

# 球磨机自动控制系统的研究

秦 虎<sup>1,2</sup> 刘志红<sup>1,2</sup> 黄宋魏<sup>1,3</sup>

(1. 贵州大学矿业学院; 2. 贵州非金属矿产资源综合利用重点实验室, 贵州 贵阳 550003;

3. 昆明理工大学国土资源学院, 云南 昆明 650093)

**摘要:**介绍了球磨机的基本原理,分析了影响其工作效率的主要因素,提出了用神经网络和PID相结合的控制方案,并对神经网络系统进行了仿真。结果表明,该控制方法具有响应速度快等特点,为球磨机的控制提供了有效的方法。

**关键词:**球磨机; 磨矿; 神经网络PID; 仿真

**中图分类号:** TP 273 **文献标识码:** A **文章编号:** 1671-8550 (2010) 04-0042-03

## 0 引言

球磨机是选矿厂的最主要的设备之一。球磨机因其具有对物料适应性强、生产能力大、粉碎比大、易于调整粉末产品粒度、可适应各种不同情况下的操作及结构简单、操作方便、能长期运转等优点,被广泛地应用于选矿厂中。但是球磨机的缺点也比较明显,主要表现在其工作效率低、能耗高、体积较大、钢球耗量大、噪声大等方面<sup>[1]</sup>。因此,提高球磨机的运行效率、降低单耗,更有效地对其进行控制,成为球磨机控制的主要研究课题。

## 1 球磨机的工作原理

球磨机在磨矿过程中以一定的速度旋转,处在筒体内的钢球由于旋转时产生离心力,以至于使它与筒体之间产生一定的摩擦力。摩擦力使钢球随着筒体旋转,并达到一定的高度,当钢球的自身重力大于离心力时,研磨介质就脱离筒体抛射落下,从而击碎矿石。同时,在磨机旋转过程中,钢球还会有滑动现象,对矿石产生研磨作用。矿石是在钢球的冲击力与研磨力联合作用下进行粉碎<sup>[2]</sup>。

影响球磨机的工作效率的因素固有参数:磨机尺寸、长径比、筒体形状、排矿方式、衬板材质和型式等;外部参数:矿石性质、给矿粒度、分级溢流粒度及浓度、给水流量等。这些参数都将影响到球磨机的工作效率,但就球磨机的自身工艺而言,其固有参数及矿石性质不可控,因此给矿量、分级

溢流粒度及浓度、给水流量成为直接影响磨矿效率的因素。

## 2 球磨分级过程控制

——球磨机给矿量控制。在球磨机磨矿过程中,保证给矿量的稳定相当重要,如果给矿量过大,超过了磨机的最大处理能力,就会使磨机效率降低,甚至有可能产生‘胀肚’的现象,从而影响全厂的生产效率。如果过磨就不能对矿物进行有效的回收,造成资源的不必要浪费。因此,对给矿量的控制非常关键,用功率变送器来实时监测磨机的功率,通过调节给矿阀门的大小来控制给矿量,从而保证了磨机效率。

——球磨机给水流量控制。在球磨机工作过程中,给水流量的变化对磨机的效率有较大影响,因为给水流量直接影响到磨矿浓度及分级溢流浓度的大小,从而直接影响到选别指标。因此,给水流量是球磨机控制的主要指标。

——分级溢流粒度及浓度控制。满足工艺要求的分级溢流粒度控制是磨矿控制最主要的目标之一。必须在保证粒度稳定的同时,还要使二次溢流浓度稳定在一定的范围内。通过在线粒度分析仪来实时检测分级溢流的浓度和粒度,通过水量对其实现控制。

球磨机控制是一个非常复杂的控制过程,因此采用常规的PID控制方式很难达到要求。尽管PID有很多的优点,如算法较简单、鲁棒性好和可靠性高等优点,但它对于存在极大时滞的系统控制就显得无能为力了。近年来,在常规PID控制基础上引入了一些先进的控制方式,如模糊PID控制,

收稿日期: 2010-01-18

作者简介: 秦 虎 (1985-), 男 (汉族), 四川资阳人, 贵州大学矿业学院硕士研究生, 研究方向: 选矿自动化。

虽然该方法较常规 PID 在控制效果上有所改善,但仍存在一些缺点,如模糊规则及隶属度函数的确定还没有统一的方法。

综上所述,本文拟提出用神经网络与常规 PID 控制相结合的方式对球磨机进行控制,运用神经网络可以无限的逼近非线性函数的特点,对 PID 控制器的比例、积分、微分系数进行自调整,从而达到精确控制的目的(如图 1)。

该系统以被控对象的给定输入与变送器所测定的实际输出之差作为神经网络控制器输入,以比例、积分和微分系数为输出,从而使 PID 的各数偏差达到最小。由此更加精确的对执行机构进行控制。

