

文章编号:1000-582X(2002)06-0085-03

基于BP神经网络的高炉焦比预测方法

范志刚, 邱贵宝, 贾娟鱼, 白晨光

(重庆大学材料科学与工程学院, 重庆 400044)

摘要:焦比是高炉生产过程中的一个重要技术经济指标,也是实际生产中需要进行控制的目标之一。因为高炉反应的复杂性,采用传统的经验方法对焦比进行预测存在较大的误差。文章采用一个9-9-1改进的BP网络对高炉焦比进行预报,实验结果证明,经过训练的神经网络对高炉焦比有良好的预测效果,其预测误差小于2%。并根据生产实际探讨了将神经网络和专家系统相结合,对高炉焦比进行在线预报的可能性。

关键词:人工神经网络;焦比;预测

中图分类号:TF526

文献标识码:A

焦比是高炉生产过程中最重要的技术经济指标之一,是高炉生产效率和能量消耗的集中体现。在实际生产过程中,焦比的预测主要是依靠现场操作人员的经验和一些数学或经验的模型来实现。但是,影响高炉焦比的因素不但涉及高炉的各个方面,而且他们之间的关系也不是单纯的线性关系,这就造成了基于经验或者是数学模型预测的不确定性,其内在规律难以掌握,理论性不强,所以通常都达不到预期的效果。为了提高高炉焦比的预测精度,可以采用人工神经网络的方法。

1 BP网络^[1]

误差反向传播网络(Error back propagation networks,简称BP网络)是一个多层前馈型神经网络,这种网络在输入层和输出层之间至少有一个隐含层,每一个神经元接点都与其后一层的接点相连接,但是没有后层接点向前层接点的反馈连接。BP网络具有结构简单,可靠性强的优点,能够满足工业应用的需要,而且有关此网络的机理和算法的研究都很丰富,是目前认识得最成功,应用得最广泛的神经网络。其结构如图1所示:

2 BP算法的改进研究

传统BP算法的学习速度较慢,在实验初期所采用的BP网络,其收敛效果和收敛速度都不太理想,所以在实际运用中根据需要进行了改进。主要的改进方向是如何提高训练速度,这可以通过改变目标函数、修

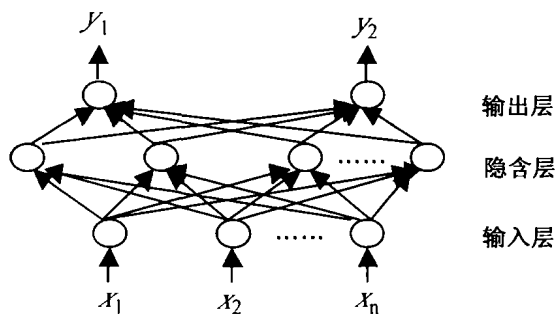


图1 具有一个隐含层的BP神经网络示意图

改作用函数、改变搜索方向和步长、改进训练策略等来实现。研究中所采用的是添加惯性项和动态改变步长的方法。

2.1 添加惯性项^[2]

当BP网络由一个训练样本换成另一个训练样本做输入时,一开始误差可能较大,易引起权重系数的过调,从而加长调整时间,因此可以引入一个惯性项来减少过调量,即:

$$w_{ij}(k+1) = W_{ij}(k) + \mu \delta_{ij} x_k + \alpha [w_{ij}(k) - w_{ij}(k-1)] \quad (1)$$

其中, α 为加权因子,为学习步长,取 $0 < \alpha, \mu < 1$ 。

2.2 动态调整步长^[3]

如果BP网络学习的步长选择足够小,就可以使网络的总误差函数达到最小值。但是,太小的学习步长会使得网络的学习速度过慢;若学习步长较大,则权值更新较大,虽有可能加快收敛速度,但是,步长选择过大,

• 收稿日期:2002-02-29

作者简介:范志刚(1976-),男,四川射洪人,重庆大学硕士研究生。主要从事冶金新技术与计算机应用方向研究。

可能造成算法的不稳定。为了克服这个问题,可以动态改变学习率,在不同情况下采用相应的学习率。如在误差曲面较为平缓的区域使用较大的学习率并添加惯性项;而在误差曲面陡峭的区域内改变神经元的非线性函数或选用不同的输出误差测量方法。因此,可采用以下的权值修正公式^[4]:

$$w_{ij}(k+1) = W_{ij}(k) + \Delta W_{ij}(k) \quad (2)$$

$$\Delta W_{ij}(k) = -\eta \frac{\partial_j |w_{ij}|}{\partial |w_{ij}|} + \alpha \Delta W_{ij}(k-1) \quad (3)$$

$$\Delta j = j(k) - j(k-1) \quad (4)$$

当 $\Delta j < 0$ 时, $\eta(k+1) = \eta(k)\varphi$, $\alpha = \alpha'$, $\varphi > 1$;

