (7-8)$$

可由两个两层的RBF网络（BP网络）实现，如图7-10所示。

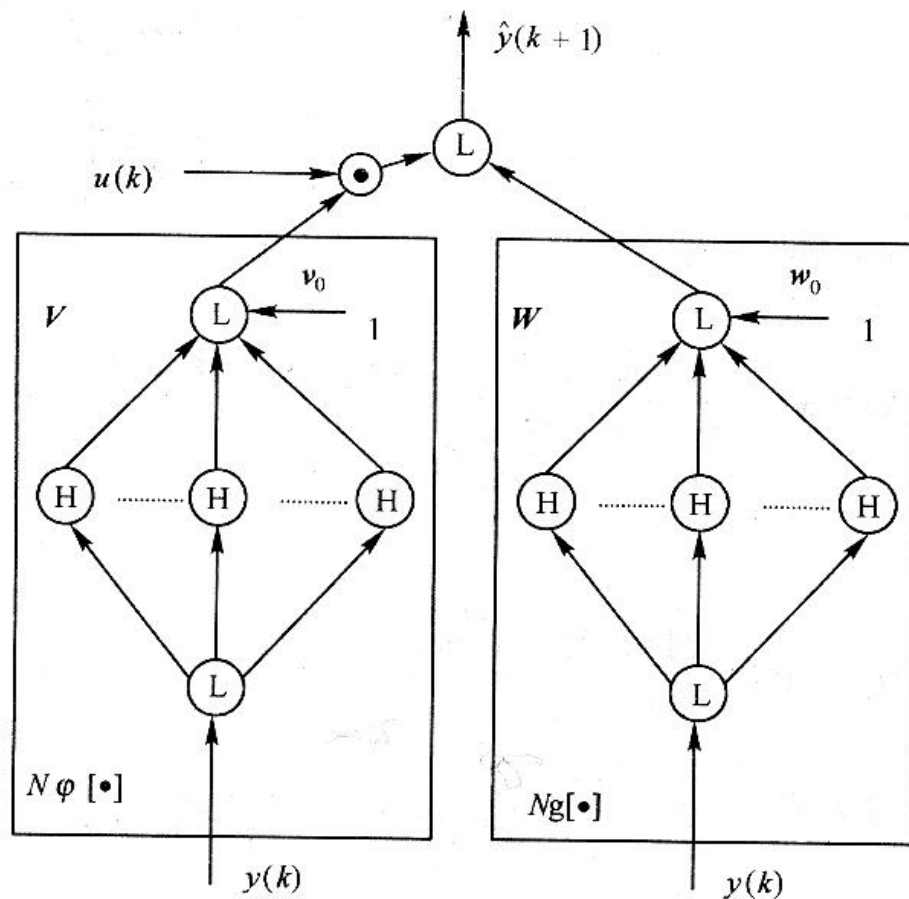


图7-10 神经网络辨识器

## 7.3 神经网络控制系统的分类

图7-10中网络的输入为 $\{y(k), u(k)\}$ ，输出为

$$\hat{y}(k+1) = Ng[y(k); W(k)] + N\phi[y(k); V(k)]u(k) \quad (7-9)$$

式中

$$W(k) = [w_0, w_1(k), w_2(k), \dots, w_{2q}(k)],$$

$$V(k) = [v_0, v_1(k), v_2(k), \dots, v_{2q}(k)],$$

分别为两个网络的权系数，其中 $q$ 是隐含层的非线性节点数，且有

$$w_0 = Ng[0, W], v_0 = N\phi[0, V]$$

## 7.3 神经网络控制系统的分类

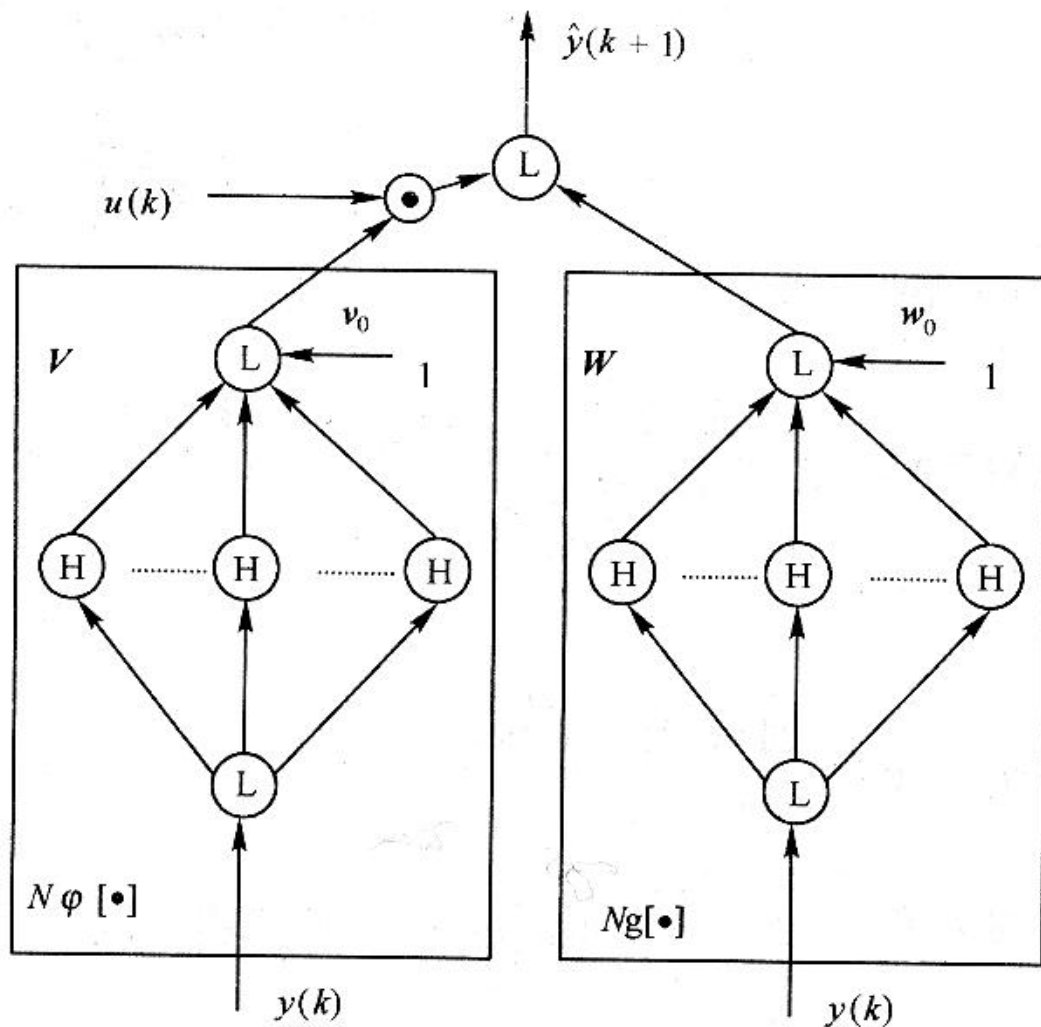


图7-10 神经网络辨识器

## 7.3 神经网络控制系统的分类

图7-10中的 $L$ 为线性节点； $H$ 为非线性节点，每一网络各 $q$ 个，所用非线性作用函数为

$$h_j = \exp\left(-\frac{\|y(k) - c_j\|^2}{2\sigma_j^2}\right) \quad (7-10)$$

$$Ng(k) = h_1 w_1 + h_2 w_2 + \cdots + h_q w_q$$

$$N\varphi(k) = h_1 v_1 + h_2 v_2 + \cdots + h_q v_q$$

将式(7-7)代入式(7-5)，则控制系统的输出为

$$y(k+1) = g[y(k)] + \varphi[y(k)] \frac{r(k+1) - Ng[\cdot]}{N\varphi[\cdot]} \quad (7-11)$$

可见，只有当  $Ng[\cdot] \rightarrow g[\cdot]$ ,  $N\varphi[\cdot] = \varphi[\cdot]$  时，才能使  $y(k) \rightarrow r(k)$ 。



## 7.3 神经网络控制系统的分类

设神经网络学习的目标函数为

$$E(k) = \frac{1}{2}[r(k) - y(k)]^2 = \frac{1}{2}e^2(k) \quad (7-12)$$

神经网络辨识器的训练过程，即权值的调整过程为

$$W(k+1) = W(k) + \Delta W(k), \quad V(k+1) = V(k) + \Delta V(k) \quad (7-13)$$

其中

$$\begin{cases} \Delta w_i(k) = -\eta_w \frac{\partial E(k)}{\partial w_i(k)} = -\eta_w \frac{\partial E(k)}{\partial y(k)} \frac{\partial y(k)}{\partial w_i(k)} \\ \Delta v_i(k) = -\eta_v \frac{\partial E(k)}{\partial v_i(k)} = -\eta_v \frac{\partial E(k)}{\partial y(k)} \frac{\partial y(k)}{\partial v_i(k)} \end{cases} \quad (7-14)$$

