

文章编号: 1000-8152(2002)01-0149-03

炼铜转炉吹炼终点的神经网络和自适应残差补偿* 组合预报模型

彭小奇 胡志坤 梅 焱 胡 军 姚俊峰

(中南大学应用物理与热能工程系·长沙, 410083)

摘要: 提出了基于改进的 BP 神经网络学习算法和自适应残差补偿算法的炼铜转炉吹炼终点组合预报模型. 利用某厂实际生产数据进行仿真运行的结果表明, 本文建立的模型具有较高的预报精度和较强的实用性, 可用于指导生产实践.

关键词: 转炉; 铜钼吹炼; 神经网络; 终点预报

文献标识码: A

Converting Furnace Endpoint Prediction Model Based on Neural Network and Adaptive Error Compensation

PENG Xiaoqi, HU Zhikun, MEI Chi, HU Jun and YAO Junfeng

(Department of Applied Physics and Heat Engineering, Central South University, Changsha, 410083, P.R. China)

Abstract: It is the first time that a converting furnace endpoint prediction model based on an improved BP neural network and error compensation of linear regression. By simulating test, it is proved that the model possesses higher precision and practicability.

Key words: converting furnace; matte converting; neural network; endpoint prediction

1 引言 (Introduction)

转炉吹炼的目的是通过铜钼和空气中的氧气进行剧烈的自热反应, 将 Cu_2S 氧化成金属铜. 铜钼吹炼通常分为造渣期和造铜期两个阶段, 造渣期的主要目标是除去铜钼中的铁, 生成主要含 Cu_2S 的白钼; 造铜期的主要目标是除去钼中的硫, 生成含铜 98% 以上的粗铜并使贵金属元素富集. 欠吹会增加后续工序的处理难度, 过吹会使铜钼过多地氧化成 Cu_2O ; 因此吹炼过程中两个阶段终点控制的准确性直接影响粗铜的生产质量. 在实际生产中, 吹炼终点的判断大多依据操作人员的经验. 曾有学者从反应机理出发^[1], 通过建立吹炼过程的热力学模型来进行转炉过程仿真和终点预报, 取得一定效果, 但由于许多热力学参数不能确定和生产现场操作参数变化的随机性, 所以其实际应用存在很大的局限.

本文将改进的 BP 神经网络学习算法和自适应残差补偿算法相结合, 建立了炼铜转炉吹炼终点的组合预报模型, 通过判定铜钼中的含铜量来预报吹炼终点. 利用实际生产数据进行仿真运行的结果表

明, 本文建立的模型具有较高的预报命中率和较强的实用性, 可用于指导生产实践.

2 组合预报模型 (Combinatorial prediction model)

2.1 神经网络预报模型 (Neural network prediction model)

BP (back propagation) 神经网络是应用最广泛的一种人工神经网络模型, 结构简单且易于编程处理, 具有较强的非线性处理能力^[2]. 本文所建模型采用含输入层、隐含层和输出层的三层网络, 其结构如图 1 所示. 其中, x_i ($i = 1, 2, \dots, I$) 为网络输入层单元, h_j ($j = 1, 2, \dots, J$) 为网络隐含层单元, y_k ($k = 1, 2, \dots, K$) 为网络输出层单元; I, J, K 分别为网络输入层、隐含层和输出层的单元数, w_{sq} ($sq = ji$ 或 kj) 为连接权值.

设有 Q 个样本, x_i^q, t_k^q ($q = 1, 2, \dots, Q$) 为样本的输入、输出, h_j^q 为隐含层的输出, 采用带惯性因子的权重学习算法对网络进行训练, 训练算法见参考文献 [3, 4].

* 基金项目: 湖南省自然科学基金 (01JJY2110) 和湖南省教育厅高校科研项目基金资助项目.

收稿日期: 1999-12-27; 收修改稿日期: 2000-06-19.