当 $\Delta j > 0$ 时, $\eta(k+1) = \eta(k)\beta$, $\alpha = 0$, $\beta < 1$ 。

3 高炉焦比预测人工神经网络的建立

因高炉内的反应是一个高温高压下固、液、气 3 相共存且存在大量反应物与产物的复杂的非线性过程;另外高炉焦比的影响因素涉及到了高炉反应的方方面面,不同原料条件和操作条件的高炉(如:有无富氧,有无喷煤),其焦比影响参数的选择肯定不同。

3.1 高炉焦比影响因素的确定

课题是针对重钢 5 号高炉进行的焦比预测神经网络设计,因其操作的特殊性,其焦比预测参数的选择可从以下 3 方面入手:

1) 从高炉的输入着手可选择: 烧结矿消耗率, kg/t; 混合矿消耗率, kg/t。

2) 从高炉的能量着手可选择: 风温, °C; 炉顶煤气压力, kPa; 炉顶煤气温度, °C; 鼓风湿度。

3) 从高炉的产出着手可选择: 铁水硅含量, %; 生铁理论产量, kg/a; 炉渣碱度。

因此,在本项研究中,影响高炉焦比的因素可确定为以上 9 个参数。根据上述 9 个因素,就可以初步建立一个神经网络模型,即焦比预测神经网络模型是一个 9-?-1 的模型,其中,输入即为 9 个焦比影响因素,输出即为重钢 5 号高炉的焦比预测值。

3.2 建立用于神经网络训练的数据库^[5]

在对数据库进行建库时,因考虑到高炉操作数据的准确性及稳定性,我们选择了重钢 5 号高炉 2000 年 5 月 1 日至 2000 年 5 月 30 日的生产数据,以 9 个参数的日平均操作参数进行建模。

因考虑到 BP 网络对输入数据要求为 0~1 之间的数据,所以在建立数据库之初,要对所选择的各项操作参数进行归一化处理,其归一化方法如下:

$$y_1 = \frac{x_1 - a}{b - a}$$

其中: $x_1 \in [a, b]$, y_1 为归一化结果。

通过上述归一化处理之后,操作数据即可用于神经网络的训练。

3.3 神经网络的训练和隐含层神经元数目的确定^[6-7]

一个设计好的神经网络要进行学习,就首先要对其进行训练。对神经网络进行训练的过程实际上是一个函数逼近过程(见图 2),也就是对神经网络内部的神经元之间相互作用的权值不断进行修改的过程。当神经网络训练完毕之后,对应神经元之间的权值就被记忆下来,在以后的实际预测过程中,一旦对该神经网络给以相应的输入,则神经网络就会按照这些函数关系进行运算,并得出结果。

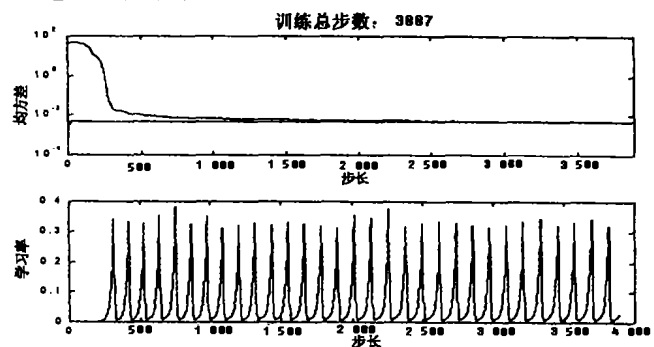


图 2 采用 MATLAB 所绘制的神经网络训练函数逼近图

隐含层神经元数目的选择可以将输入层和输出层的神经元数目固定,改变其隐含层神经元的数目,然后用数据库中的数据来对其进行训练,在这一系列神经网络中对数据有最佳学习效果和最好预测效果的神经网络即是我们所需要的神经网络。在此过程中隐含层神经元数的变化范围一般在 $n/2 + 1$ 和 $2n + 1$ 之间,其中 n 为输入神经元个数。

本实验中对神经网络进行训练的数据是采用数据库中的 30 组数据(即重钢 5 号高炉在 2000 年 5 月 1 日至 2000 年 5 月 30 日的操作数据),最后经训练所选择的是一个 9-9-1 的 BP 神经网络。