## 7.3 神经网络控制系统的分类

将式(7-12)和式(7-11)代入式(7-14)得

$$\Delta w_i(k) = \eta_w \frac{\varphi[y(k)]}{N\varphi[y(k);V(k)]} \left\{ \frac{\partial Ng[y(k);W(k)]}{\partial w_i(k)} \right\} e(k) \quad (7-15)$$

$$\Delta v_i(k) = \eta_v \frac{\varphi[y(k)]}{N\varphi[y(k);V(k)]} \left\{ \frac{\partial N\varphi[y(k);V(k)]}{\partial v_i(k)} \right\} e(k)u(k) \quad (7-16)$$

其中

$$\partial Ng[y(k);W(k)] / \partial w_i(k) = h_i$$

$$\partial N\varphi[y(k);V(k)] / \partial v_i(k) = h_i$$

对于  $\varphi[y(k)]$ ，由于对象特性未知，不能直接运算，但其符号已知，记为  $\text{sgn}\{\varphi[y(k)]\}$  将其近似代替式 (7-15) 和式 (7-16) 中的  $\varphi[y(k)]$ ，其正负可以确定该项在计算过程中收敛方向所起的作用。

## 7.3 神经网络控制系统的分类

此时式(7-15)和式(7-16)可改写为

$$w_i(k+1) = w_i(k) + \eta_w \frac{\text{sgn}\{\varphi[y(k)]\}}{N\varphi[y(k);V(k)]} h_i e(k) \quad (7-17)$$

$$v_i(k+1) = v_i(k) + \eta_v \frac{\text{sgn}\{\varphi[y(k)]\}}{N\varphi[y(k);V(k)]} h_i e(k) u(k) \quad (7-18)$$

式中  $\eta_w > 0$ ,  $\eta_v > 0$ , 它们决定神经网络辨识器收敛于被控对象的速度。增加动量项,  $\alpha$ 为动量因子, 权值修正算法为:

$$W(k) = W(k-1) + \Delta W(k) + \alpha(W(k-1) - W(k-2))$$

$$V(k) = V(k-1) + \Delta V(k) + \alpha(V(k-1) - V(k-2))$$

上述修正权值学习算法收敛时, 所获得的控制律即为最佳的控制规律。

## 7.3 神经网络控制系统的分类

**例 7-2** 假设465Q汽油机的喷油控制系统在某一工况下的系统模型可表示为：

$$y(k+1) = 0.2 \sin(y(k)) + 3.5(9 - u(k)) \quad (7-19)$$

其中， $u(k)$ 为系统输入信号，代表喷油脉宽； $y(k)$ 为系统输出信号，代表空燃比( chap7\_2.m)。

**喷油脉宽：** 指的是发动机行车电脑控制喷油器每次喷油的时间长度，是发动机喷油器工作是否正常的最主要的指标。

**空燃比：** 是混合气中空气与燃料之间的质量的比例，一般用每克燃料燃烧时所消耗的空气的克数来表示。

## 7.3 神经网络控制系统的分类

### (1) 跟踪给定值特性

采用1-5-1结构的BP神经网络，便可根据以上问题编写程序了。经过多次反复实验，改进神经网络的训练参数：学习速率和惯性系数分别选为 0.1和0.05，隐含层的神经元数最后确定为 5。

选择循环次数为300后，执行该神经网络，便可得到图7-11(a)所示的跟踪特性曲线。

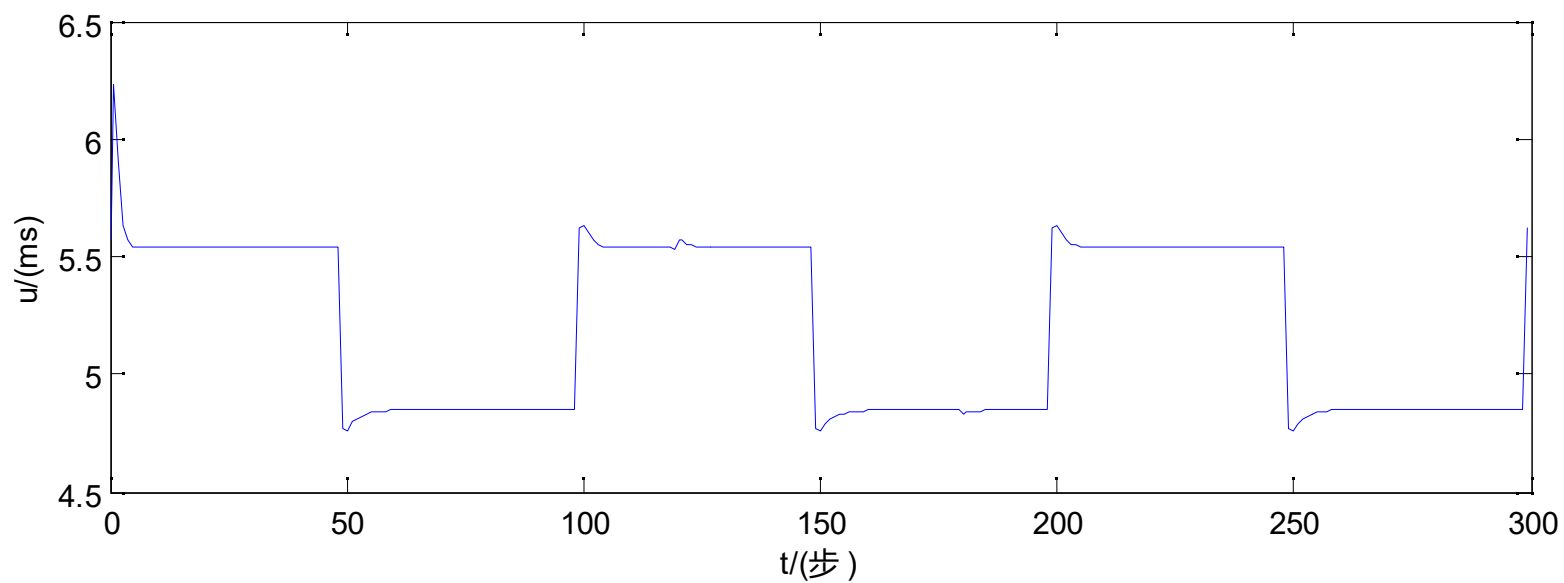
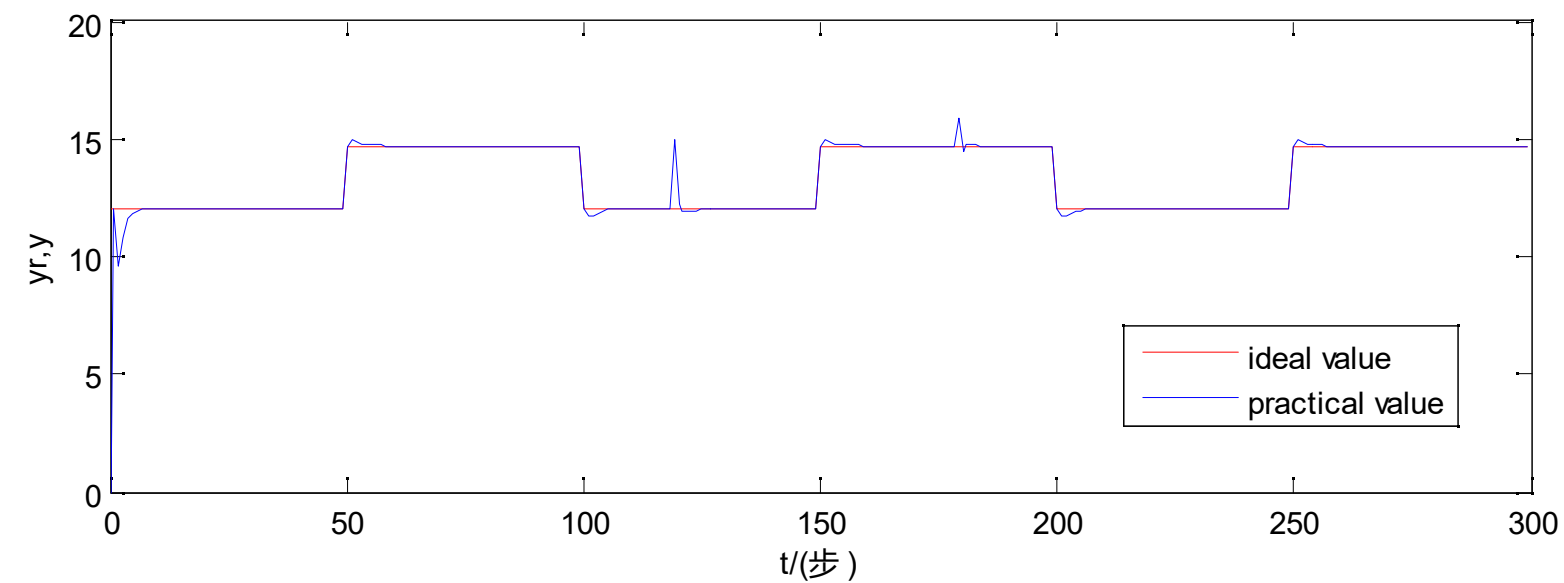