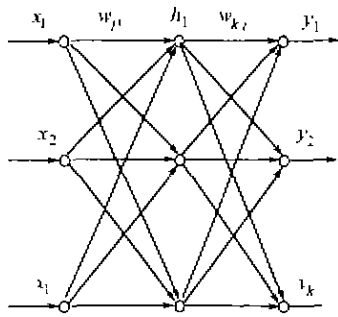


图1 转炉吹炼终点神经网络预报模型

Fig 1 The NN-based prediction model of copper-matte converting endpoint

因吹炼的开始和结束以送风的开始和结束为标志,所以把铜钼吹炼所需氧量作为预报目标,以铜钼中的含铜量作为判定终点的标准.影响吹炼所需氧量的因素很多,主要有铜钼中各元素和熔剂的质量及各种冷料的成分和质量.由于生产现场很难确定冷料的成分,因此依据经验将冷料分为含铜高和含铜低的两种.考虑到生产现场无法测定铜钼中氧的含量,因此选择铜钼中的Cu, S, Fe元素的质量、铜钼和熔剂中所含 SiO_2 的总量以及含铜高的冷料和含铜低的冷料质量为模型的输入量,记为 $X = [x_i, i = 1, 2, \dots, 6]$;选择铜钼吹炼所需氧量为输出量,记为 Y .为使运算简便,对输入和输出变量进行归一化处理.

隐含层通过输入层与隐含层之间连接权值的“自组织化”对输入模式进行特征抽取,并将抽取的特征传递给输出层.通常,隐含层单元数越多越好,但太多会导致网络冗余,而且容易振荡.经验表明,隐含层单元数一般应为输入变量数的3到4倍.本文对隐含层取21个单元,采用新息等维模型,选取最新的25炉数据作为训练样本集,预测其后4炉的吹炼终点,然后再将这4炉新的实际数据补充进来,去掉最早的4炉数据,对神经网络进行训练,使模型具有自学习和自适应性.

2.2 自适应残差补偿算法(Adaptive error compensation algorithm)

由于神经网络模型只考虑了影响吹炼所需氧量的主要因素,所以必须对网络模型输出的残差进行补偿.本文采用多元线性回归法建立残差与各影响因素间关系的模型,以此对网络模型给出的预测值进行残差补偿,为此令:

$$y(k) = y_{\text{预测}}(k) + \Delta y(k) \quad (k = 1, 2, \dots, Q). \quad (1)$$

其中 Q 为建模用样本数量, $y(k)$ ($k = 1, 2, \dots, Q$)

为实际吹炼用氧量, $y_{\text{预测}}(k)$ ($k = 1, 2, \dots, Q$)为神经网络模型给出的预测值, $\Delta y(k)$ ($k = 1, 2, \dots, Q$)为实际吹炼用氧量与神经网络给出的预测值之差.令 $x_i(k)$ ($k = 1, 2, \dots, Q$)为神经网络的输入变量,则残差补偿模型为:

$$\Delta Y = XA. \quad (2)$$

其中:

$$\Delta Y = [\Delta y(1), \Delta y(2), \dots, \Delta y(Q)]^T,$$

$$X = [X_0, X_1, X_2, \dots, X_Q]^T, X_0 = [1, 1, \dots, 1]^T,$$

$$X_i = [x_i(1), x_i(2), \dots, x_i(Q)]^T (i = 1, 2, \dots, Q),$$

$$A = [a_0, a_1, a_2, \dots, a_Q]^T.$$

A 为回归系数.应用最小二乘法可得:

$$A = (Y^T X)^{-1} X \Delta Y. \quad (3)$$

利用前 Q 次的输入变量和残差来预测第 $Q+1$ 次的残差 $\Delta y(Q+1)$ 后,可得预测的氧量:

$$\bar{y}(Q+1) = y_{\text{预测}}(Q+1) + \Delta y(Q+1). \quad (4)$$

将实际的第 $Q+1$ 次残差信息和神经网络输入值加入样本集,构成新的样本并去掉第一个样本,然后按式(3)修改回归系数,从而实现自适应残差补偿.吹炼终点预测算法如下:

- 1) 对神经网络进行初始化;
- 2) 利用学习样本对神经网络进行训练;
- 3) 利用训练所得网络模型预测氧量;
- 4) 建立残差预测模型;
- 5) 预测吹炼终点;
- 6) 计算吹炼终点预测误差,返回第2步.

