

神经网络

在石灰窑炉的建模与控制中的应用

神经网络应用广泛，尤其在系统建模与控制方面，都有很好应用。下面简要介绍神经网络在石灰窑炉的建模与控制中的应用，以便更具体了解神经网络在实际应用中的具体问题和应用效果。

1 石灰窑炉的生产过程和数学模型

石灰窑炉是造纸厂中一个回收设备，它可以使生产过程中所用的化工原料循环使用，从而降低生产成本并减少环境污染。其工作原理和过程如图 1 所示，它是一个长长的金属圆柱体，其轴线和水平面稍稍倾斜，并能绕轴线旋转，所以又叫做迴转窑。含有大约 30% 水分的 CaCO_3 （碳酸钙）泥浆由左端输入迴转窑，由于窑的坡度和旋转作用，泥浆在炉内从左向右慢慢下滑。而燃料油和空气由右端喷入燃烧，形成气流由右向左流动，以使泥浆干燥、加热并发生分解反应。迴转窑从左到右可分为干燥段、加热段、煅烧段和冷却段。最终生成的石灰由右端输出，而废气由左端排出。

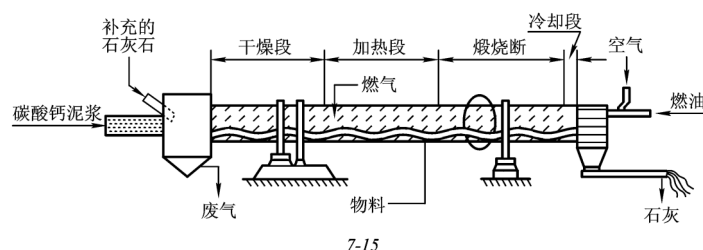


图 1 石灰窑炉示意图

这是一个连续的生产过程，原料和燃料不断输入，而产品和废气不断输出。在生产过程中首先要保证产品质量，包括 CaO 的含量、粒度和多孔性等指标，因此必须使炉内有合适的温度分布，温度太低碳酸钙不能完全分解，会残留在产品中，温度过高又会造成生灰的多孔性能不好，费燃料又易损坏窑壁。但是在生产过程中原料成分、含水量、进料速度、燃油成分和炉窑转速等生产条件经常会发生变化，而且有些量和变化是无法实时量测的。在这种条件下，要做到稳定生产、高质量、低消耗和低污染，对自动控制提出了很高的要求。

以前曾有人分析窑炉内发生的物理-化学变化，并根据传热和传质过程来建立窑炉的数学模型，认为窑炉是一个分布参数的非线性动态系统，可以用二组偏

微方程来描述，给出的数学模型是

$$\frac{1}{V_s} \frac{\partial X_i}{\partial t} + \frac{\partial X_i}{\partial z} = S_i \quad i = 1, 2, 3, 4 \quad (1)$$

$$\frac{1}{V_g} \frac{\partial Y_j}{\partial t} + \frac{\partial Y_j}{\partial z} = G_j \quad j = 1, 2, 3, 4, 5 \quad (2)$$

在这些方程中， X_i 是固体的第*i*个状态变量， V_s 是固体沿轴线的运动速度， S_i 是与空间、固体的状态变量和气体的状态变量有关的一个非线性函数。 z 代表沿轴方向的位置， t 代表时间。而 Y_j, V_g, G_j 分别是气体的状态变量、速度和非线性函数。该系统具有分离的边界条件，也就是说，固体状态变量的值在入料处（冷端）是已知的，而气体状态变量的值在出料处（热端）是已知的，即已知

$$\begin{aligned} X_i(z=0, t), \quad i &= 1, 2, 3, 4 \\ Y_j(z=L, t), \quad j &= 1, 2, 3, 4, 5 \end{aligned}$$

其中， L 是窑长度。初始条件是系统在扰动前正常工作时状态变量的值，即

$$\begin{aligned} X_i(z, t=0), \quad i &= 1, 2, 3, 4 \\ Y_j(z, t=0), \quad j &= 1, 2, 3, 4, 5 \end{aligned}$$