图7-11(a) 跟踪特性曲线

## 7.3 神经网络控制系统的分类

### (2) 抗干扰特性

针对以上给定系统式，在  $k=120$  和  $180$  时，分别给系统施加一干扰信号，即  $d(120)=3$  和  $d(180)=1.5$ ，其他条件和参数同上，抗干扰特性曲线如图7-11(b)所示。

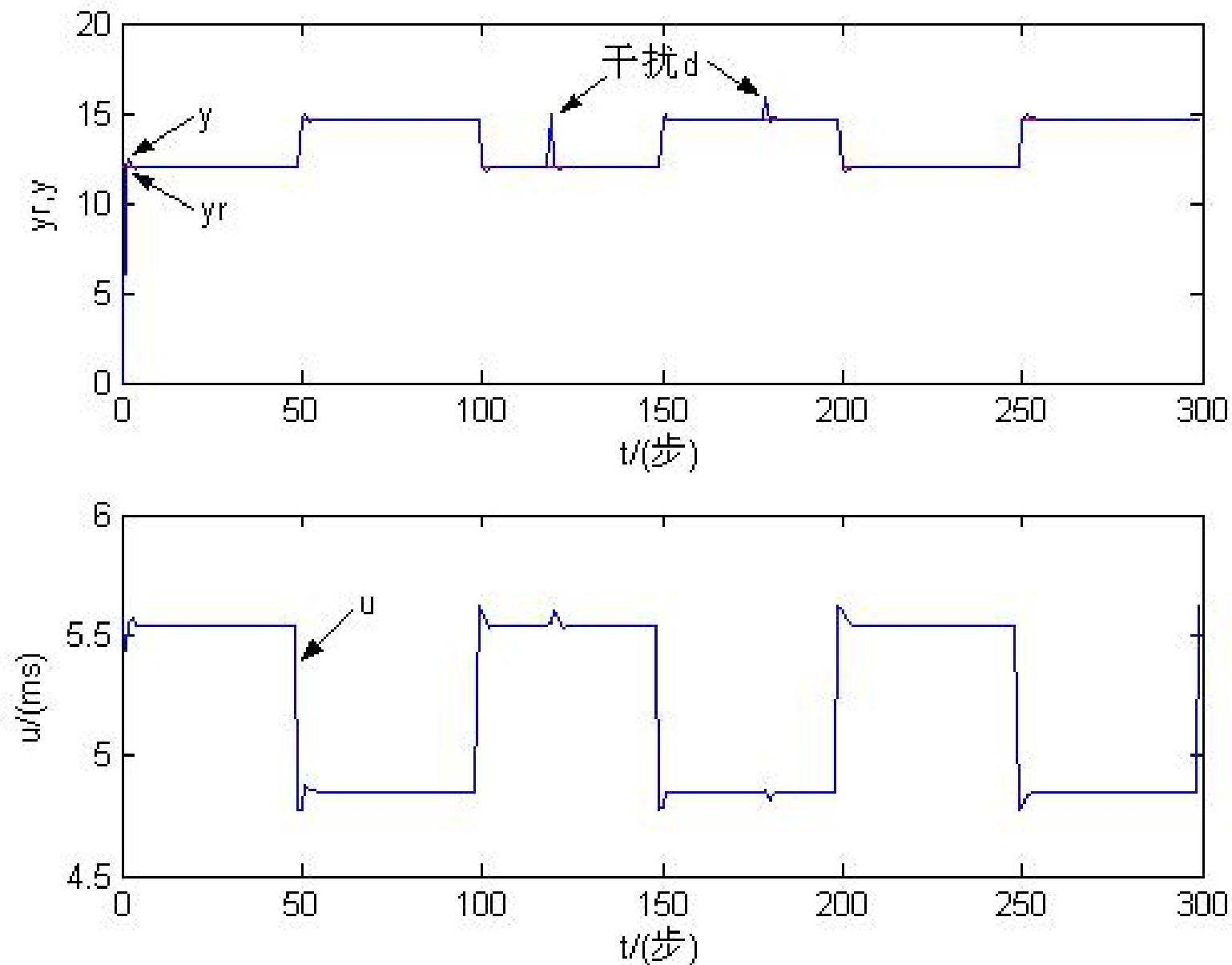


图 7-11(b) 抗干扰特性曲线



## 7.3 神经网络控制系统的分类

通过以上分析可知，该神经网络自校正喷油控制系统不仅具有很好的自适应性和鲁棒性，而且神经网络结构简单(仅有一个隐含层，且隐含层神经元数为5)调节时间短，网络根本不需要提前离线训练，它的在线训练速度非常快，在未给系统任何先验条件的情况下，经过1~2步（0.16ms~0.32ms），网络就训练成功，系统的输出完全跟踪其目标给定值。由于该系统具有在线自学习能力，故可以克服由于制造、磨损以及参数变化所造成的各种误差。

## 7.3 神经网络控制系统的分类

### b. 神经模型参考自适应控制

在模型参考自适应控制中，闭环控制系统的期望性能是由一个稳定的参考模型描述的，而该模型又是由输入/输出对  $\{r(t), y_M(t)\}$  确定的。它的控制目标在于使受控对象的输出  $y(t)$  与参考模型的输出  $y_M(t)$  渐近地匹配，即

$$\lim_{t \rightarrow \infty} \|y_M(t) - y(t)\| \leq \varepsilon, \varepsilon > 0$$

