

# 电渣重熔过程的神经元智能控制<sup>1)</sup>

王宁 涂健 陈锦江

(武汉华中理工大学自动控制工程系, 430074)

**关键词:** 熔化速率控制, 自适应神经元, 学习策略, 控制学习算法.

## 一、引言

控制系统设计的关键性问题是, 针对复杂、变化、具有不确定性的受控对象及环境, 如何作出有效的控制决策, 并使决策所运用的方法尽可能简单化. 把人工神经网络应用于自动控制领域是一种新的尝试. 神经元及网络模型, 最早出现在 50 年代末, 随后被用来解决困难的优化计算和关联记忆等问题<sup>[1]</sup>. 由于人工神经网络所具有的学习能力、并行机制和记忆功能等, 80 年代末期开始受到控制界的关注, 并取得一些进展<sup>[2]</sup>. 本文在此基础上研究了熔化速率的神经元智能控制, 并对某钢厂 15 吨电渣炉的一组测试数据进行了仿真实验.

## 二、电渣重熔过程与熔化速率控制

电渣重熔过程是把初次熔炼得到的金属锭作为自耗电极埋入液态渣中, 通过交流电使电极熔化, 经过特定渣系的液态渣过滤, 进行纵向再结晶的过程. 这一过程具有非线性、大纯时滞、大惯性和不确定性干扰, 由于过程和工况的复杂性、变化性, 它的建模和实时控制一直是较难解决的问题. 工业上把电极插入深度和熔化速率作为该过程的被控制变量, 渣阻和熔化电流作为相应的控制变量. 熔化速率与电极插入深度之间有渐近线性关系, 而渣阻反映了插入深度, 生产工艺表明, 在使渣阻一定来保持插入深度不变的条件下, 使熔化速率按照某一规律调节就可获得高质量的电渣钢. 电极插入深度控制采用模拟调节, 熔化速率控制由微型机完成, 前者的调节速度比后者的快得多<sup>[3]</sup>. 熔化速率控制的好坏直接影响电渣钢的质量、收得率和用电单耗. 影响电渣重熔过程的主要因素有电网电压波动、电极给进电机力矩扰动、量测噪声、电极和熔池尺寸、冷热起动, 冶炼初期和中期炉热水平不同、渣液损耗等. 因此, 难以建立熔化速率动态特性精确的数学模型. 它的简单的物理模型如图 1 所示, 图中实际熔化速率通过计算电极重量的变化得出

本文于 1991 年 4 月 13 日收到.

1) 本文曾在人工智能学会全国第七届年会上宣读.