因为固体的状态变化慢而气体的状态变化快，可以忽略气体状态的变化，将式(2)简化为

$$\frac{\partial Y_j}{\partial z} = G_j, \quad j = 1, 2, 3, 4, 5$$

这些方程中有很多参数，必须通过机理分析、假设或大量实验来确定，应用该数学模型需要测所有的状态变量，而这在实际情况下很难做到。

2 石灰窑炉的神经网络建模

上面讲的是用机理分析建立数学模型的方法，它要搞清系统内部的物理-化学变化规律，并用严格的数学方程加以描述。从过程控制的角度来看，这种建模方法不仅是很难实现的，而且也不是十分必要的。因此大多采用系统辨识方法，将对象看作一个黑箱，不去分析其内部的反应机理，而只研究对象主要控制变量和输出变量之间的相互关系，神经网络系统辨识方法就是其中一种。

对石灰窑炉来说，主要的控制量有两个，一个是燃料流速 u_1 ，另一个是风量

流速 u_2 ，这是生产中的主要调节手段。被控量选为炉窑热端的温度 y_1 和炉窑冷端的温度 y_2 ，因为这两点的温度决定了炉内的温度分布曲线，而温度分布曲线又是影响产品质量和能耗的最关键的因素。从实现角度看，这四个变量也是容易实时测量的。因此，石灰窑可近似为一个二输入二输出的非线性动态系统，其中 y_1 与 y_2 是相关的。

应用前面介绍的神经网络辨识方法，石灰窑 NARMA 方程是

$$y^p(k) = f[y^p(k-1), \dots, y^p(k-n); u(k-1), \dots, u(k-m)]$$

其中

$$y(k) = [y_1(k), y_2(k)]^T$$

$$u(k) = [u_1(k), u_2(k)]^T$$

采样周期定为 1.125min，根据经验和试验结果，选择 $n = m = 2$ 已能足够精确地描述系统动态特性。神经网络模型的结构与系统的结构相同，可以用下式表示：

$$y^M(k) = f[y^p(k-1), y^p(k-2), u(k-1), u(k-2)]$$

定义系统输出与模型输出之间的误差矢量为

$$e(k, \theta) = y^p(k) - y^M(k, \theta)$$

则系统辨识的指标函数是

$$J(\theta) = \frac{1}{2T} \sum_{k=1}^T e^T(k, \theta) e(k, \theta)$$

神经网络选为有两个隐层的四层前馈网络，即 $N^4(8, 20, 10, 2)$ 隐层的结点数是根据试验确定的，隐层各神经元的激活函数均是 $\tanh(x) = (1 - e^{-x}) / (1 + e^{-x})$ 。图 2 给出了用神经网络辨识石灰窑模型的系统结构。

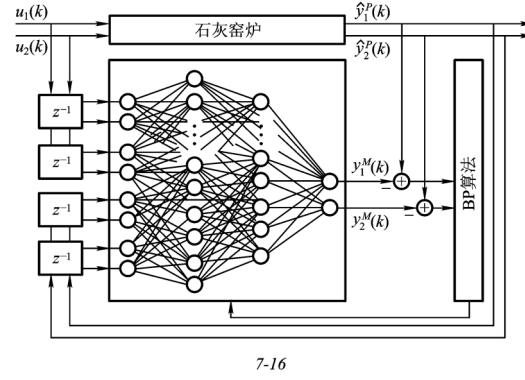


图 2 石灰窑的神经网络系统辨识

训练和检验神经网络模型需要大量能充分反映系统非线性的特性的输入输出样本，为了不影响正常生产，这里输入输出样本是一个已被验证的机理模型上做仿真实验得到的。为了对系统充分激励，使训练能覆盖其全部工作范围，对系统分别输入正弦信号，阶跃信号和伪随机二进制信号，得到 4000 组输入输出数据 $\{u_1(k), u_2(k), y_1(k), y_2(k)\}, k = 1, 2, \dots, 4000$ 。将这些数据归一化，使它们都处于 $[-1, 1]$ 范围内。再用 BP 学习算法训练神经网络，直至均方根误差 $RMS < 0.01$, RMS 定义为

$$RMS = \left\{ \frac{1}{2N} \sum_{k=1}^N [y^P(k) - y^M(k)]^T [y^P(k) - y^M(k)] \right\}^{\frac{1}{2}}$$