## 7.3 神经网络控制系统的分类

在模型参考自适应控制中，闭环控制系统的期望性能由一个稳定的参考模型来描述基于神经网络的模型参考自适应控制也有两种结构：直接型与间接型。

### (1) 神经直接模型参考自适应控制

系统力图维持受控对象输出与参考模型输出间的差为最小：

$$e(t) = y(t) - y_M(t) \rightarrow 0$$

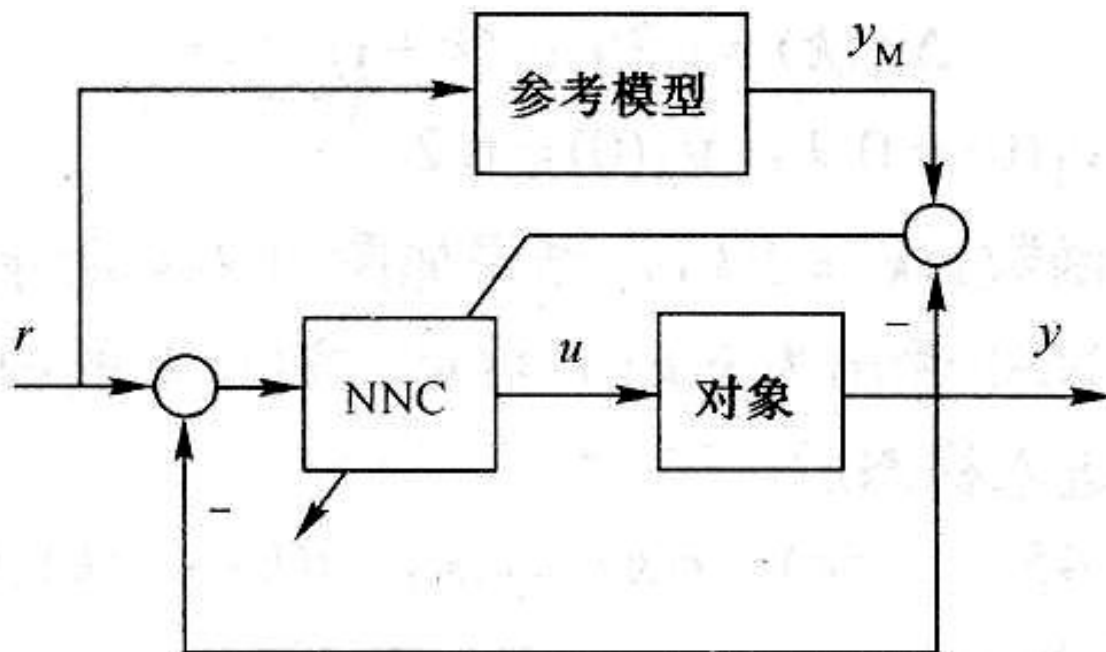


图7-12 神经直接模型参考自适应控制系统

设参考模型输出为  $y_m(k)$ ，控制系统要求对象的输出  $y(k)$  能够跟踪参考模型的输出  $y_m(k)$ 。则跟踪误差为：

$$ec(k) = y_m(k) - y(k)$$

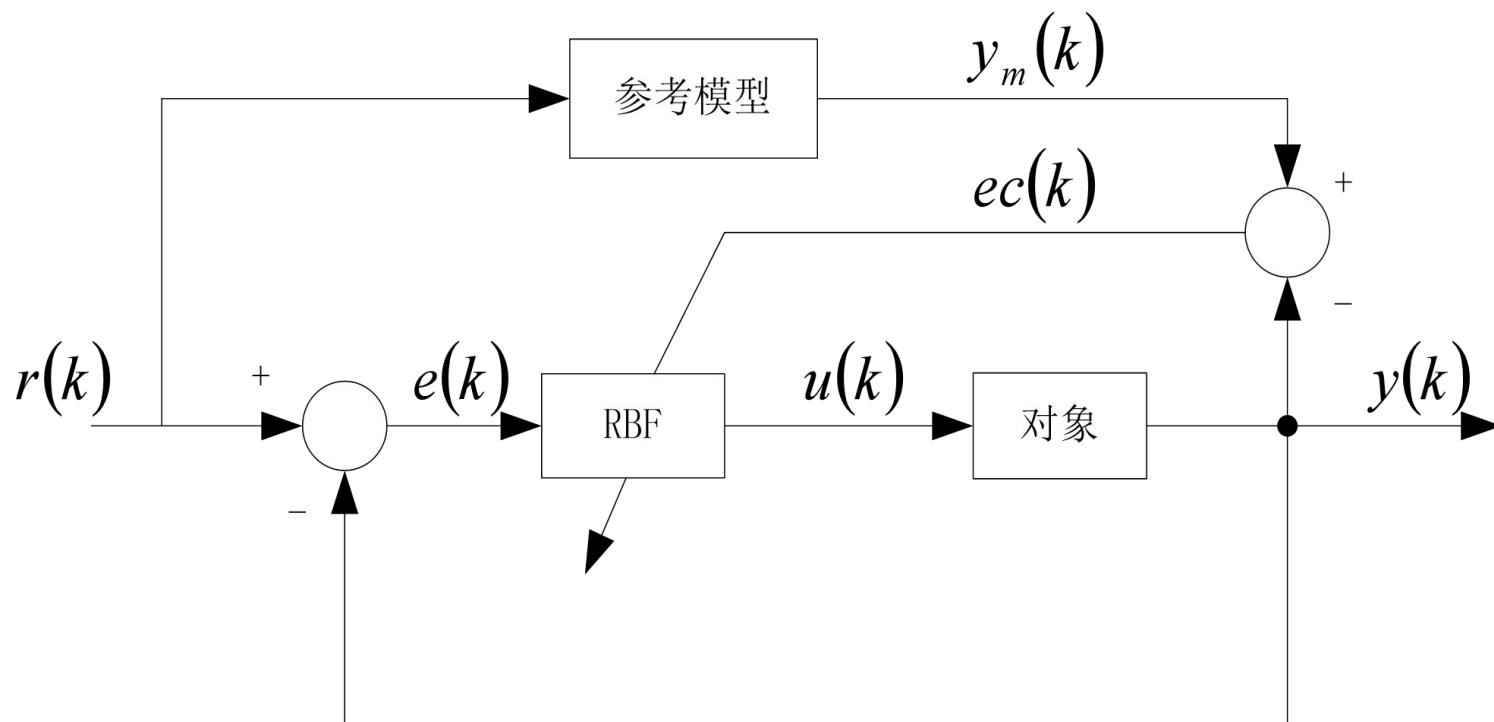


图7-13 基于RBF网络的直接模型参考自适应控制

控制目标函数为：

$$E(k) = \frac{1}{2} ec(k)^2$$

控制器为RBF网络的输出：

$$u(k) = h_1 w_1 + \cdots h_j w_j \cdots + h_m w_m \quad (7-20)$$

其中 $m$ 为RBF网络隐层神经元的个数， $w_j$  为第  $j$  个网络隐层神经元与输出层之间的连接权， $h_j$  第  $j$  个 隐层神经元的输出。

在RBF网络结构中，  $\mathbf{X} = [x_1, \cdots, x_n]^T$  为网络的输入向量。RBF网络的径向基向量为  $\mathbf{H} = [h_1, \cdots, h_m]^T$ ， $h_j$  为高斯基函数：

$$h_j = \exp\left(-\frac{\|\mathbf{X} - \mathbf{C}_j\|^2}{2b_j^2}\right)$$

其中  $j = 1, \cdots, m$ ， $b_j$  为节点  $j$  的基宽度参数， $b_j > 0$ ， $\mathbf{C}_j$  为网络第  $j$  个结点的中心矢量， $\mathbf{C}_j = [c_{j1}, \cdots, c_{jn}]$ ， $\mathbf{B} = [b_1, \cdots, b_m]^T$ 。

网络的权向量为:

$$\mathbf{W} = [w_1, \cdots, w_m]^T$$

按梯度下降法及链式法则, 可得权值的学习算法如下:

$$\begin{aligned}\Delta w_j(k) &= -\eta \frac{\partial E(k)}{\partial w} = \eta \cdot ec(k) \frac{\partial y(k)}{\partial u(k)} h_j \\ w_j(k) &= w_j(k-1) + \Delta w_j(k) + \alpha \Delta w_j(k)\end{aligned}\tag{7-21}$$

其中  $\eta$  为学习速率,  $\alpha$  为动量因子。

同理，可得RBF网络隐层神经元的高斯函数的中心参数及基宽的学习算法如下：

$$\Delta b_j(k) = -\eta \frac{\partial E(k)}{\partial b_j} = \eta ec(k) \frac{\partial y(k)}{\partial u(k)} \frac{\partial u(k)}{\partial b_j} = \eta ec(k) \frac{\partial y(k)}{\partial u(k)} w_j h_j \frac{\|\mathbf{x} - \mathbf{c}_{ij}\|^2}{b_j^3}$$

$$b_j(k) = b_j(k-1) + \eta \Delta b_j(k) + \alpha (b_j(k-1) - b_j(k-2))$$

$$\Delta c_{ij}(k) = -\eta \frac{\partial E(k)}{\partial c_{ij}} = \eta ec(k) \frac{\partial y(k)}{\partial u(k)} \frac{\partial u(k)}{\partial c_{ij}} = \eta ec(k) \frac{\partial y(k)}{\partial u(k)} w_j h_j \frac{x_i - c_{ij}}{b_j^2}$$

$$c_{ij}(k) = c_{ij}(k-1) + \eta \Delta c_{ij}(k) + \alpha (c_{ij}(k-1) - c_{ij}(k-2))$$



在学习算法中， $\frac{\partial y(k)}{\partial u(k)}$  称为**Jacobian**信息，表示系统的输出对控制输入的敏感性，其值可由神经网络辨识而得。在神经网络算法中，对  $\frac{\partial y(k)}{\partial u(k)}$  值的精确度要求不是很高，不精确部分可通过网络参数及权值的调整来修正，关键是其符号，因此可用  $\frac{\partial y(k)}{\partial u(k)}$  的正负号来代替，这样可使算法更加简单。

例 7-3 被控对象为一非线性模型：

$$y(k) = (-0.10y(k-1) + u(k-1)) / (1 + y(k-1)^2)$$

取采样周期为  $t_s=1\text{ms}$ ，参考模型为

$$y_m(k) = 0.6y_m(k-1) + r(k)$$

其中  $r(k)$  为正弦信号， $r(k) = 0.50 \sin(2\pi k \times t_s)$ 。

采用RBF网络进行控制，取 $r(k)$ 、 $e_c(k)$ 和 $y(k)$ 作为RBF网络的输入，网络采用3-6-1的结构，取学习速率  $\eta = 0.35$  动量因子  $\alpha = 0.05$ 。采用控制律（7-20）和权值调整算法(7-21)，根据网络的输入值范围，高斯基函数参数的初始值取为：

$$C = \begin{bmatrix} -3 & -2 & -1 & 1 & 2 & 3 \\ -3 & -2 & -1 & 1 & 2 & 3 \\ -3 & -2 & -1 & 1 & 2 & 3 \end{bmatrix}$$

$$B = [2 \quad 2 \quad 2 \quad 2 \quad 2 \quad 2]^T$$

网络的初始权值取[-1,+1]之间的随机值。在Matlab 仿真中采用  $\text{sign}\left(\frac{\Delta y(k)}{\Delta u(k)}\right)$  近似实现  $\frac{\partial y(k)}{\partial u(k)}$  。

