

改进训练方法的模糊神经网络模型预报转炉终点磷的研究和应用

刘冬梅 陈 斌 王淑阁 邹宗树 余艾冰

(东北大学材料与冶金学院, 沈阳 110004)

摘 要 根据 150 t 转炉的冶炼工艺和生产数据及转炉终点磷含量的影响因素, 并针对现有 BP 网络学习算法的不足, 基于 BP 算法提出一种改进网络训练算法, 建立了基于模糊神经网络的转炉终点磷含量的预报模型。结果表明, 改进后的模型预报转炉终点磷含量误差为 $\pm 0.002\%$ 的命中率达 68.69%, 预报误差 $\pm 0.004\%$ 的命中率达 95.96%, 磷含量的最大误差为 $\pm 0.006\%$ 。

关键词 转炉 模糊神经网络 终点磷 预报

Study and Application of Fuzzy Neural Network Model of Improved Training Method to Predict End Point Phosphorus

Liu Dongmei, Chen Bin, Wang Shuge, Zou Zongshu and Yu Aibing
(School of Materials and Metallurgy, Northeastern University, Shenyang 110004)

Abstract Back-propagation based improved training network algorithm was proposed and a prediction model for converter end point phosphorus based on fuzzy neural network has been established based on melting process and production data of an 150 t converter and analysis on influence factors on end point phosphorus, in accordance with the deficiencies of present back propagation algorithm. The results showed that percentage of hits of converter end point phosphorus content in steel with error $\pm 0.002\%$ was 68.69%, that with error $\pm 0.004\%$ was up to 95.96%, and the maximum error of end point phosphorus content was $\pm 0.006\%$

Material Index Converter, Fuzzy Neural Network, End Point Phosphorus, Prediction

终点控制是转炉吹炼后期的重要操作, 终点控制不准确, 将会延长冶炼时间、增加金属消耗和恶化钢的质量^[1]。对转炉进行优化脱磷控制, 对于降低成本、防止质量事故、减少渣量具有重要意义^[2]。

基于数据的模糊神经网络技术则是将模糊逻辑^[3]与神经网络结合起来, 取长补短, 具有强大的系统逼近能力, 它能够利用输入输出数据对过程进行有效的学习, 因而在解决非线性系统建模领域具有很好的应用前景^[4]。本研究以 150 t 转炉 1 年炼钢生产数据为建模样本, 采用基于改进的 BP 算法的模糊神经网络模型, 对转炉终点磷含量进行预报, 从而进一步提高命中率和提高网络的收敛速度。

1 模糊神经网络模型

1.1 模型的建立

常规的模糊系统和 T-S 模型对输入空间的分割都是线性的, 当输入空间是非线性分割时, 将造成规则数目的膨胀^[5]。本研究建立的网络学习型模糊神经网络模型避免了这种情况的出现, 图 1 为该网络模型的结构图。此模型可以利用神经网络来求得条件部输入变量的联合隶属函数, 结论部的函数也可用神经网络来表示。

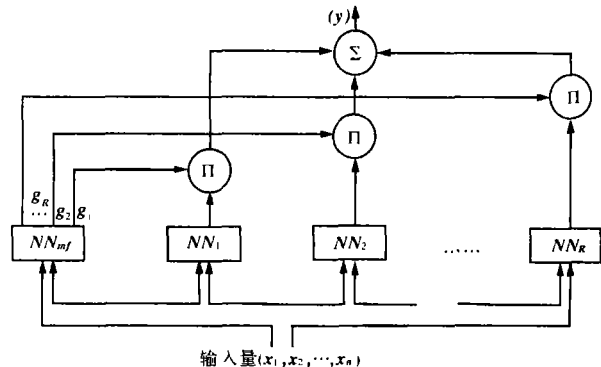


图 1 模糊神经网络的结构图

Fig. 1 Schematic of fuzzy neural network structure

该模型中, 共有 $R + 1$ 个神经网络, 均采用 BP 网络结构, 其中 $NN_1 \sim NN_R$ 分别用来表示 R 条规则的结论部分中的函数 $f_i(x)$ ($i = 1, 2, \dots, R$), NN_{mf} 则是给出每条规则对于输入 x 的适用度的网络。模型的输出由式(1)决定。

$$y = \sum_{j=1}^R \mu_j g_j \quad (1)$$

式中: y - 模型的总输出; μ_j - 网络 NN_j ($j = 1, 2, \dots, R$) 的输出; g_j - 网络 NN_{mf} ($j = 1, 2, \dots, R$) 的第 j ($j = 1, 2,$