训练以后神经网络输出结果如图 3 所示。

3 石灰窑炉的神经网络控制

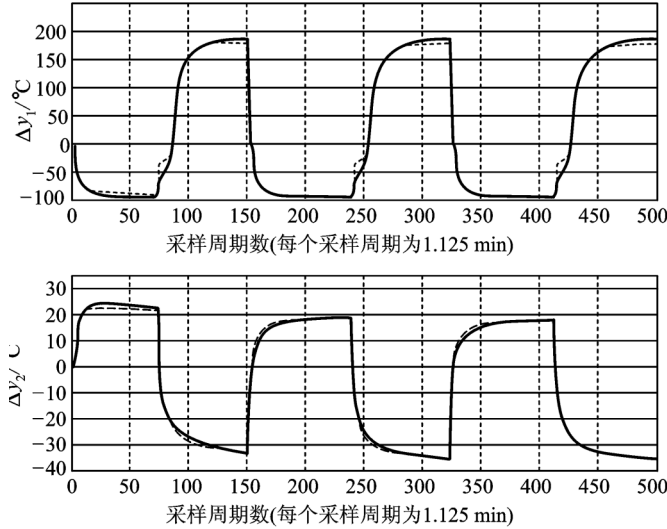
在石灰窑炉正向模型辨识的基础上，下面着重讨论石灰窑炉神经网络内模控制，包括逆模型的辨识、内模控制的设计和仿真等问题。

1) 逆模型的辨识

由前分析，石灰窑炉可以看作二输入二输出的非线性动态系统（见石灰窑的 NARMA 模型）。则石灰窑的逆模型可用下面的方程描述

$$u(k) = f^{-1}[r(k+1); y^M(k), y^M(k-1); u(k-1)]$$

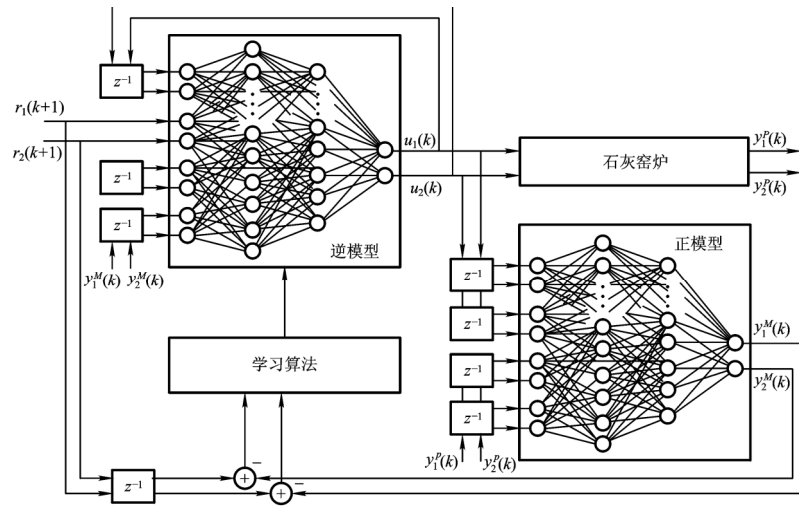
这里用 $r(k+1)$ 来代替 $y^M(k+1)$ ，因为 $y^M(k+1)$ 是 $u(k)$ 的作用结果，在 k 时刻尚不知道， $y^M(k)$ 表示神经网络已辨识的石灰窑炉的正模型输出结果。



7-17

图 3 相同输入下系统输出（实线）与神经网络输出（点线）

用间接法训练石灰窑炉逆模型的系统结构如图 4 所示。为了克服间接法可能会使系统不稳定的缺点，在此之前先用直接法训练逆模型，获得较好的初值，逆模型仍采用二个隐层的前馈网络，其结构为 $N^4(8,20,12,2)$ ，激励函数仍为 $\tanh(x)$ ，学习算法也与训练正模型相同。