**RBF网络直接模型参考自适应控制程序为chap7\_3.m**

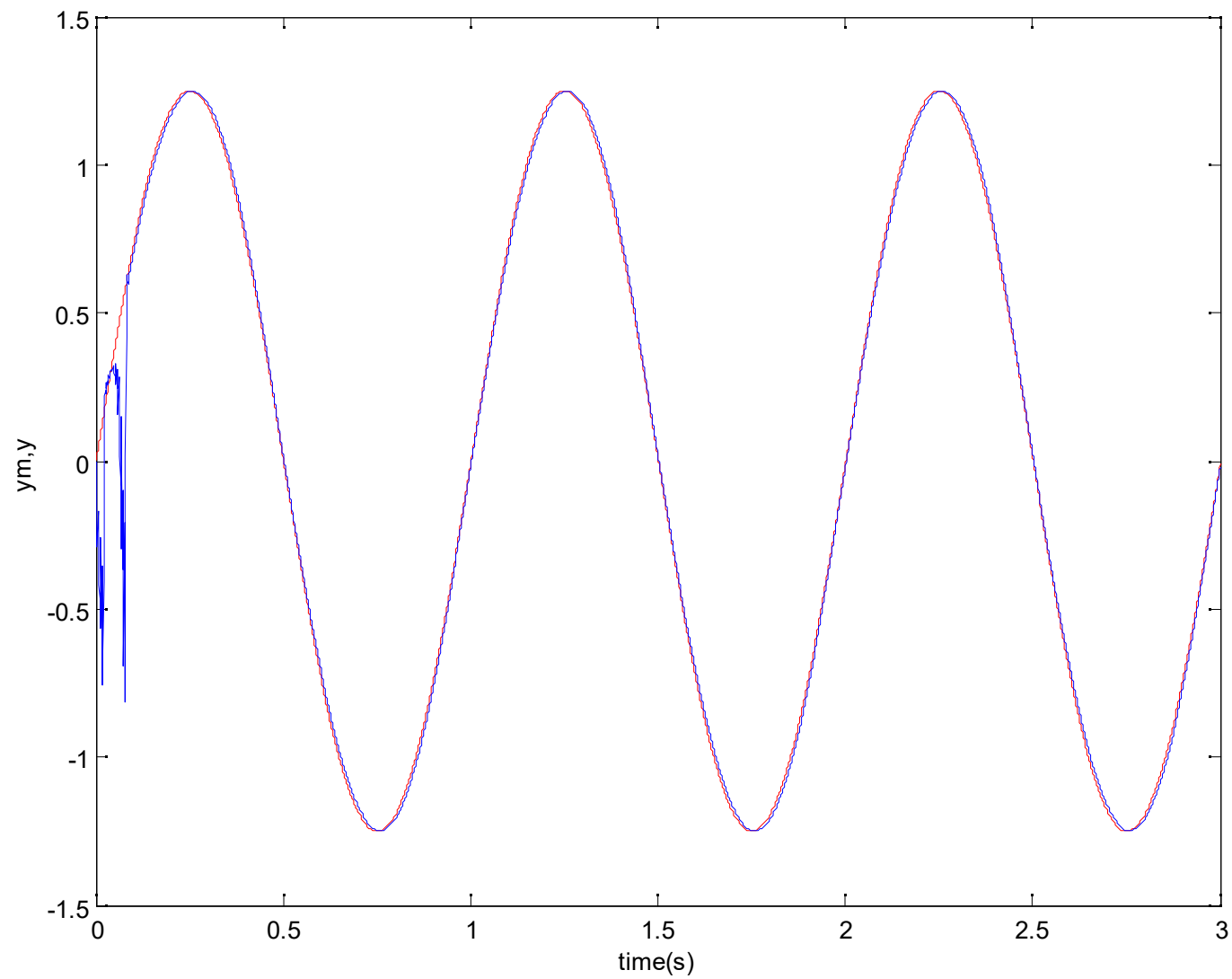


图7-14 正弦信号跟踪

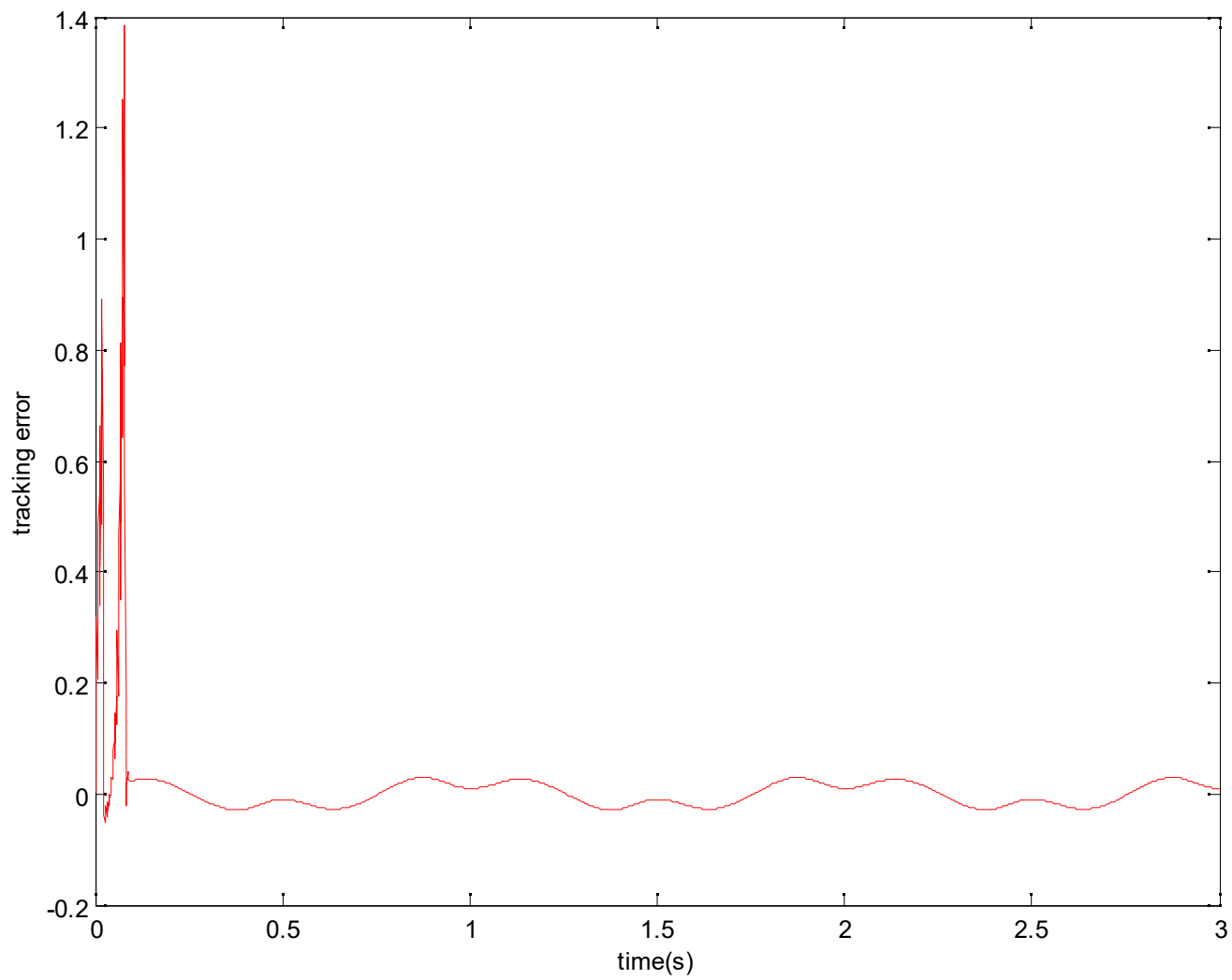


图7-15 跟踪误差曲线

## 7.3 神经网络控制系统的分类

### (2) 神经间接模型参考自适应控制

间接型比直接型多了一个神经网络辨识器NNI，其余部分完全相同。图中神经网络辨识器NNI首先离线辨识受控对象的前

馈模型，然后根据 $e_1(t)$ 进行在线学习与修整。NNI能提供对象的Jacobian信息用于控制器NNC学习。

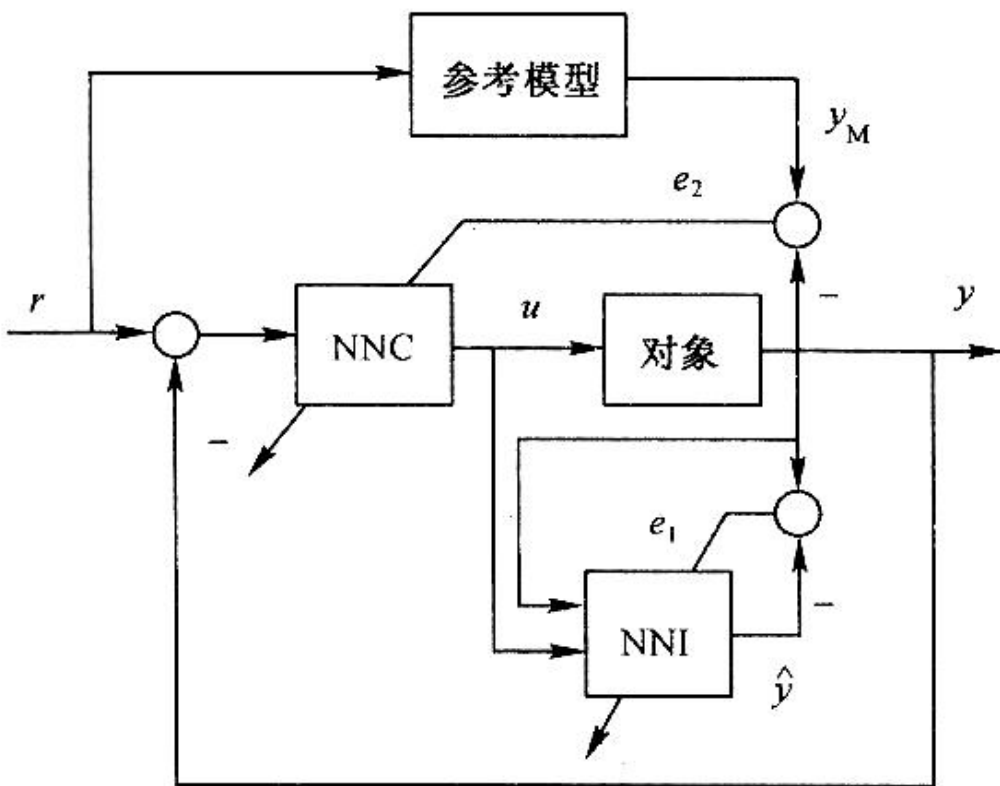


图7-16 神经间接模型参考自适应控制系统

## 7.3 神经网络控制系统的分类

### c. 神经自适应PID控制

神经网络控制不仅可用作非线性控制，也可用作线性控制系统。**PID**控制是线性控制中的常用形式，这是因为**PID**控制器结构简单、实现简易，且能对相当一些工业对象（或过程）进行有效的控制。

