

文章编号: 1005-4014(2003) 03-0211-03

神经网络在烧结混合料水分控制中的应用^{*}

孙 乐, 金 伟

(大连轻工业学院 信息工程系, 辽宁 大连 116034)

关键词: 神经网络; 烧结混合料; 水分控制

摘要: 烧结混合料水分控制一直是困扰钢铁行业的一大难题。提出了一种利用神经网络对 2 个难测量的参数进行在线辨识的方法, 从而控制烧结混合料的加水量。理论研究和仿真实验所提出的方法的有效性。

中图分类号: TP183

文献标识码: A

Neural network applied in moisture control for sinter mixture

SUN Le, JIN Wei

(Dept. of Inf. Eng., Dalian Inst. of Light Ind., Dalian 116034, China)

Key words: neural network; sinter mixture; moisture control

Abstract: The moisture control for sinter mixture is always a difficulty in iron and steel industry. This paper presents a method employing neural network to identify water content and evaporating coefficient, difficult for in-process measurement, controlling water added in sinter mixture. Theoretical research and simulation verify the effectiveness of the proposed method.

烧结混合料的水分、含碳量和操作控制手段对烧结质量有很大的影响, 而水分在三者关系中起着主要的作用, 因此烧结混合料加水的控制是极其重要的^[1]。传统的加水方法是人工手动调节的, 而加水量是操作者的经验值^[2,3]。操作者观察混合料的湿度, 通过经验判断并手动调节加水控制阀, 以此达到生产要求。这种方法不仅加大了工人的劳动强度, 而且加水量很难准确控制。由于混合过程是一个大滞后的过程, 采用常规的反馈自动控制方案, 会造成系统震荡, 水分大幅度波动。考虑采用前馈补偿控制, 需要掌握对水分影响大的干扰量: 原料的水分含量和水分蒸发系数, 而这 2 个变量在线很难测量, 因此需要采用在线自动辨识。近年来, 人工智能理论得到了快速的发展, 神经网络就是其中的一个分支, 它是应用生物学原理的仿生学理论成果。神经网络具有很好的非线性映射能力、自学习适应能力和并行信息处理能力, 所以它能较好地解决非线性、不确定性系统的参数辨识问题。

本文作者提出用神经网络方法对系统的参数进行辨识, 以此调整前馈补偿控制模型的参数, 达到控制烧结混合料水分的目的。

1 过程描述

烧结矿生产^[4]是一种将粉粒状含铁物料制造成人造富矿的过程, 是高炉原料准备过程中的一个关键环节。生产实践证明, 高炉使用烧结矿后, 冶炼效率提高, 焦比下降, 可以产生良好的经济效益。主要的烧结生产工艺是: 先将原料、燃料和一些添加剂等按比例进行配料; 然后将配好的料和返矿料进行混合, 此过程需两次加水或一次加水, 二次加蒸汽; 然后在烧结机上布料、点火进行烧结; 最后生产出烧结矿。烧结生产工艺流程如图 1 所示。

在生产工艺中, 烧结混合料的水分含量要有一个适宜的范围, 通过生产实践, 在一次混合机出口处的混合料水分含量应为 6.5% ~ 7.5%, 7.0% 为最佳^[4]。在工厂生产中, 受人为因素影

^{*} 收稿日期: 2003-04-18

作者简介: 孙 乐 (1979~), 女, 硕士研究生。

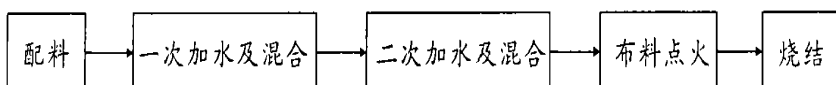


图 1 烧结生产工艺流程

响,水分含量很难准确保持在这个范围内,这个问题长期阻碍着烧结生产率和经济效益的提高。为使水分控制准确,人们进行了大量自动加水的研究和实验,但均未很好解决未知变量的辨识问题。本文作者在建立加水过程数学模型的基础上,采用了神经网络参数辨识和前馈补偿控制,将参数辨识结果送前馈补偿控制模型,实现神经网络烧结混合料水分自动控制。图 2 是采用方案的方框图。