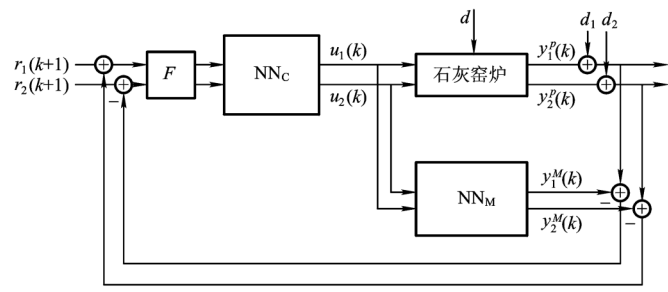
7-18

图 4 间接法训练石灰窑炉的逆模型

2) .内模控制的设计

石灰窑炉的神经网络内模控制系统原理如图 5 所示。图中 NN_c 是神经网络逆模型，作为控制器， NN_M 是神经网络正模型。滤波器 $F = 2/(1-z^{-1})$ 是一个积

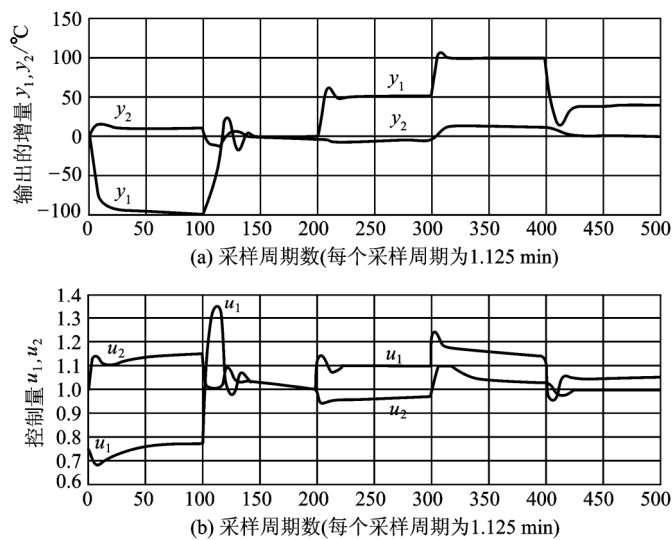
分器，目的在于消除静态误差。



7-19

图 5 石灰窑炉的神经网络内模控制系统

为了测试石灰窑炉的内模控制效果，进行以下仿真实验。仿真所采用模型及神经网络训练样本的产生是基于一个被验证机理模型。首先让参考输入在工作点附近可以随机变化，观测输出 y_1 和 y_2 的变化，实验结果如图 6 所示。图（a）中实线代表参考输入的增量，点线代表输出的增量 y_1 和 y_2 （点线基本与实践重合）。图（b）是当参考输入变化时相应的 u_1 和 u_2 的变化。由仿真结果可以看出，神经网络内模控制具有很好的跟踪性能。



7-20

图 6 神经网络内模控制的跟踪性能

为了进一步考查神经网络内模控制的鲁棒性，在正常工作状态下，保持参考输入不变，依次加入三种扰动：

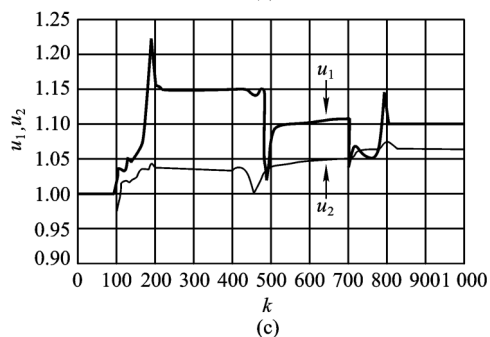
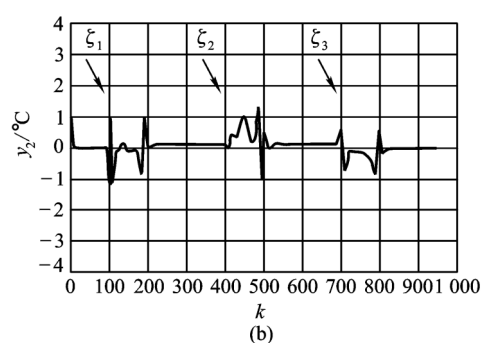
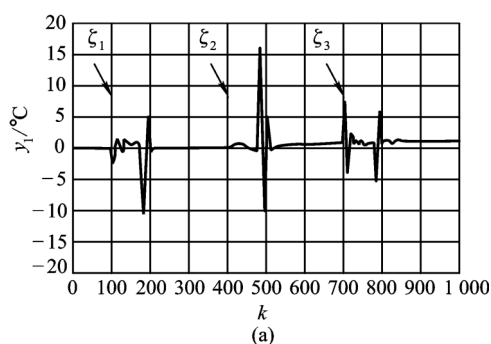
- （1） ξ_1 ：在 $k=100$ 时，使进料速度增大 10%。