..., R) 个输出。

R 值确定: 利用数据聚类法对训练样本进行聚类, 聚类后的每一组数据对应着一条模糊规则, 聚类得到的组数即为模糊规则的个数 R 。

输入层节点数确定: 对于 $R + 1$ 个神经网络, 它们的输入量都一样, 输入节点数等于输入量的个数。

$NN_1 \sim NN_R$ 的输出节点确定: 对于该 R 个神经网络, 其输出节点数为 1。

NN_{mf} 的输出节点确定: 因为 NN_{mf} 给出每条规则对于输入 x 的适用度, 所以输出节点数为 R 。

$NN_1 \sim NN_R$ 和 NN_{mf} 均采用单隐层 BP 网络结构, 网络的结构如图 2 所示。

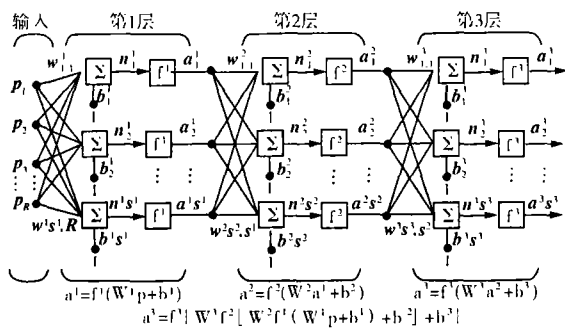


图 2 BP 网络结构图

Fig. 2 Schematic of back propagation network structure

1.2 传统的 BP 算法存在的问题

BP 网络并不十分完善, 其主要缺陷为^[6]: (1) 易形成局部极小而得不到全局最优; (2) 训练次数多使得学习效率低, 收敛速度慢, 即使一个比较简单的问题, 也需要几百次甚至上千次的学习才能收敛; (3) 训练时学习新样本有遗忘旧样本的趋势。

1.3 对 BP 算法的改进

改进计算方法较多^[7-10]。本文采用改进方案为:

(1) 随机赋初值。BP 算法的数学基础是梯度下降法, 从理论上讲, 其训练是沿着误差曲面的斜面向下逼近的。对于一个复杂的网络来说, 其误差曲面是一个高维空间的曲面, 它是非常复杂不规则的, 其中分布着许多局部极小点。图 3 显示出了全局最小和局部极小之间的关系。在网络的训练过程中, 一旦陷入了这样的局部极小点, 以目前的算法是很难逃离出来的。在这种情况下, 逃离的方法之一就是严密监视训练过程, 一旦发现网络在还未达到精度要求而其训练难以取得进展时, 就应该终止训练, 重新修改权值和阈值, 再进行训练。所以, 应该为网络的权值和阈值随机赋初值。这样, 每一次训练网

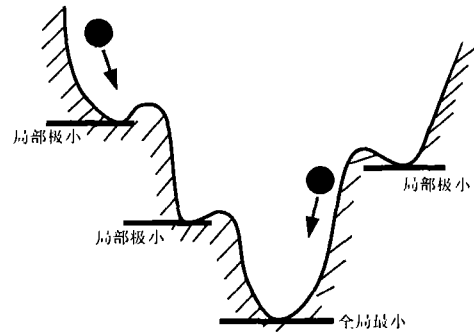


图 3 全局最小和局部极小之间的关系图

Fig. 3 Schematic of relation between global minimum and local minimum

络, 在误差曲面中所选的初始点不同, 开始下降的位置也就不同, 使得网络有可能避开该局部极小点。

(2) 加动量项。训练中学习步长的选择很重要, 步长大收敛快, 但过大则可能引起不稳定; 步长小避免不稳定, 但收敛速度就慢了。解决这一矛盾的方法之一就是“加动量项”, 这种方法不但具有更快的收敛速度, 而且引入了一个动量项, 有效地避免了局部最小问题在网络训练中的出现。它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。所以有

$$w_{jh}^{k+1} = w_{jh}^k + \alpha_2 \Delta w_{jh}^{k-1} + \eta_2 \delta_j^k \gamma_h^k \quad (2)$$

$$w_{hi}^{k+1} = w_{hi}^k + \alpha_1 \Delta w_{hi}^{k-1} + \eta_1 \delta_h^k x_i^k \quad (3)$$