常规**PID**控制的局限性在于被控对象具有复杂的非线性特性时难以建立精确的数学模型，且由于对象和环境的不确定性，使控制参数整定困难，尤其是不能自调整，往往难以达到满意的控制效果。神经自适应**PID**控制是针对上述问题而提出的一种控制策略。

## 7.3 神经网络控制系统的分类

采用神经网络调整PID控制参数就构成了神经网络自适应PID控制的结构，其中，NN为系统在线辨识器，系统在由NN对被控对象进行在线辨识的基础上，通过时时调整PID控制器的参数，使系统具有自适应性，达到有效控制的目的。

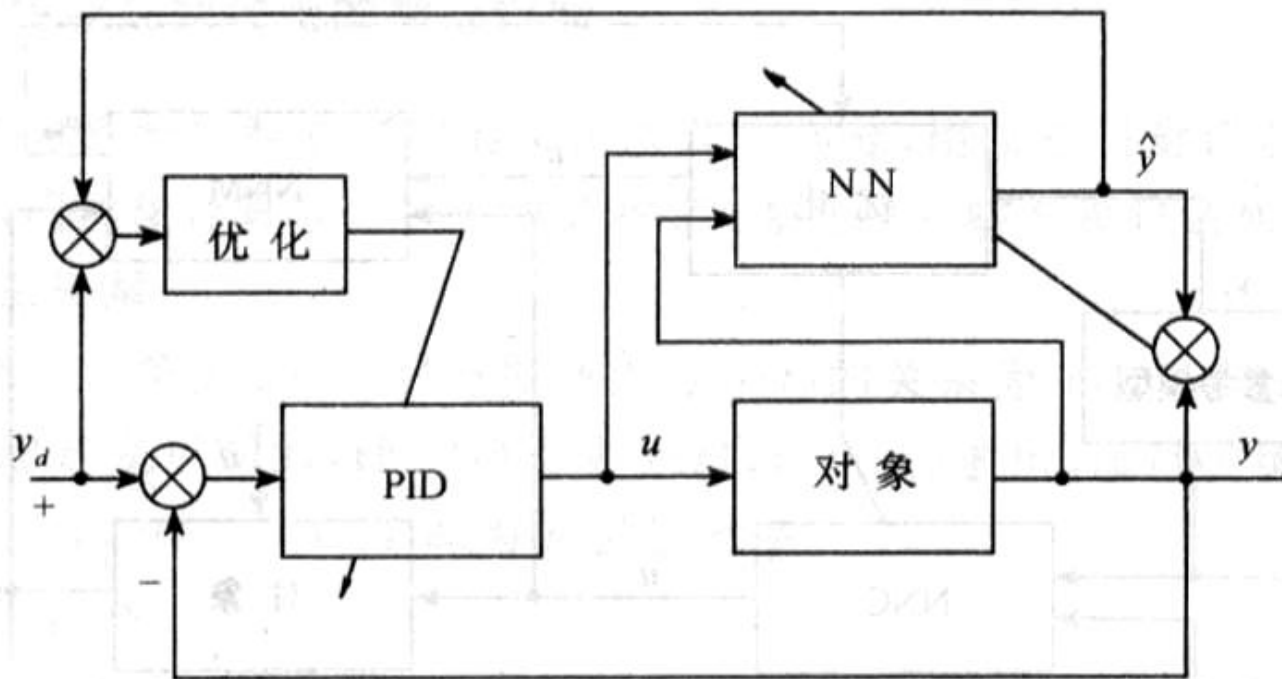


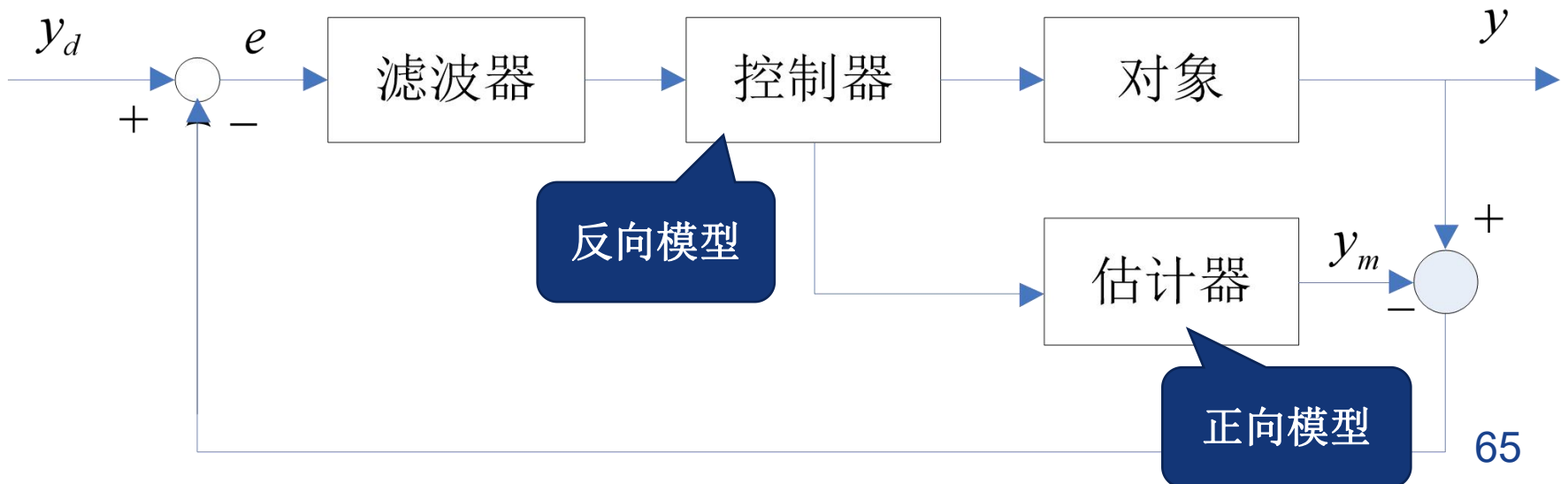
图 7-17 神经网络自适应PID控制系统



## 7.3 神经网络控制系统的分类

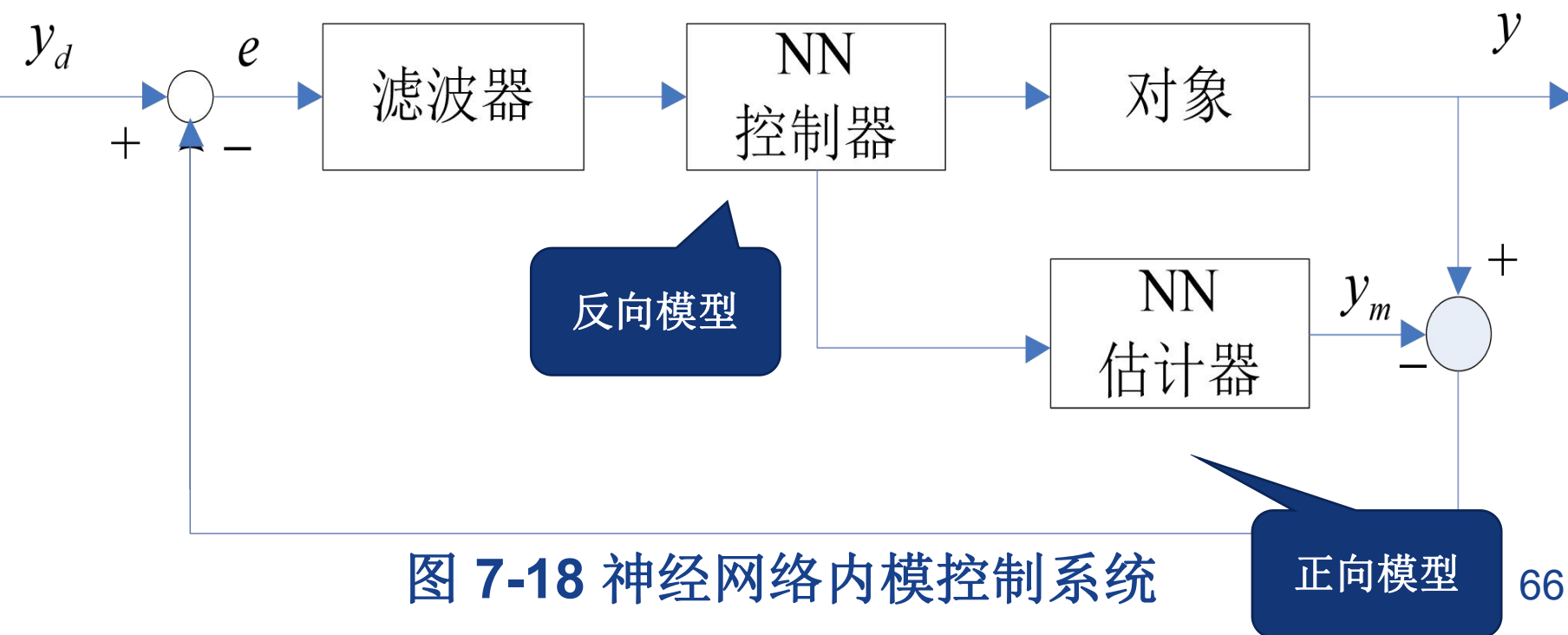
### 4) 神经内模控制

内模原理：把外部作用信号的动力学模型植入控制器中来构造高精度反馈控制系统的一种设计原理。经典的内模控制将被控系统的**正向模型**和**逆模型**直接加入反馈回路，系统的正向模型作为被控对象的近似模型与实际对象并联，两者输出之差被用作反馈信号，该反馈信号又经过前向通道的滤波器及控制器进行处理。控制器直接与系统的逆有关，通过引入滤波器来提高系统的鲁棒性。



## 7.3 神经网络控制系统的分类

在传统的内模控制结构中，用一个神经网络作为模型状态估计器，另一个神经网络作为控制器（或仍然采用常规控制器），就构成了神经内模控制的结构形式。