(2) ξ_2 : 在 $k=400$ 时, 使进料中固体的含量由 74% 降为 55%, 即进料中水的含量增加。

(3) ξ_3 : 在 $k=700$ 时, 使窑炉转速降低 5%。

内模控制系统抗扰性实验结果示于图 7, 图 7(a) 是 y_1 的变化曲线, 图 7(b) 是 y_2 的变化曲线, 图 7(c) 是 u_1 (粗线) 和 u_2 (细线) 的变化曲线。在三种扰动下, 系统的输出 y_1 和 y_2 最终能恢复到正常值, 这说明内模控制具有良好的抗扰性。

在计算机实现时, 所有神经网络模型, 包括正向模型和逆模型以及相应的学习算法都在计算机内部实现, 并通过 A/D 变换从现场采集信息, 通过 D/A 将神经网络产生的控制信号送到被控对象。



7-21

图 7 内模控制的抗扰性能

4 离散论域模糊控制器设计

考虑九管还原炉的自动控温系统，其结构和控制任务描述如下：

钨的熔点为 3000°C 以上，目前尚不能采用通常的冶炼法，而只能用粉末冶金法进行加工。九管还原炉就是用来对氧化钨粉末还原去氧的装置。它先将三氧化钨还原成一氧化钨，此过程称为一次还原；然后再将一氧化钨还原成钨，此过程为二次还原。九管还原炉的结构示意图如图 8。其中 (a) 为正视图；(b) 为侧视图。在焙烧管道（共 9 根，上层 5 根，下层 4 根）的上、下部，分别装有电热丝。共 6 个温区，各温区的温度根据工艺要求必须稳定在给定值附近，偏差不能超过 $\pm 5^{\circ}\text{C}$ 。每个温区的几何中心装有一个热电偶，以检测本温区的温度，每两个温区由一相电源供电加热。装有三氧化钨粉末的料舟，从管道的一端进入，经过各温区后从另一端出来，一次还原时，每 30min 出两舟，二次还原时，每 15min 出两舟。

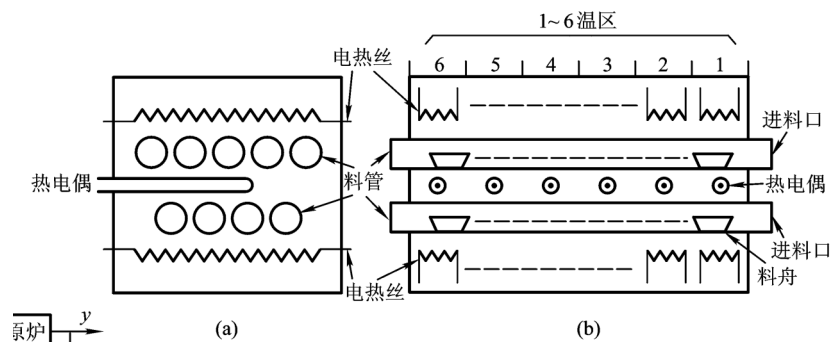


图 8 九管还原炉结构示意图

本系统原靠人工控温，后来改为双位开关式控制，其偏差波动很大，往往大于 $\pm 15^{\circ}\text{C}$ ，影响钨粉产品质量。

自动控温的任务是，将各温区的温度稳定在给定值范围内（第一温区 550°C ，第二温区 650°C ……第六温区 850°C ），偏差不准大于 $\pm 5^{\circ}\text{C}$ 。