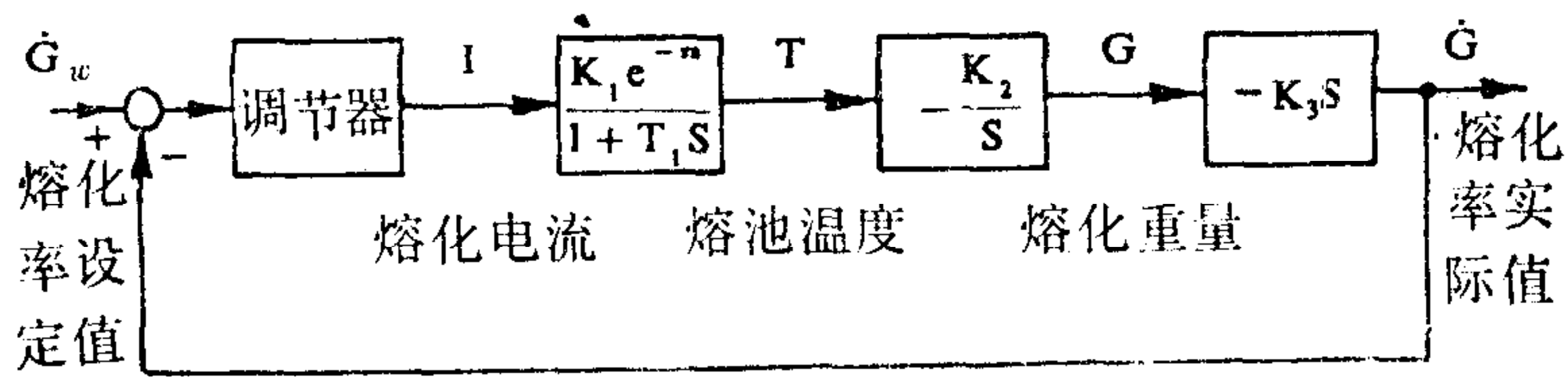


图 1 熔化速率控制

$$\dot{G}(t) = (G(t) - G(t - 1)) / \Delta t, \tag{1}$$

式中  $\dot{G}(t)$  是熔化速率， $G(t)$  是  $t$  时刻的电极重量。可知熔化速率的近似频域模型为

$$\dot{G}/I = Ke^{-\tau s} / (1 + T_1 s), \tag{2}$$

其中  $K = K_1 K_2 K_3$  为过程比例系数， $\tau$  为过程时滞， $T_1$  为过程惯性时间常数， $I \geq 0$ 。

### 三、神经元智能控制

有关学者根据对生物脑细胞和脑功能的观察与研究，提出了各种神经元及网络模型。作者给出一种适用于控制的自适应神经元模型，它有  $n$  个输入量  $x_i(t) (i = 1, 2, \dots, n)$ ， $r_i(t)$  是递进信号或性能指标， $w_i(t)$  是对应于  $x_i(t)$  的加权值， $K > 0$  是神经元的比例系数，自适应神经元的输出  $u(t)$  可以表示为

$$u(t) = k \sum_{i=1}^n w_i(t) x_i(t), \tag{3}$$

式中  $w_i(t)$  由某种学习规则来确定。

本文建立的使用单个自适应神经元的智能控制系统如图 2 所示，图中转换器的输入为反映受控对象及控制设定的状态，如设定值  $r(t)$ 、偏差  $e(t)$  等，神经元通过自组织进行关联搜索来产生控制信号  $u(t)$ 。

一般认为神经元通过改进其自身的突触加权值进行自组织。D. O. Hebb 提出的规则是神经元的前置与后置突触同时触发使突触加权值增加，这个假设被广泛使用。通常假定在学习期间神经元的关联加权值  $w_i(t)$  正比于递进信号  $r_i(t)$ ，同时它慢衰减，神经元的学习规则可表示为

$$w_i(t + 1) = (1 - c)w_i(t) + dr_i(t), \tag{4}$$

式中  $d, c$  大于零， $d$  是学习速率。为适应控制的要求，提出了下面的元学习策略：

$$r_i(t) = z(t)u(t)x_i(t), \tag{5}$$

表示自适应神经元采用 Hebbian 学习 ( $r_i(t) = u(t)x_i(t)$ ) 和监督学习 ( $r_i(t) = z(t)x_i(t)$ ) 相结合的方式，通过关联搜索对未知的外界作出反映和作用。这意味着在教师信