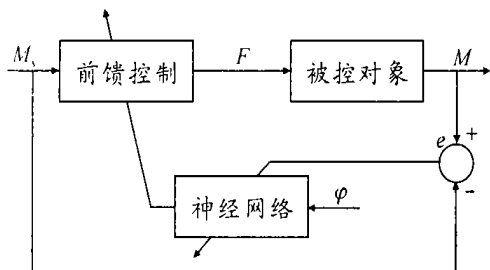


图 2 烧结混合料水分控制方框图

2 建立数学模型

设加水量为 F , 根据物料平衡原理建立数学模型:

$$F = \frac{(M_S - M_0)w_0 + M_S w_2}{1 - M_S} + W_t \quad (1)$$

式(1)中: M_S —目标水分含量; M_0 —原料水分含量; w_0 —原料流量; w_2 —返矿流量; W_t —水分蒸发量。

这是烧结混合料中一次加水的加水流量计算模型,二次加水与上式相似,只是参数的值不同,不在此列出了。原料水分含量 M_0 和水分蒸发量 W_t 这 2 个量是动态变量,随着工艺的变化和生产设备的运转波动在一定范围内随时间做缓慢的随机变化,使加水量随机波动,造成混合料水分不稳定。本文利用 BP 神经网络对 M_0 和 W_t 进行自动辨识,对式(1)进行实时调整,克服工艺波动对混合加水过程的干扰,使混合料水分保持稳定。

3 神经网络辨识

神经网络模型有多种,其中多层前馈神经网络

又称误差反向传播学习算法,简称 BP(Back Propagation)神经网络,是目前应用最为广泛的模型^[3]。BP 网络利用误差反传训练算法,通过使全局误差函数最小化的计算和对权值的调整过程来完成输入到输出的映射。即训练样本集的学习信号由输入层向输出层传播,计算网络输出与期望输出的误差,将误差信号由输出层向输入层反向传播,同时逐层修正连接权值,使误差最小化。

根据神经网络建立辨识模型,设输入变量集为: $\varphi = \{M_S, T, w_1, w_2\}$, 其中 w_1 为总料量, T 为原料温度。利用目标水分含量 M_S 与系统的输出 M 之间的误差反向传播来修正 BP 网络中的连接权系数和神经网络的阈值,神经网络输出为辨识参数 M_0 和 W_t 。用辨识结果改变前馈模型参数,使系统输出 M 逐步逼近期望输出 M_S , 实现对被控系统的动态辨识与控制。

目标水分含量 M_S 与系统输出 M 之间的误差即 $E = M_S - M$, 通过最小化 E 来修正神经元之间的连接权系数和神经元阈值。它与标准的 BP 神经网络的学习算法^[6]类似。

对于一个 m 层网络,第 p 个训练样本,第 t 次训练,各单元的输出分别为

$$\begin{aligned} O_{pi}^{(l)} &= F(I_{pi}^{(l)}) \\ I_{pi}^{(l)} &= \sum_j O_{pj}^{(l-1)} W_{ij}^{(l)} \\ l &= 1, 2, \dots, m-1 \end{aligned} \quad (2)$$

其中 O_{pi} 和 O_{pj} 分别是 l 层 i 单元和 $l-1$ 层 j 单元的输出; W_{ij} 是 $l-1$ 层 j 单元到 l 层 i 单元的连接权; $F(x)$ 为转移函数,对于实数值的问题取 Sigmoid 函数,即

$$F(x) = 1/(1 + e^{-x}) \quad (3)$$

取网络的误差函数为

$$E_p = (T_p - Y_p)^2/2 \quad (4)$$

其中, T_p 是 p 训练样本的目标值,是通过 E 修正的; $Y_p = O_{pi}^{m-1}$ 是网络的输出值,则由输出层到输入层的误差信号为

$$\delta_p^{(m-1)} = 2[T_p - Y_p] F'(I_p^{(m-1)}) \quad (5)$$

输入层:

$$\hat{\delta}_i^{(l)} = [\sum_k \hat{\delta}_k^{(l+1)} W_{ki}^{(l+1)}] F'(I_{pi}^{(l)}) \quad (6)$$