由于要求九管还原炉采用恒值控温，各温区的温度偏移范围很小，而本温区受其他温区的影响虽然貌似很大，但这种影响只是一个恒定值，对系统的动态特性没有影响，对静态特性却有一定的偏移作用。如果将这一恒定的偏移视为本温区给定值的一部分（恒定分量），则六个温区就可分别视为六个独立的电炉。这

样，被控对象就成了六个独立的单输入、单输出环节了。

由于确定九管还原炉精确数学模型非常困难，再加上各种非线性和分布参数的影响，使得传统控制方法难于满足要求。因此下面将采用离散论域的模糊逻辑进行控制，原理如图 9 所示。

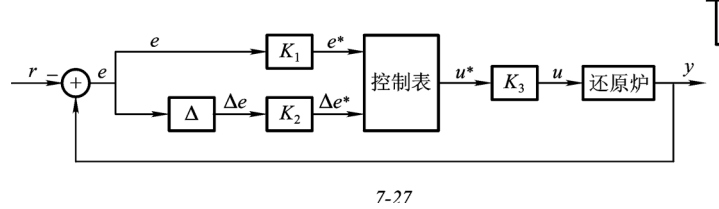


图 9 还原炉温度的模糊控制系统

图中 r 为温度设定值， $e=y-r$ 为温度误差， Δ 是差分算子， Δe 是误差差分， K_1, K_2, K_3 是论域变换因子， u 是控制量，它对应电加热器装置的晶闸管导通角的变化量。离散论域的模糊控制器主要设计如下：

1) 输入/输出变量论域的离散化

e 、 Δe 和 u 都是实数上的连续变量，在该还原炉问题中它们变化范围分别为： $e \in [-30, 30], \Delta e \in [-24, 24], u \in [-36, 36]$ 。将 e 变换到离散论域 $X' = \{-6, -5, -4, -3, -2, -1, -0, +0, 1, 2, 3, 4, 5, 6\}$ 上，将 Δe 变换到 $Y' = \{-6, -5, -4, -3, -2, -1, 0, 1, 2, 3, 4, 5, 6\}$ 上，将 u 变换到 $Z' = \{-6, -5, -4, -3, -2, -1, 0, 1, 2, 3, 4, 5, 6\}$ 上，得到离散论域上的输入/输出变量 $e^*, \Delta e^*, u^*$ 。

2) 定义模糊集合及其隶属函数表

对 e^* 定义 8 个模糊集合 E_1, E_2, \dots, E_8 ，分别代表 PL （正大）、 PM （正中）、 PS （正小）、 PZ （正零）、 NZ （负零）、 NS （负小）、 NM （负中）、 NL （负大）。对 Δe^* 定义 7 个模糊集合 $\Delta E_1, \Delta E_2, \dots, \Delta E_7$ ，分别代表 $PL, PM, PS, ZE, NS, NM, NL$ 。对 u^* 定义 7 个模糊子集 U_1, U_2, \dots, U_7 ，分别代表 $PL, PM, PS, ZE, NS, NM, NL$ 。

对 $e^*, \Delta e^*, u^*$ 的模糊集合分别定义隶属函数，如表 7-3，表 7-4，表 7-5 所示。

表 1 E_i 的隶属函数表

隶属度		e^* 的论域											
		-6	-5	-4	-3	-2	-1	-0	+0	1	2	3	4
		5	6										
		0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
		0.2	0.7	1.0									
		0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.2	0.7	
		1.0	0.7	0.2									
	$E_1(PL)$	0	0	0	0	0	0	0	0.1	0.7	1.0	0.7	
	$E_2(PM)$	0.1	0	0									
	$E_3(PS)$	0	0	0	0	0	0	0	1.0	0.7	0.1	0	
	$E_4(PZ)$	0	0	0									
	$E_5(NZ)$	0	0	0	0	0.1	0.7	1.0	0	0	0	0	
	$E_6(NS)$	0	0	0									
	$E_7(NM)$	0	0	0.1	0.7	1.0	0.7	0.1	0	0	0	0	
	$E_8(NL)$	0	0	0									
		0.2	0.7	1.0	0.7	0.2	0	0	0	0	0	0	
		0	0	0									
		1.0	0.7	0.2	0	0	0	0	0	0	0	0	
		0	0	0									