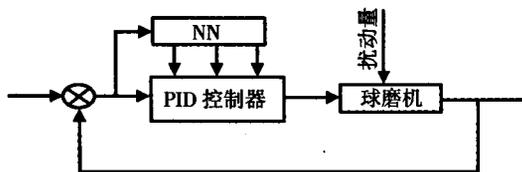


图 1 球磨机控制原理图

### 3 BP 神经网络 PID 控制器的原理

#### 3.1 PID 控制器基本描述

PID 控制是一种反馈控制方式,其包括:比例、积分和微分。其 3 个环节之间相互关联,且相互间的关系很复杂,各环节的作用也各不相同<sup>[3]</sup>:  
1) 比例环节。与偏差  $e$  成比例关系,其控制作用是将偏差信号放大,一旦有偏差产生,控制器立即产生控制作用,以减小偏差; 2) 积分环节。与偏差  $e$  对时间的积分成比例关系,主要用于消除静差; 3) 微分环节。与偏差  $e$  对时间的导数成比例关系,反映偏差信号的变化趋势,主要用于减小系统的动差。

在本设计中采用增量式 PID 控制算法,设其控制误差为:

$$e(k) = r(k) - y(k)$$

式中  $r$ ——输入;  $y$ ——输出;  $k$ ——采样时刻。  
 $P$ 、 $I$ 、 $D$  项输入分别为:  $x_1(k) = e(k) - e(k-1)$ ;  $x_2(k) = e(k)$ ;  $x_3(k) = e(k) - 2e(k-1) + e(k-2)$ 。

#### 3.2 BP 神经网络的控制原理

BP 神经网络的基本原理是梯度最速下降法,它的中心思想是调整权值使网络总误差最小。其学

习过程是一种误差边向后传播边修正权系数的过程。在该控制系统中,以给矿量、给水压力、分级溢流粒度及浓度作为被控变量,通过 BP 网络学习算法来调整 PID 控制参数的方法,使控制更加精确。BP 神经网络结构组成为:输入、隐含和输出层。也有多层神经网络结构,其隐含层有多个。BP 神经网络控制器的原理是由正向和反向传播来实现的。将输入信息从输入层经隐含层逐层处理,并传向输出层,每一层神经元的状态只影响下一层神经元的状态。如果在输出层不能得到期望输出,则转入反向传播,将误差信号沿原来的连接通道返回,通过修改各层的权值,使误差信号最小<sup>[4]</sup>。

#### 3.3 带 BP 神经网络的 PID 控制

PID 控制算法为:  $u(k) = u(k-1) + \Delta u(k)$ ;  $\Delta u(k) = Kp(k)x_1(k) + Ki(k)x_2(k) + Kd(k)x_3(k)$ , 式中  $Kp(k)$ 、 $Ki(k)$ 、 $Kd(k)$  由神经网络进行整定。引入输入误差的二次性能指标,定义其函数为:  $E(k) = 0.5(r(k) - y(k))^2 = 0.5e(k)^2$ , 其中  $Kp(k)$ 、 $Ki(k)$ 、 $Kd(k)$  的调整采用梯度下降法。

##### 3.3.1 前馈算法

设有  $N$  个训练样本,先假定用其中的某一个样本  $p$  的输入/输出模式  $\{Xp\}$  和  $\{Tp\}$  对网络进行训练,隐含层的第  $i$  个神经元在样本  $p$  作用下的输入为:

$$net_i^p = \sum_{j=1}^M w_{ij} o_j^p - a_i = \sum_{j=1}^M w_{ij} x_j^p - a_i \quad (i=1, 2, \dots, q)$$

式中  $o_j^p$  和  $x_j^p$ ——分别为输入节点  $j$  在样本  $p$  作用时的输入和输出;  $w_{ij}$ ——输入层  $j$  与隐含层神经元  $i$  之间的连接权值;  $a_i$ ——隐含层神经元  $i$  的阈值;  $M$ ——输入的个数。隐含层第  $i$  个神经元的输出为  $o_i^p = g(net_i^p)$  ( $i=1, 2, \dots, q$ ), 式中  $g(\cdot)$  为激活函数。在本系统中,输入量为 3 个,因此  $j=3$ 。而隐含层第  $i$  个神经元的输出  $o_i^p$  将通过权系数向前传播到输出层神经元  $k$  的阈值,而输出层第  $k$  个神经元的总输入为:

$$net_k^p = \sum_{i=1}^q w_{ki} o_i^p - a_k$$

式中  $w_{ki}$ ——隐含层  $i$  与输出层神经元  $k$  之间的连接权值;  $a_k$ ——输出层神经元  $k$  的阈值;  $q$ ——隐含层的个数。输出层第  $k$  个神经元的输出为  $o_k^p = g(net_k^p)$  ( $k=1, 2, \dots, L$ ), 在本系统中,输出量为 3 个,即  $Kp$ 、 $Ki$  和  $Kd$ 。