权值修正量为

$$\Delta_p W_{ij}^{(l)} = \eta \hat{\delta}_i^{(l)} O_{pj}^{(l-1)} \quad (7)$$

考虑到附加冲量项, 则第 $t+1$ 次训练的权值为

$$\begin{aligned} W_{ij}^{(l)}(t+1) = \\ W_{ij}^{(l)}(t) + \delta W_{ij}^{(l)}(t) + \alpha \Delta W_{ij}^{(l)}(t-1) \end{aligned} \quad (8)$$

其中, η 是训练速率系数, α 是冲量项系数。

依此算法进行训练, 完成参数辨识。

4 仿真研究

本文作者在考虑了实际情况和建模的实际要求后, 采用三层 BP 网络, 其中输入层有 4 个神经元, 隐层有 5 个神经元, 输出层有 2 个神经元。将烧结混合料的水分设定值 M_S 、热返矿温度 T 、皮带秤的值 w_1 和返矿秤的值 w_2 , 这 4 个参数作为样本的输入向量, 而将原料水分含量 M_0 和水分蒸发量 W_t 作为样本的输出向量。为保证系统工作的稳定性, 考虑在辨识初期, 采用有领域专家知识参与的神经网络权值预调整, 方法是: 根据工艺参数、仪表量程和现场采集数据, 取各参数最大变化范围和各仪表全量程 5 等分的各点参数值, 进行归一化处理后得到学习样本; 将得到的学习样本送入 BP 神经网络进行训练, 达到预定的误差范围后, 将权值记忆, 完成权值预调整; 然后可以进入自动辨识阶段。

在 BP 算法中, 学习步长取 0.5, 惯性项校正系数取 0.2。用 C 语言编制了 BP 算法的烧结混合料水分控制程序, 程序中皮带秤的值 w_1 和返矿秤的值 w_2 是随机改变的。这时 BP 神经网络的训练过程就是自动参数辨识的过程, 即将系统输出与设定的目标值的均方误差反传, 对 BP 网络进行训练, 神经网络的输出就是辨识参数 M_0 和 W_t , 将得到的辨识参数输入前馈加水流量模型, 此时计算出的 F 便是烧结混合料需要的水分值。烧结混合料水分控制仿真的误差曲线如图 3 所示, 其中横坐标表示训练的次数, 纵坐标表示训练时的归一化误差。

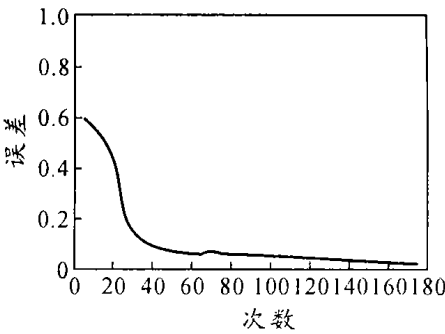


图 3 烧结混合料水分控制训练误差曲线

5 结束语

本文提出的在烧结混合料水分控制中采用神经网络进行参数辨识的方法, 克服了系统中存在的不确定性干扰的影响, 提高了系统的自适应能力。通过理论分析和仿真可以看出本文提出的神经网络控制烧结混合料水分的方案, 不仅能够解决烧结中水分控制的问题, 而且还为其他的水分控制提供了一种方法。若将此控制应用到生产实践中, 不仅可以提高劳动生产率, 还可以降低劳动强度, 具有实际应用价值。

参考文献:

[1] 方景林, 王 燕, 张国德. 烧结混合料水分测量方法的研究[J]. 传感器技术, 2000, 19(1): 36—38.
[2] 吴为民. 烧结混合料水分检测及智能控制系统[J]. 烧结球团, 1997, 22(4): 38—40.
[3] 裴 珍, 朴承龙, 金 伟, 等. 烧结混合料水分检测及智能控制系统[J]. 东北大学学报, 1998, 19(3): 290—292.
[4] 金 伟. 复合式粉体水分仪及烧结混合料水分智能控制[D]. 沈阳: 东北大学, 1995.
[5] 何玉彬, 李新忠. 神经网络控制技术及其应用[M]. 北京: 科学出版社, 2000. 20—22.
[6] 徐丽娜. 神经网络控制[M]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学出版社, 1999. 12—15.