表 2 ΔE_i 的隶属关系

隶属度		Δe^* 的论域											
		-6	-5	-4	-3	-2	-1	0	1	2	3	4	
		5	6										

		0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
		0.2	0.7	1.0							
		0	0	0	0	0	0	0	0	0.2	0.8
	$\Delta E_1(PL)$	1.0	0.8	0.2							
	$\Delta E_2(PM)$	0	0	0	0	0	0	0	0.8	1.0	0.8
	$\Delta E_3(PS)$	0.2	0	0							
	$\Delta E_4(ZE)$	0	0	0	0	0	0.5	1.0	0.5	0	0
	$\Delta E_5(NS)$	0	0	0							
	$\Delta E_6(NM)$	0	0	0.2	0.8	1.0	0.8	0	0	0	0
	$\Delta E_7(NL)$	0	0	0							
		0.2	0.8	1.0	0.8	0.2	0	0	0	0	0
		0	0	0							
		1.0	0.7	0.2	0	0	0	0	0	0	0
		0	0	0							

表 3 U_i 的隶属数表

隶属度	u^* 的论域										
	-6	-5	-4	-3	-2	-1	0	1	2	3	4
	5	6									

		0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
		0.2	0.7	1.0							
		0	0	0	0	0	0	0	0	0.2	0.8
	$U_1(PL)$	1.0	0.8	0.2							
	$U_1(PM)$	0	0	0	0	0	0	0.1	0.8	1.0	0.8
	$U_3(PS)$	0.1	0	0							
	$U_4(ZE)$	0	0	0	0	0	0.5	1.0	0.5	0	0
	$U_5(NS)$	0	0	0							
	$U_6(NM)$	0	0	0.1	0.8	1.0	0.8	0.1	0	0	0
	$U_7(NL)$	0	0	0							
		0.2	0.8	1.0	0.8	0.2	0	0	0	0	0
		0	0	0							
		1.0	0.7	0.2	0	0	0	0	0	0	0
		0	0	0							

3).设计模糊控制规则集

总结操作人员的经验，给出 52 条控制规则，归纳于表 7-6。控制规则的一般形式为

$$\text{if } e^* = E_i \text{ and } \Delta e^* = \Delta E_j \text{ then } u^* = U_k$$

$$i = 1, 2, \dots, 8; j = 1, 2, \dots, 7; k = 1, 2, \dots, 7$$

表 4 控制规则表

u^*		e^*							
		NL	NM	NS	NZ	PZ	PS	PM	PL
Δe^*	PL	PL	PM	NM	NM	NM	NL	NL	i
	PM	PL	PM	NM	NM	NM	NS	NS	i
	PS	PL	PM	NS	NS	NS	NS	NM	NL
	ZE	PL	PM	PS	Z	Z	NS	NM	NL
	NS	PL	PM	PS	PS	PS	PS	NM	NL
	NM	i	PL	PS	PS	PM	PM	NM	NL
	NL	i	PL	PL	PM	PM	PM	NM	NL

注：j 表示不可能出现的情况。

4)求模糊关系矩阵和模糊控制表

由于论域是离散的，模糊控制规则集可以表示为一个模糊关系矩阵 R

$$R = \bigcup_{\forall i,j,k} (E_i \times \Delta E_j) \times U_k$$

其中 R 是一个 $(14 \times 13) \times 13$ 的大矩阵，占 2366 个内存单元。

算出 R 以后，便可以对 e^* 和 Δe^* 设不同的值，例如 $e^* = -6, \Delta e^* = -6$ ，将它们看成是模糊单点，这时的输入是模糊矢量 $E' = [1, 0, \dots, 0]^T, \Delta E' = [1, 0, \dots, 0]^T$ ，可求出输出模糊矢量 U' ；

$$U' = (E' \times \Delta E') \circ R$$

其中 $(E' \times \Delta E')$ 是一个 14×13 的矩阵，将其按行排成矢量，再与 R 合成。由于 $(E' \times \Delta E')$ 此时只有第一个元素为 1，其他元素皆为零， U' 即是 R 的第一行。 U' 中的隶属度最大对应的 u^* 即为此时输出。用同样方法，对每对输入 $e_i^*, \Delta e_j^*$ ，都可以求出相应的输出 u_{ij}^* ，将它们整理成模糊控制表，如表 7-7 所示。