## 7.3 神经网络控制系统的分类

神经网络控制器与对象的逆有关。神经网络估计器也是基于神经网络的但具有对象的正向模型。**NN**估计器用于充分逼近被控对象的动态模型，**NN**控制器不是直接学习被控对象的逆动态模型，而是以状态估计器的神经网络模型（内部模型）作为训练对象，间接地学习被控对象的逆动态特性。

这样就回避了要估计而造成的困难。图中的滤波器通常为一线性滤波器，而且可被设计满足必要的鲁棒性和闭环系统跟踪响应。

## 7.3 神经网络控制系统的分类

### 5) 神经预测控制

预测控制是一种基于模型的控制，它是20世纪70年代发展起来的一种新的控制算法，具有预测模型、滚动优化和反馈校正等特点。神经网络预测器建立了非线性被控对象的预测模型，并可在线进行学习修正。利用此预测模型，通过设计优化性能指标，利用非线性优化器可求出优化的控制作用 $u$ 。

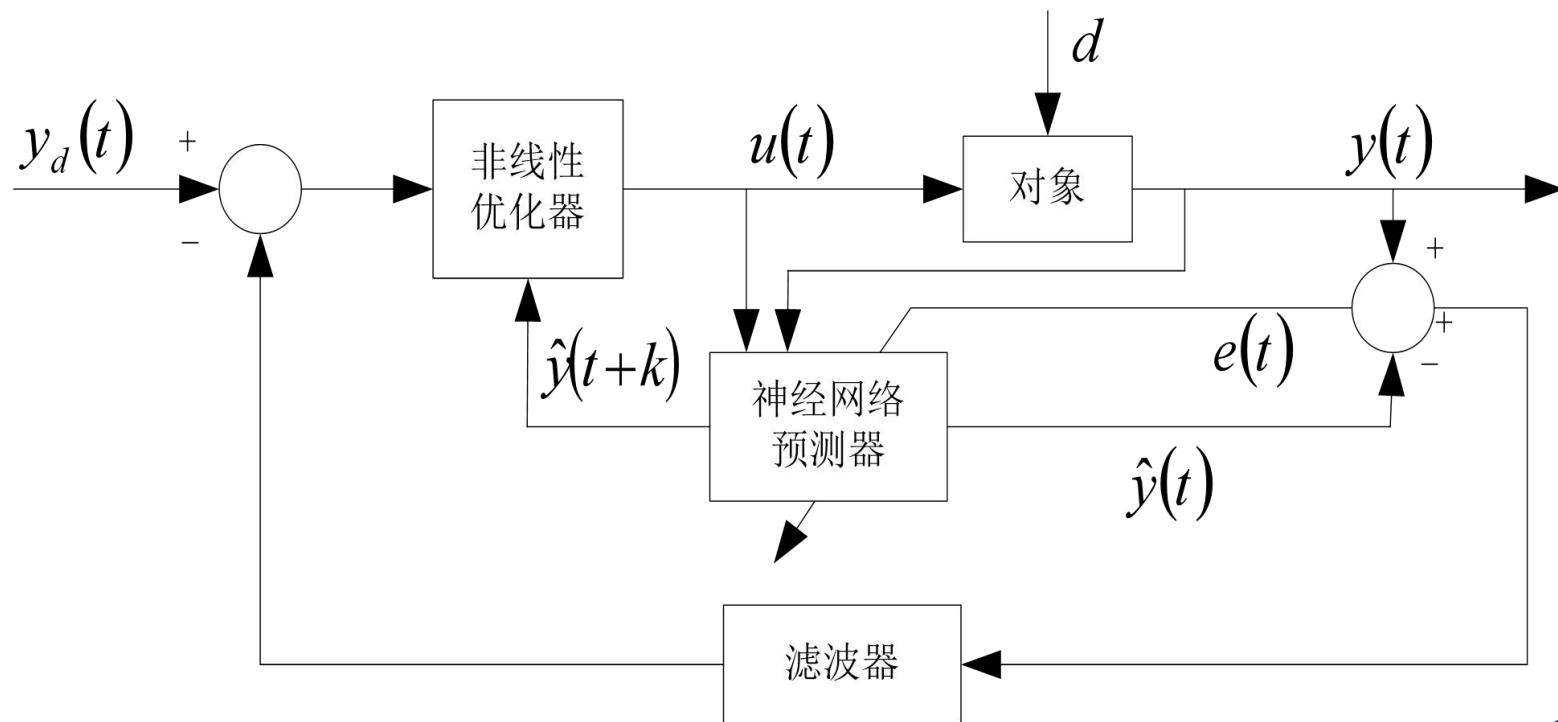


图7-19 神经网络预测控制系统

## 7.3 神经网络控制系统的分类

神经网络预测器为神经网络对象响应预报器，提供的预测数据送入优化程序，使性能目标函数在选择合适的控制信号 $u$ 条件下达最小值，即

$$J = \sum_{j=1}^n [y_m(t+j) - y_r(t+j)]^2 + \sum_{j=1}^m \lambda [u(t+j-1) - u(t+j-2)]^2$$

其中  $n$  为预测时域长度， $m$  为控制时域长度， $\lambda$  是控制加权因子， $u(t)$  为控制信号， $y_r$  为期望响应， $y_m$  为网络模型响应。

## 7.3 神经网络控制系统的分类

### 2. 基于神经网络的智能控制

基于神经网络的智能控制是指只由神经网络单独进行控制或由神经网络同其他智能控制方式相融合的控制的统称，前者称神经控制，后者可称为神经智能控制。属于这一大类的有以下形式：