4 神经网络预测结果和分析

对于实验中选用的 9-9-1 的神经网络模型,在训练成功后将其用于重钢 5 号高炉焦比的离线预测,其预测效果可见表 1 和图 3:

表 1 采用归一化数据的神经网络高炉焦比预测结果($\times 1000$)

	5月31日	6月1日	6月2日	6月3日	6月4日
预测焦比 /kg	0.658 5	0.664 0	0.663 0	0.657 0	0.669 5
实际焦比 /kg	0.665 7	0.677 7	0.652 5	0.669 7	0.659 6
误差 /%	1.09	2.06	1.58	1.93	1.48

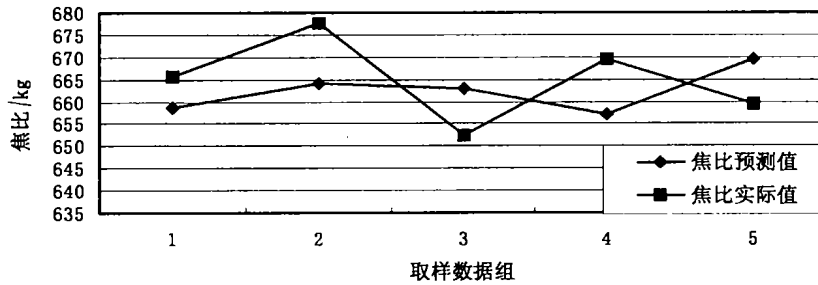


图 3 预测焦比和实际焦比的误差拟合曲线

从以上预测结果可见,焦比预测值和实际值焦比之间的误差小于 2%,其预测效果比较理想。为进一步减小预测误差,提高实时预测的准确度,在今后对该神经网络的改进过程中,可从以下几个方面入手:

1) 将参数取样时间减小,最好能在一个冶炼周期内进行 4 至 8 次取样,以便于操作者能实时的参照焦比预测结果对操作进行及时调整;

2) 在数据库中添加更长时间的数据,以使神经网络能够更加充分的学习到高炉焦比和其各个影响因素之间所隐含的关系;

3) 在数据库规模加大的基础上,要对数据进行筛选,尽量祛除噪音,避免神经网络对高炉不稳定操作的错误学习;

4) 对数据库的归一化方法进行改进,尽量减少由于归一化而造成的数据之间相互作用关系的丢失。

以上几种情况都有可能造成神经网络对高炉焦比预测数据之间关系的不准确学习,特别是当高炉操作改变时,其数据间的关系亦跟着改变,用原有的网络对其进行预测,其相对误差肯定会增大。此时,只有对神经网络采用新的数据再次进行训练,使其对新的情况进行学习后,才能进行正确的预测。

5 结束语

由以上的研究可知,使用人工神经网络来对焦比进行预测是完全可行的。但是纵观神经网络在冶金工业中大量的应用实例可以知道,对于复杂的冶金生产过程有着良好的预报控制效果的神经网络系统通常都不是单纯神经网络,而是与其他各种模型结合起来的复合神经网络系统(如:焦比经验公式等)。在今后对该问题的研究中,要提高焦比预测模型的预测准确度,模型的复合化是必由之路^[7]。

在对模型进行复合化时,首先应将焦比数学模型与神经网络模型相结合。把焦比数学模型用于对高炉焦比的初步预测,而将神经网络用于对高炉焦比的变化值进行预测,然后对 2 种预测结果进行综合,即可得

到更加准确的高炉焦比预测值。

其次,是在该复合模型中引入专家系统。专家系统的作用是把焦比预测结果进行综合分析,从而对高炉操作的异常状态作出指示,并对高炉操作提出建议。专家系统的建立是通过高炉操作手册运用模糊技术和规则生成法(if then 法则,如:操作 X 被观测到,那么建议采用 Y 操作来抑制或增强 X 的作用效果)建立的一个专家知识库。将专家系统与上面的神经网络模型相结合,先用神经网络对高炉焦比进行预测,然后将焦比结合高炉操作参数的变化进行分析,找出焦比变化的原因,提出优化的节焦操作,从而达到在高炉生产中降低焦比,节能降耗的目的。

由上述分析可知,在高炉炼铁中采用人工神经网络对焦比进行预测是有巨大潜力的。通过在高炉生产过程中采用人工神经网络,复杂的焦比预报控制过程可被简化,其精确的预测效果、强大的学习能力及可靠的预测功能正是高炉生产过程实现节能降耗、提高产量、增强竞争力的一种有效手段。

参考文献:

- [1] 胡守仁,余少波,戴葵.神经网络导论[M].长沙:国防科技大学出版社,1999.
- [2] 沈清,胡德文,时春.神经网络应用技术[M].长沙:国防科技大学出版社,1998.
- [3] 王秀梅,王国栋,刘相华.人工神经网络和数学模型在热连轧机组轧制力预报中的综合应用[J].钢铁,1999,(3): 37-39.
- [4] 黄天佑,于震宗,陈全芳,等.铸造工业的计算机专家系统[J].铸造,1989,150(8):27-30.
- [5] 楼顺天,余卫.MATLAB 程序设计语言[M].西安:西安电子科技大学出版社,2000.
- [6] 楼顺天,施阳.基于 MATLAB 的系统分析与设计-神经网络[M].西安:西安电子科技大学出版社,1999.
- [7] BRUNNBAUER G, RUMMER B, NOGRATNIC H. The fully automatic blast furnace - only a vision, 60th ironmaking conference proceeding[J]. Iron and Steel Society, 2001, 677-688.

(下转第 91 页)

制问题。

4 结论

1) 冶炼的高硅硅锰合金、铝锰硅合金, 各项成分达到国家标准;

2) 冶炼高硅硅锰合金, 少加或不加 CaO, 同时配入一定量的硅石, 可以提高合金中的硅含量;

3) 冶炼高硅硅锰合金时, 碱度的提高可增加氧化锰的还原, 但降低二氧化硅的还原, 所以冶炼高硅硅锰合金时, 碱度控制在 0.6~0.8 的范围内比较合适。

参考文献:

[1] 郭鸿发. 试论我国铁合金产品结构的改进[J]. 铁合金,

1983, (1): 11.

[2] 郭鸿发, 钱启英. 中国电炉锰合金的现状与发展策略[J]. 铁合金, 1997, (4): 13-15.

[3] 舒莉. 硅锰合金生产中磷、碳含量的控制[J]. 铁合金, 1995, (1): 1-3.

[4] 舒莉, 戴维. 硅锰合金含硫量的控制[J]. 铁合金, 1994, (4): 7-11.

[5] 3. A. СИМОНОВИЧ. 为提高锰合金回收率硅锰合金炉渣物理化学性质的最佳化[J]. 铁合金, 1987, (6): 51-52.

[6] 舒莉. 锰硅合金炉渣中碱性氧化物[J]. 铁合金, 1997, (4): 1-8.

[7] ERIK SVANA. 锰硅冶炼[J]. 铁合金, 1986, (6): 35-40.

[8] 孙社成, 隆进, 严志龙. 锰硅合金冶炼采用高 Al₂O₃ 炉渣的研究[J]. 铁合金, 1992, (5): 8-10.

Smelting AlMnSi alloy by Using High - bearing Manganese Slag

ZHU Zi-zong¹, BU Hong-qj², CHEN Xiao-dong¹, ZHANG Guo-rui¹

(1. College of Material Science and Engineering, Chongqing University, Chongqing 40044, China;

2. Nanjing Iron and Steel Group, Jiangsu Nanjing 210035, China)

Abstract: First smelting MnSi alloy by using high - bearing manganese slag of BF by electric smelting process in a 25 kVA arc furnace in lab has been introduced. In order to increase the content of manganese and silicon in MnSi alloy, a little amount of MgO is added into the slag and the lower alkalinity has been adapted. Then smelting AlMnSi alloy using MnSi alloy containing high silicon that obtained by experiments and waste Al with an induction furnace has been studied. The controlling of temperature is the key in smelting process. The high quality AlMnSi alloy has been obtained successfully, Which can be extensively used for the compound oxygen removal agent for making steel and the metal alloy additive.

Key words: high-bearing manganese slag; smelting; silicon - manganese alloy; AlMnSi alloy

(责任编辑 陈移峰)

(上接第 87 页)

Method to Predict the Coke Rate Based on BP Neural Network

FAN Zhi-gang, QIU Gui-bao, JIA Juan-yu, BAI Chen-guang

(College of Materials Science and Engineering, Chongqing University, Chongqing, 400044, China)

Abstract: Coke rate is a very important technique index in the processing of metallurgical, and it is also an important goal that should be reached and controlled in practice. The blast furnace is a countercurrent heat and mass exchange reactor involving the solid, liquid and gaseous phases. Using computer encoded mathematical and statistical methods can not get the precise result. An improved 9-9-1 BP (Back propagation) neural network was trained and used in the prediction of the coke rate. The result indicates that the BP nets can predict coke rate accurately and the error between prediction and real coke rate less than 2%. And the use of a hybrid model in actual on-line intelligence control was also discussed.

Key words: coke rate; back propagation networks; prediction

(责任编辑 陈移峰)