### 3.3.2 反向传播法

性能指标函数为:

$$E(k) = \frac{1}{2} (T(k) - y(k))^2$$

式中  $T(k)$  —— 给定输入;  $y(k)$  —— 实际输出, 按照梯度下降法修正网络的权系数, 即按  $E(k)$  对加权系数的负梯度方向搜索调整, 使误差达到最小。

基于 BP 神经网络的 PID 控制器结构见图 1, 其算法可归纳如下: 1) 初始化。确定隐含层单元节点的个数, 并对各层的加权系数进行初始化; 2) 采样得到  $T(k)$ ,  $y(k)$ , 计算该时刻误差  $e(k) = T(k) - y(k)$ ; 3) 计算实际输出, 即为 PID 控制器的 3 个可调参数比例、积分和微分系数; 4) 根据经典增量式数字 PID 的控制算法:  $\Delta u(k) = Kp(k)x_1(k) + Ki(k)x_2(k) + Kd(k)x_3(k)$ , 计算 PID 控制器的  $u(k)$ ; 5) 利用神经网络对参数进行训练, 在线调节各层的加权系数, 进行自整定; 6) 令  $k=k+1$ , 返回到第一步。

### 3.4 仿真研究

为了验证神经网络 PID 控制系统的优越性, 在此进行了仿真实验。下面以一阶时滞系统作为被控对象, 进行仿真实验。设被控对象为:

$$G(s) = 0.5e^{-20s}/15s+1$$

其传递函数的离散数学模型为:  $y(k) = 0.7165y(k-1) + 0.1417u(k-4)$ 。取采样时间  $T_s=5s$ , 传统 PID 控制器的参数可用 Ziegler-Nichols 方法整定得到, 根据试验取  $Kp=2$ ,  $Kd=0.05$ ,  $Ki=1$ 。其仿真结果如图 2、3。

由图 2、3 可以看出, 采用神经网络 PID 控制比采用传统的 PID 控制超调量要小得多。由此说明, 后者响应的快速性和稳定性均好于前者, 说明该方法的有效性。

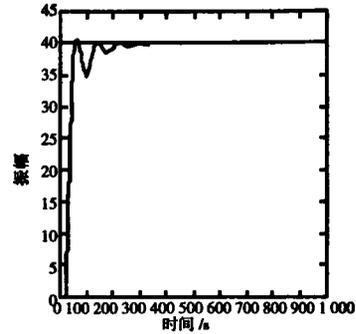


图 2 传统 PID 控制

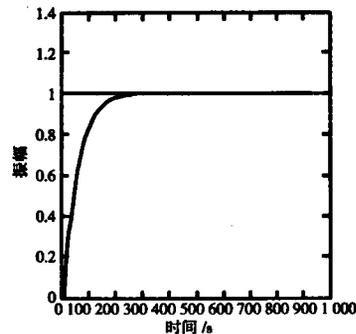


图 3 神经网络 PID 控制

## 4 结语

该控制系统是在传统 PID 控制的基础上加以改进, 引入了动态的、移植性很强的 BP 神经网络系统, 构成了 BP 神经网络 PID 控制器, 起到了在线自调整的作用, 这样既利用了传统 PID 的特点, 又充分发挥了神经网络强大的函数逼近能力。仿真结果表明, 该系统鲁棒性得到了明显改善, 并使控制更加精确、快速。

### 参考文献:

- [1] <http://www.shposuiji.cn/news/ydq/>.
- [2] 谢广元. 选矿学 [M]. 徐州: 中国矿大出版社, 2001: 80~81.
- [3] 吴海平, 敖志刚, 王冠等. 《电脑知识与技术》. 2009 (5): 5 245~5 246, 5 273.
- [4] 李国勇. 智能控制及其 MATLAB 实现 [M]. 北京: 电子工业出版社, 2007: 20.

## Research of automatic control system of ball mill

QIN Hu<sup>1,2</sup>, LIU Zhi-hong<sup>1,2</sup>, HUANG Song-wei<sup>1,3</sup>

(1. Guizhou University; 2. Guizhou Laboratory of Nonmetallic Mineral Resource Comprehensive Utilization, Guiyang 550003; 3. Kunming University of Technology, Kunming 650093, China)

**Abstract:** The working principle of ball mill and the factors influencing mill performance are explained. The method of neural net combining PID to control ball mill is introduced. Emulation of the method has been made; showing that the method possesses advantage of high reaction speed thus is a good means for ball mill controlling.

**Key words:** ball mill; ore grinding; neural net with PID; emulation