#### 1) 神经网络直接反馈控制

这种控制方式使神经网络直接作为控制器，利用反馈和使用遗传算法进行自学习控制。这是一种只使用神经网络实现的一种智能控制方式。

## 7.3 神经网络控制系统的分类

### 2) 神经网络专家系统控制

专家系统善于表达知识和逻辑推理，神经网络擅长于非线性映射和直觉推理，将二者相结合发挥各自的优势，就会获得更好的控制效果。

图7-20是一种神经网络专家系统的结构方案，这是一种将神经网络和专家系统相结合用于智能机器人的控制系统结构。

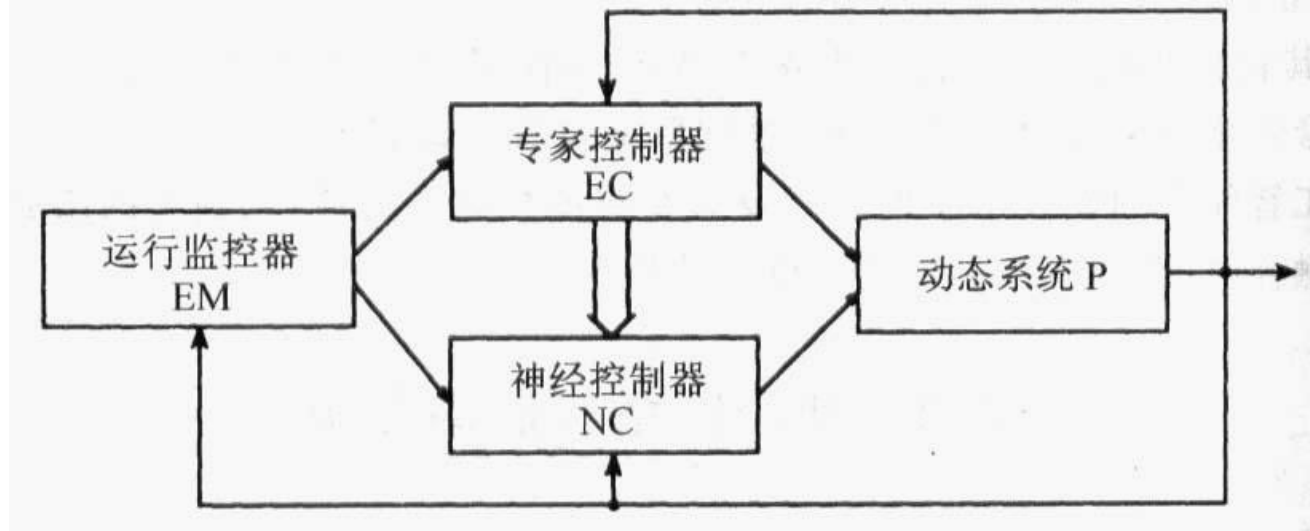


图7-20 神经网络专家系统

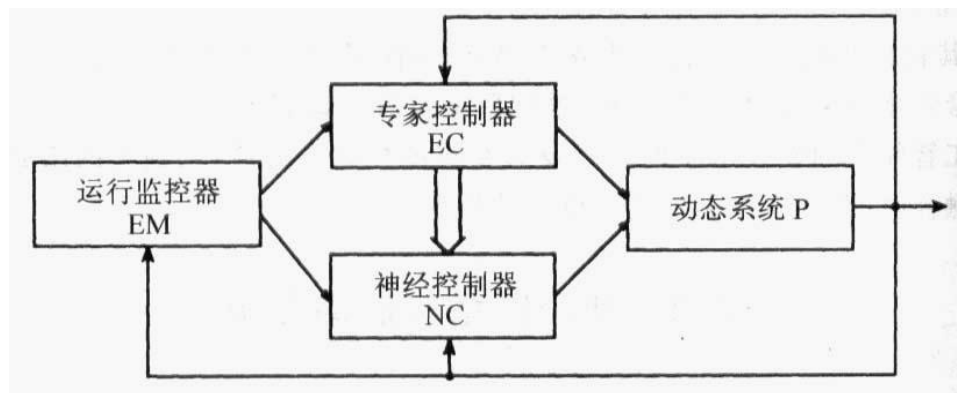
## 7.3 神经网络控制系统的分类

**EC**是对动态系统**P**进行控制的基于规则的专家控制器，神经网络控制器**NC**将接受关联控制器的训练，每当运行条件变化使神经控制器性能下降到某一限度时，运行监控器**EM**将调整系统工作状态，使神经网络处于学习状态，此时**EC**将保证系统的正常运行。

该系统运行共有三种状态：

- **EC**单独运行
- **EC**和**NC**同时运行
- **NC**单独运行

监控器**EM**负责管理它们之间运行的切换。





## 7.3 神经网络控制系统的分类

对复杂系统可采用递阶分级控制结构

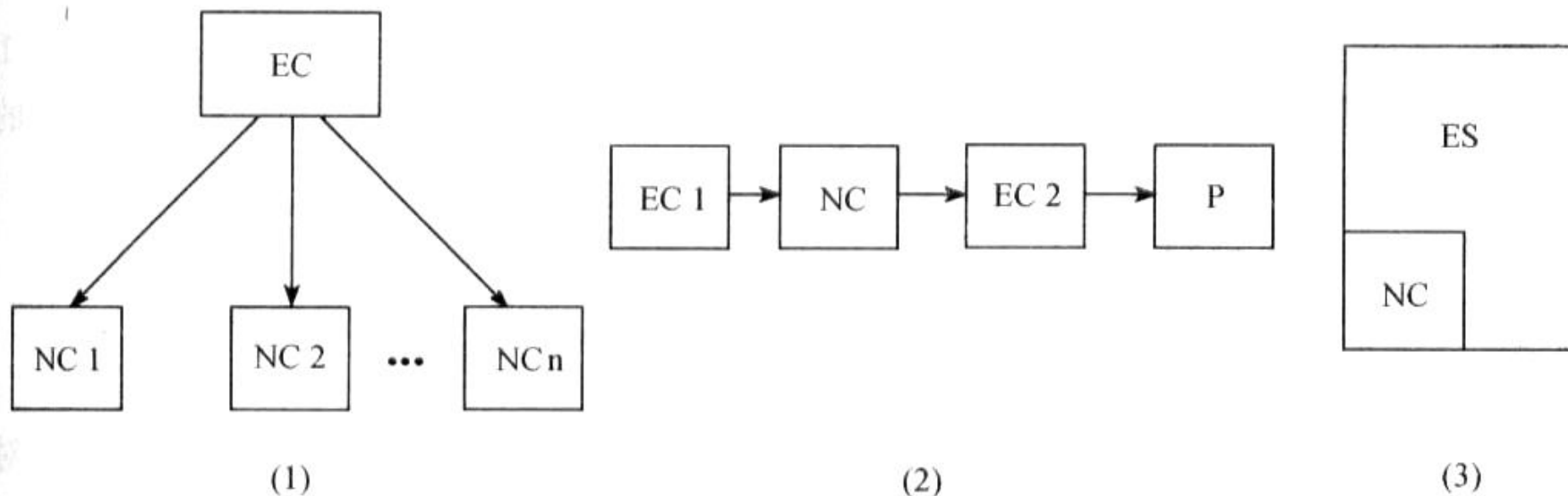


图7-21 神经网络专家系统的递阶分级结构

## 7.3 神经网络控制系统的分类

- 图7-21 (1) 所示，下层为NC，上层为EC，利用 NC的映射能力和运算能力进行实时控制，EC则用于知识推理、决策、规划、协调。
- 图7-22 (2) 中表示一种分级结构，EC1帮助 NC进行训练等；NC用于决策、求解问题；EC2用来解释NC的输出结果并驱动执行机构对系统P进行控制。
- 图7-23 (3) 是利用神经网络控制完成专家系统中最耗费时间的模式匹配工作，以利于加速专家系统的执行。

由上面结构不难看出，神经控制和专家系统的结合中具有这样的特点：在分层结构中EC在上层NC在下层；在分级结构中EC在前级，NC在后级。

## 7.3 神经网络控制系统的分类

### 3) 神经网络模糊逻辑控制

模糊逻辑具有模拟人脑**抽象思维**的特点，而神经网络具有模拟人脑**形象思维**的特点，将二者相结合将有助于从抽象和形象思维两方面模拟人脑的思维特点，是目前实现智能控制的重要形式。

模糊系统善于直接表示逻辑，适于直接表示知识，神经网络长于学习通过数据隐含表达知识。前者适于自上而下的表达，后者适于自下而上的学习过程，二者存在一定的互补、关联性。因此，它们的融合可以取长补短，可以更好地提高控制系统的智能性。

## 7.3 神经网络控制系统的分类

神经网络和模糊逻辑相结合有以下几种方式：

### （1）用神经网络驱动模糊推理的模糊控制

利用神经网络直接设计多元的隶属函数，把NN作为隶属函数生成器组合在模糊控制系统中。

### （2）用神经网络记忆模糊规则的控制

通过一组神经元不同程度的兴奋表达一个抽象的概念值，由此将抽象的经验规则转化成多层神经网络的输入——输出样本，通过神经网络如BP网络记忆这些样本，控制器以联想记忆方式使用这些经验，在一定意义上与人的联想记忆思维方式接近。

## 7.3 神经网络控制系统的分类

### (3) 用神经网络优化模糊控制器的参数

在模糊控制系统中对控制性能影响的因素除上述的隶属函数、模糊规则外，还有控制参数，如误差、误差变化的量化因子及输出的比例因子，都可以调整，利用神经网络的优化计算功能可优化这些参数，改善模糊控制系统的性能。

### 4) 神经网络滑模控制

变结构控制从本质上应该看作是一种智能控制，将神经网络和滑模控制相结合就构成神经网络滑模控制。这种方法将系统的控制或状态分类，根据系统和环境的变化进行切换和选择，利用神经网络具有的学习能力，在不确定的环境下通过自学习来改进滑模开关曲线，进而改善滑模控制的效果。

## 小 结

本章首先详细地介绍了神经网络控制的基本原理、神经网络在控制中的主要作用和神经网络控制系统的分类。

## 作业

参照RBF网络直接模型参考自适应控制算法，试推导BP网络直接模型参考自适应控制算法。

谢 谢!