3 仿真结果(Simulation results)

以某厂29炉数据为样本进行仿真,以其中25炉数据做为训练样本,以最近4炉数据对模型进行检验,网络学习10000次,在PII/450PC机上训练,耗时约20分钟,仿真结果如图2所示.造渣期平均拟合误差为4.04%,平均预测误差1.04%;造铜期平均拟合误差为3.12%,平均预测误差3.31%;终点预测命中率达到75~80%,可见本文所建模型具有较高的预测精度.

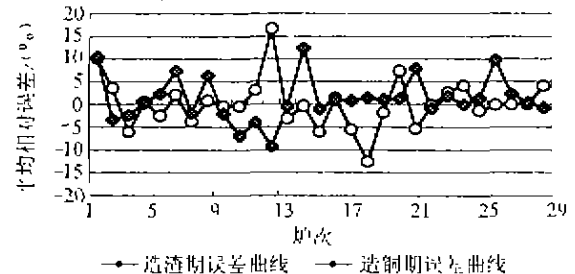


图2 转炉吹炼终点预测误差曲线

Fig 2 Prediction error curves of the converting furnace endpoint

4 结论(Conclusion)

本文将传统的预测方法与具有较强的非线性拟合和容错能力的神经网络模型相结合,避开了复杂的反应机理分析,对转炉吹炼终点进行预测.仿真试验表明,该模型具有较高的预测精度并能保证现场操作应用的实时性要求,具有很强的实用性和良好的应用前景.

参考文献(References)

- [1] Goto S. Equilibrium calculations between matte, slag and gaseous phases in copper smelting [A]. Copper Metallurgy-Practice and Theory [M]. London: Institute of Mining and Metallurgy, 1974, 23 - 34
- [2] Zhou Jicheng, Zhou Qingshan and Han Piaoyang. Artificial Neural Network - The Realization of the Sixth Era Computer [M]. Beijing: The Popular Science Publishing Company, 1993, 51 - 55 (in Chinese)
- [3] Zhang Lamin. Neural Network Models and Their Applications [M]. Shanghai: The Fudan University Publishing Company, 1994, 34 - 36

(in Chinese)

- [4] Yin shenmin, Lu Jiandong and Lei Mung. The research of learning algorithm for adaptive neural network [J]. Research and Development of Computer, 1994, 31(6): 24 - 29 (in Chinese)

本文作者简介

彭小奇 1962年生,教授,先后毕业于重庆大学自动化系,哈尔滨工业大学控制工程系,中南工业大学有色冶金系并获学士、硕士、博士学位,四次获国家级和省部级科技进步奖,公开发表论文 20 余篇,主要研究领域为智能控制与决策理论及其在冶金过程中的应用, Email: ty_j@lycos.com

胡志坤 1974年生,中南大学热能工程专业硕士研究生,主要研究领域为智能控制与决策理论及其在冶金过程中的应用.

梅 焱 1934年生,教授,博士生导师,1956年毕业于中南矿冶学院冶金系,多次获国家和省部级科技进步奖和国家科技发明奖,主要研究领域为冶金热工设备数学模拟和全息仿真,冶金炉窑优化控制.

胡 军 1972年生,中南大学热能工程专业博士研究生,主要研究领域为冶金热工设备数学模拟和全息仿真.

姚俊峰 1973年生,中南大学热能工程专业博士研究生,主要研究领域为冶金热工设备数学模拟和全息仿真.