

基于改进人工神经网络的 LF 钢水终点温度预报

陶子玉 姜茂发 刘承军
(东北大学材料与冶金学院, 沈阳 110004)

摘要 采用改进的人工神经网络算法, 开发了 40 t 钢包炉精炼时钢水终点温度预报模型。与传统 BP 网络算法相比较, 改进算法可提高预测速度和精度。生产现场实验表明, 传统 BP 神经网络算法, 钢水温度预测误差 ± 5 $^{\circ}\text{C}$ 的炉次仅为 77%, 用改进的 BP 神经网络算法, 其误差 ± 5 $^{\circ}\text{C}$ 的炉次为 90%。

关键词 LF 精炼 BP 神经网络 钢水温度 预测

Prediction of Molten Steel End Point Temperature in LF Based on Modified Artificial Neural Network

Tao Ziyu, Jiang Maofa and Liu Chengjun
(College of Materials and Metallurgy, Northeastern University, Shenyang 110004)

Abstract The prediction model of end point temperature of molten steel refining in a 40 t ladle furnace has been developed by a modified artificial neural network calculation method. Compared with traditional Back-Propagation (BP) network calculation method, the modified artificial calculation method can increase prediction efficiency and precision. The examination in production situ showed that using modified BP artificial neural network calculation method, the heats percentage with ± 5 $^{\circ}\text{C}$ error of prediction temperature of molten steel was 90%, while using traditional BP artificial neural network calculation method, that with ± 5 $^{\circ}\text{C}$ error of prediction temperature only 77%.

Material Index LF Refining, Back-Propagation Neural Network, Temperature of Molten Steel, Prediction

钢水温度调节是 LF 重要的控制任务之一, 能否精确控制 LF 精炼过程温度, 将直接影响钢的质量和连铸操作的顺利进行, 而 LF 钢水温度预测是控制的重要前提。目前, 国内大多数 LF 精炼过程温度

的控制基本依靠操作工的经验和。由于测温和取样的次数多, 因而调节时间长, 控制精度差, 不利于钢质量的稳定和成本的降低, 同时也影响后续连铸的多炉连浇和钢水温度的稳定^[1]。图 1 为 LF 精炼工艺流程。

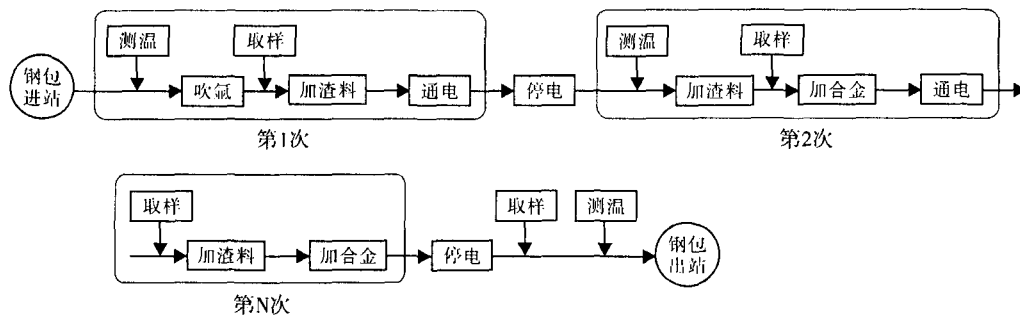


图 1 LF 精炼工艺流程图
Fig. 1 Flow sheet of LF refining process

本实验采用改进的人工神经网络算法, 以北台钢铁集团 40 t LF 为研究对象, 开发了 LF 精炼过程的温度预报模型。该模型可以缩短处理周期, 提高预测精度, 为实现 LF 终点温度的精确控制奠定了基础。该 LF 主要技术参数为: 额定处理量 40 t; 钢包直径 1 900 ~ 2 200 mm; 自由空间 > 200 mm; 变压

器容量 7 000 kVA, 升温速度 > 3.5 $^{\circ}\text{C}/\text{min}$, 精炼时间 20 ~ 28 min。

1 人工神经网络基本原理

人工神经网络 (ANN) 是基于对人脑组织结构、活动机制的初步认识, 提出的一种新型信息处理体

系,它是由大量的处理单元(人工神经元)互相连接而成的网络^[2]。人工神经元模型是生物神经元的模拟与抽象,相当于一个多输入单输出的非线性阈值器件(见图 2)。

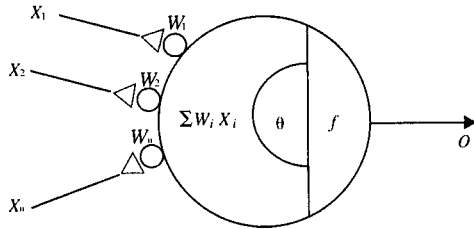


图 2 人工神经元模型
Fig. 2 Model of artificial nerve cell

图 2 中的 X_1, X_2, \dots, X_n 表示它的 n 个输入; W_1, W_2, \dots, W_n 表示与它相连的 n 个突触的连接强度,其值称为权值; $\sum W_i X_i$ 称为激活值,表示这个人工神经元的输入总和,对应于生物神经细胞的膜电位; O 表示这个人工神经元的输出; θ 表示这个人工神经元的阈值。如果输入信号的加权和超过 θ ,则人工神经元被激活。这样,人工神经网络可描述为:

$$O = f(\sum W_i X_i - \theta) \quad (1)$$

式中: $f(\sum W_i X_i - \theta)$ - 神经元输入-输出关系的激活函数。

2 BP 网络及算法

BP 网络由输入层、隐含层、输出层组成,输入层和输出层的单元数是由具体问题的输入层参数和输出层参数来确定的,而隐含层的单元数则由具体问题的复杂程度、误差下降情况等来确定。如果隐含层的作用函数采用连续函数(Sigmoid 函数),则网络输出可以逼近一个连续函数^[3]。

BP 网络间连接权在网络的学习中不断得到修正,使输入层与隐含层之间、隐含层与输出层之间的两组权所构成的网络能实现学习样本中输入参数与输出参数间特定映射关系,权的分布体现了各输入分量在输入矢量中所占特征强度的分布。

BP 网络学习的思路是:对网络权值(w_{ij}, T_{ii})的修正与阈值(θ)的修正,使误差函数(E)沿梯度方向下降。BP 网络 3 层节点表示为:输入节点 x_i 、隐含层节点 y_i 、输出节点 O_i 。输入节点与隐含层节点间的网络权值为 w_{ij} ,隐含层与输出层节点的网络权值为 T_{ii} 。当输出节点的期望输出为 t_i 时,BP 模型的计算公式为:

(1) 输出节点的输出 O_i 计算公式。

设输入节点的输入 x_j ,隐含层节点的输出:

$$y_i = f(\sum_j w_{ij} x_j - \theta_i) \quad (2)$$

输出节点输出:

$$O_i = f(\sum_j T_{ij} y_j - \theta_i) \quad (3)$$

(2) 输出层(隐含层节点到输出层节点间)的修正公式。

误差公式:

$$\delta_i = (t_i - O_i) \cdot O_i \cdot (1 - O_i) \quad (4)$$

权修正值:

$$T_{ii}(k+1) = T_{ii}(k) + \eta \delta_i y_i \quad (5)$$

阀修正值:

$$\theta_i(k+1) = \theta_i(k) + \eta' \delta'_i \quad (6)$$

式中: k - 迭代次数。

(3) 隐含层(输入层节点到隐含层节点间)的修正公式。

误差公式:

$$\delta_i = y_i(1 - y_i) \sum_j \delta_j T_{ji} \quad (7)$$

权修正值:

$$w_{ij}(k+1) = w_{ij}(k) + \eta' \delta'_i x_j \quad (8)$$

阀修正值:

$$\theta_i(k+1) = \theta_i(k) + \eta' \delta'_i \quad (9)$$

3 BP 算法的改进

BP 神经网络是神经网络中应用最广泛的算法,但是存在着一些缺陷:(1)学习收敛速度太慢;(2)不能保证收敛到全局最小点。下面介绍的方法可以对 BP 算法进行改进,对克服其固有的缺陷有较好的效果。

3.1 附加动量项

传统的 BP 算法采用梯度下降法,当误差曲面为窄长时,该算法在谷底的两壁跳来跳去,影响了网络的收敛速度且容易陷入局部极小^[4,5]。几十年来,众多研究者提出了许多改进方法,目的是为了加快训练速度,避免陷入局部极小值点。本文采用增加动量项方法^[6,7],它是使网络在修正连接权时,不仅考虑误差在梯度上的作用,而且考虑在误差曲面上的变化趋势的影响。利用附加的动量项可以起到平滑梯度方向的剧烈变化。

$$\Delta W_{ij}(t+1) = \eta \delta X_i + \alpha \Delta W_{ij}(t) \quad (10)$$

式中: X_i - 沿此权值连接传来的输入值; η - 学习速率; α - 动量因子, 其值一般在 0~1 之间。

可见, 一旦式中等号右边第一项变为 0, 权值依然有变化, 相当于动量项乘以原来的权值变化。也就是说, 这时权值矢量仍然继续沿上次改变的方向移动。这种情况下, 权值矢量就容易摆脱陷在局部误差最小的位置。