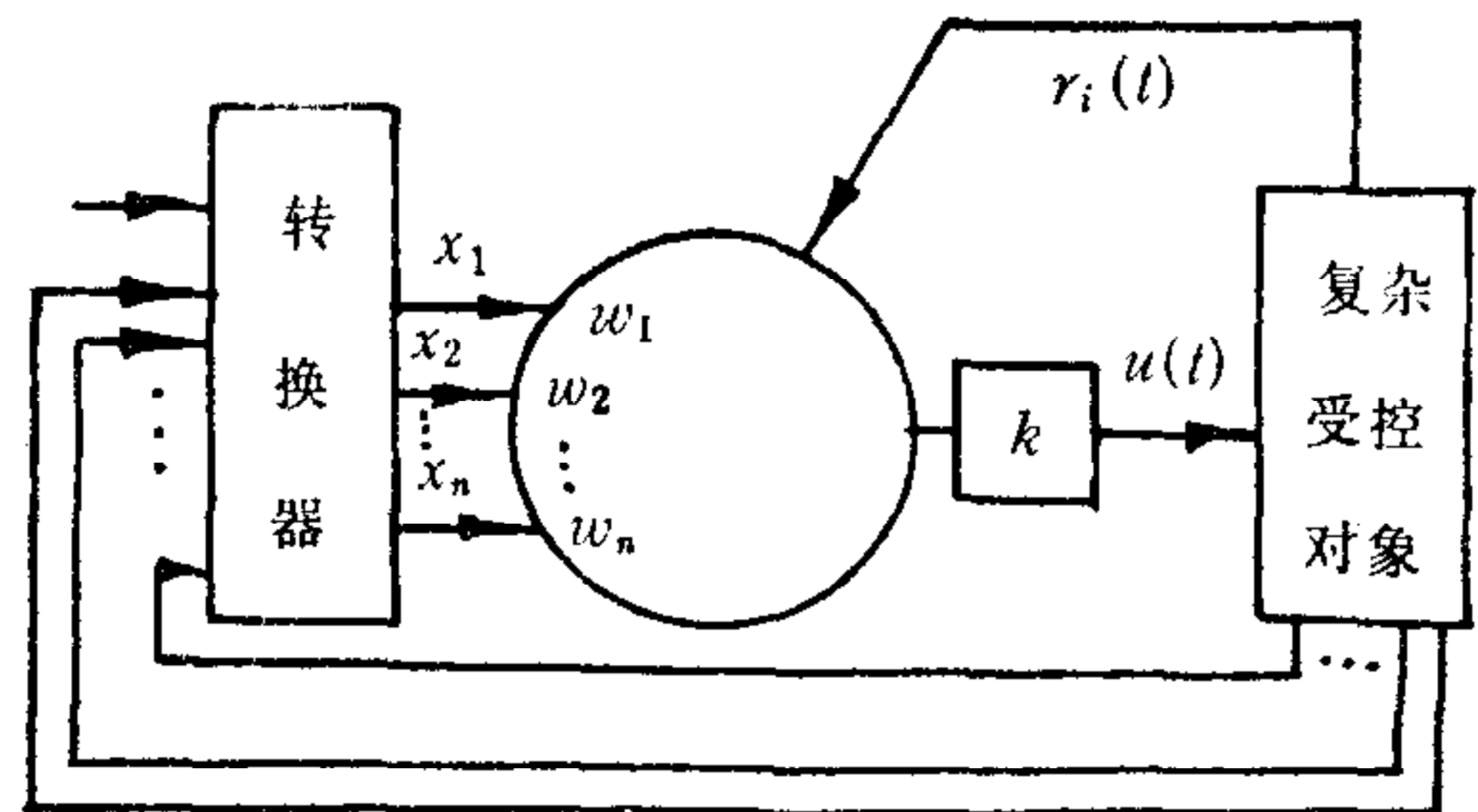


图 2 神经元智能控制系统

号  $z(t)$  的指导下对环境信息进行自组织来产生控制作用, 并隐含着对元作用信号的评价。自适应神经元采用递进方式进行学习, 运用随机逼近理论, 引入规范化作为辅助条件, 可以证明, 当  $c$  充分小时, 使用上述的学习策略, 神经元的学习是收敛的。取  $c = 0$ , 提出如下的规范化控制学习算法:

$$\begin{cases} u(t) = \left[ k \sum_{i=1}^n w_i(t)x_i(t) \right] / \left[ \sum_{i=1}^n w_i(t) \right], \\ w_i(t+1) = w_i(t) + d(r(t) - y(t))u(t)x_i(t), \\ x_1(t) = r(t), x_2(t) = r(t) - y(t), x_3(t) = \Delta x_2(t). \end{cases} \quad (6)$$

#### 四、结 束 语

对电渣重熔过程熔化速率的一组测试数据  $K = 5$ ,  $\tau = 3.3$  分,  $T_1 = 10.2$  分, 使用(6)式的学习控制算法进行了各种工况下的神经元智能控制仿真实验, 这里  $y(t)$  代表熔化速率  $\dot{G}(t)$ ,  $u(t) \geq 0$  代表熔化电流  $I$ , 取  $d = 100$ ,  $k = 0.35$ 。研究表明, 神经元智能控制方法, 能大大地方便工程上的应用, 其突出的优点有: 不需要知道受控对象的结构和参数, 即无需进行系统建模; 对  $d, k$  的取值要求不严格, 而且  $d$  取值的自由度很大; 抑制随机噪声及消除扰动能力强; 响应速度快, 并能实现无超调跟踪; 适应性和鲁棒性很强; 易于形成固化的控制器等。

#### 参 考 文 献

- [1] Lippman, R. P., An Introduction to with Neural Nets, *IEEE ASSP Magazine*, Apr. (1987), 4—22.
- [2] Special Section on Neural Networks for Control Systems, *IEEE Contr. Syst. Mag.*, Apr. 1988, 1989 & 1990.
- [3] 李雨膏、胡友生等, 微型计算机在电渣重熔过程中的应用, *冶金自动化*, 6(1982), (2), 9—14.

## NEURON INTELLIGEN CONTROL FOR ELECTRO-SLAG REMELTING PROCESSES

WANG NING TU JIAN CHEN JINJIANG

(Dept. of Automatic Control Engineering, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074)

**Key words:** Melting rate control; adaptive neuron; learning policy; control learning algorithm.