表 5 模糊控制查询表

u^*		e^*													
		-6	-5	-4	-3	-2	-1	-0	+01	1	2	3	4	5	6
Δe^*	-6	6	5	6	5	3	3	3	3	2	1	0	0	0	0
	-5	5	5	5	5	3	3	3	2	1	1	0	0	0	0
	-4	6	5	6	5	3	3	3	3	2	1	0	0	0	0
	-3	5	5	5	5	4	4	4	4	2	-1	-1	-1	-1	-1
	-2	6	5	6	5	3	3	1	1	0	-2	-3	-3	-3	-3
	-1	6	5	6	5	3	3	1	0	0	-2	-2	-3	-3	-3
	0	6	5	6	5	3	1	0	0	-1	-3	-5	-6	-5	-6
	1	3	3	3	2	0	0	0	-1	-3	-3	-5	-6	-5	-6
	2	3	3	3	1	0	0	-1	-1	-3	-3	-5	-6	-5	-6
	3	1	1	1	0	0	0	-1	-1	-2	-2	-5	-5	-5	-5

4	0	0	0	-1	-1	-2	-3	-3	-3	-3	-5	-6	-5	-6
5	0	0	0	-1	-1	-2	-3	-3	-3	-3	-5	-5	-5	-6
6	0	0	0	-1	-1	-1	-3	-3	-3	-3	-5	-5	-5	-6

5) 实时控制

控制表可离线算出，在实时控制时得到 e_k 和 Δe_k 后，先变换成离散量 e_k^* 和 Δe_k^* ，查表得到 u_k^* ，再论域反变换求出真正的连续控制量 u_k 。

以上设计的模糊控制器已成功应用于还原炉的温度控制中，并取得了很好的控制效果。温度控制的上升时间短，超调量小、控制性能稳定、对环境变化不敏感，而且算法非常简单、执行快。图 7-28 和图 7-29 给出了模糊逻辑控制的仿真结果。

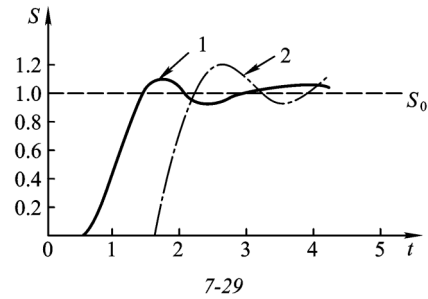
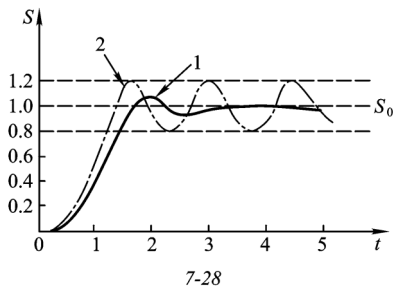


图 10 双位开关式与 Fuzzy 控制特性比较 图 11 时延 τ 对 Fuzzy 控制器特性的影响

1_i Fuzzy 控制，2_i 双位开关式控制

图 11 时延 τ 对 Fuzzy 控制器特性的影响

1_i $\tau = 0.7$ ，2_i $\tau = 1.6$

该系统实现的硬件结构如图 12 所示，其中单片采用 8031，并扩充了 8KEPROM。由此可见，该系统实现容易，且对系统配置在求不高。

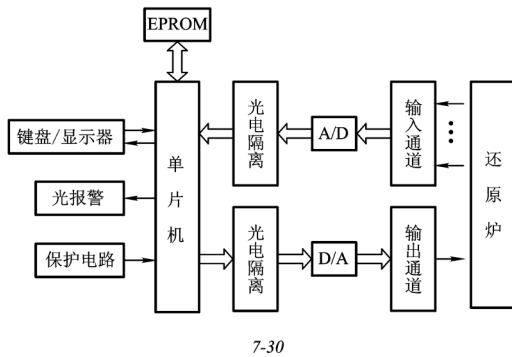


图 12 系统硬件结构图