3.2 自适应修改学习率算法

在负梯度算法中, 学习率是一个固定的常数, 其值将直接影响到网络的训练性能。如果选择太大, 会降低网络稳定性; 如果选择过小, 则会导致过长的训练时间。如果学习率在训练过程中得到适当的变化, 就可以加快网络的训练速度, 而且确保网络稳定性。

该算法实现的途径是, 首先计算出网络输出误差, 然后在每次训练结束后, 利用此时的学习率计算出网络权值和阈值, 并且计算出此时的输出误差。如果输出误差与前一时刻输出误差的比值大于预先定义的参数, 则减小学习率, 反之, 增加学习率, 直到前后输出误差的比值小于预先定义的参数为止^[6,7]。

4 应用改进 BP 网络预测 LF 终点温度

影响 LF 钢水温度主要因素为加热功率、初始温度、钢包状态、合金加入量、渣料加入量、渣层厚度、氩气吹入量、精炼时间等。用神经网络对其进行温度预测时, 将它们作为 BP 网络的输入量, 即 BP 网络的输入层节点数为 8, 输出层节点数为 1(温度)。

训练网络选择适应性强的 3 层 BP 网络, 隐含层使用 S 型函数:

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (11)$$

输入层使用线性神经元。经过反复试验隐含层节点数选为 16。采用 MATLAB 中的神经网络工具箱进行仿真^[8]。因为所有收集的数据不是在一个数量级, 所以将收集的数据进行归一化处理, 在训练样本的处理上选择最大、最小型函数。训练函数选择 `traingdx` 函数, 它将自适应修改学习率的算法和动量项梯度下降算法有机地结合起来, 所以网络的训练速度更快。

取北台钢铁集团 40 t LF 2005 年 1~6 月 200 炉生产数据, 分成两组, 160 炉用来训练网络, 40 炉用来测试网络预测精度。结果表明, 采用改进的 BP 神经网络算法, 预测钢水温度与实测钢水温度误差

± 5 °C 的炉数为 90%。

5 结论

(1) 用改进的 BP 网络算法进行预测, 可以得到较好的预测结果。分别用传统 BP 算法与改进 BP 算法进行实验, 并做比较, 结果表明: 改进 BP 算法比传统 BP 算法性能好。用此算法对 LF 钢水温度预测的精度 (± 5 °C 的命中率 $\geq 90\%$) 要高于传统 BP 网络 (± 5 °C 的命中率为 77%)。

(2) 在 LF 冶炼过程中, 对钢水温度的影响因素比较多, 具有一定的非线性, 因此采用合理的神经网络对系统进行自我学习, 能够得到精确的预测。但是如果单纯使用 BP 算法, 要达到较高精度需要很长的收敛时间, 并且如果初值选择不当还很可能陷入局部极小值。本文用增加动量项和自适应修改学习率的方法改进 BP 算法, 再用这种改进的 BP 算法进行训练, 使网络的收敛速度加快且避免了局部极小值问题。训练结果表明, 此算法可以提高预测速度和精度, 钢水终点温度预测结果误差 ± 5 °C 的炉次 $\geq 90\%$ 。

(3) 经过 MATLAB 仿真实验, 得到了经过学习的优化权值、阈值等参数。在此基础上, 开发了用 C 语言编写的 LF 温度预报程序, 为在线进行 LF 温度预报奠定了基础。

国家自然科学基金资助项目 (50204005)

参考文献

- 1 武拥军, 姜周华, 姜茂发. LF 炉精炼过程钢水温度预报技术. 东北大学学报(自然科学版), 2002, 23(5): 247
- 2 王旭, 王宏, 王文辉. 人工神经网络原理与应用. 沈阳: 东北大学出版社, 2000
- 3 徐丽娜. 神经网络控制. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学出版社, 1999
- 4 Igel'nik B. The Ensemble Approach to Neural Networks Learning and Generalization. IEEE Trans on Neural Networks, 1999, 10(1): 19
- 5 Shen W X, Chan C C, Lo E W C, et al. A New Battery Available Capacity Indicator for Electric Vehicles Using Neural Network. Journal of Power Sources, 2002, 43(6): 817
- 6 Zhong Luo, Liu Lisheng, Zou Chengming, et al. The Application of Neural Network in Life Time Prediction of Concrete. Journal of Wuhan University of Technology, 2002, 17(1): 79
- 7 Rowley H A, Baluja S, Kanade T. Neural Network-Base Face Detection. IEEE Trans, Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1998, 20(1): 25
- 8 楼顺天, 施阳. 基于 MATLAB 的系统分析与设计——神经网络. 西安: 西安电子科技大学出版社, 2000

陶子玉(1959-), 男, 博士生, 教授级高级工程师, 从事现代炼钢工艺优化研究。

收稿日期: 2006-05-06