式中: i, h, j - 分别标记输入层、隐层和输出层的参数; w_{jh}^k, w_{hi}^k - 当前的权值; $w_{jh}^{k+1}, w_{hi}^{k+1}$ - 调整后的权值; γ_h^k, x_i^k - 分别为当前网络隐层输出和网络的输入; δ_j^k, δ_h^k - 梯度下降法求得的负梯度方向变化量; $\Delta w_{jh}^{k-1}, \Delta w_{hi}^{k-1}$ - 前一时刻的权值调整量; η_1, η_2 - 学习步长; α_1, α_2 - 称为动量项系数, 一般有 $\alpha_1, \alpha_2 \in (0, 1)$ 。

动量项反映了以前积累的调整经验, 对于 t 时刻的调整起阻尼作用, 当误差曲面出现骤然起伏时, 可以减小振荡趋势, 提高训练速度。一旦式中等号右边第 1 项变为零, 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) 自适应修改学习率。在负梯度算法中, 学习率是一个固定的常数, 而且它的值将直接影响到网络的训练性能。如果学习率在训练的过程中得到适当的变化, 又使得它的值不会过大, 就可以加快网络的训练速度, 而且确保网络的稳定性。

首先计算出网络的输出误差,再由每次训练的学习率计算出网络的权值和阈值,并算出此时网络输出误差。如输出误差与前一刻的输出误差的比值大于预先定义参数,就减小学习率,反之则增加学习率。反复进行,直到前后输出误差的比值小于参数为止。

2 仿真与结果分析

以150 t转炉生产的BG235B钢种的冶炼终点磷含量的预报为例,测试上述网络和训练方法的有效性。采用该钢种的部分生产数据,分别用1 898组和99组数据进行网络的训练和检测。

2.1 网络的建立和具体结构

对神经网络的输入变量(即输入层结点数)进行了初步的筛选,(1)变量不应含有过多的零值;(2)一般情况下,标准偏差越大的变量作用越大,标准偏差接近零的变量应剔除。根据理论分析和回归分析,选择铁水硅含量、铁水磷含量、石灰加入量、铁水温度、供氧时间等5个输入结点。

对所采集的数据进行预处理,再根据现场工艺和数据样本的实际情况对数据进行筛选,判断数据是否正确,不合要求的数据将被剔除掉。

在聚类和网络训练前需要对所有数据按式(4)进行归一化处理:

$$x_i = (x'_i - x'_{\min}) / (x'_{\max} - x'_{\min}) \quad (4)$$

式中: $i = 1, 2, \dots, m$,对应输入变量; x'_{\max} -数据的最大值; x'_{\min} -数据的最小值。

模型中采用减法聚类^[11],充分利用数据本身特性自动将训练样本聚为4类,对应4条模糊规则。

图1中 $NN_1 \sim NN_R$ 的输出节点数均为1; NN_{mf} 的输出节点数为4; $NN_1 \sim NN_R$ 和 NN_{mf} 均采用图2所示的BP网络结构,模型中各网络的隐含层节点

数^[12]分别为5,5,5,5,7。

2.2 结果分析

采用相同训练样本集和检测样本集,训练算法改进前后的模型预报结果如表1所示,命中率(1)和(2)分别表示算法改进前后检测样本的命中率。

表1 终点磷含量预测结果/%
Table 1 Predicted results of end-point [P] / %

序号	误差范围	命中率(1)	命中率(2)
1	±0.000 1	3.03	5.05
2	±0.000 5	18.18	21.21
3	±0.001	38.38	42.42
4	±0.002	60.61	68.69
5	±0.003	81.82	83.84
6	±0.004	91.92	95.96
7	±0.006	95.96	100.00
8	±0.008	100.00	100.00

从表1中可以看出,改进后模型在各个误差范围内的命中率均有了明显的提高,且最大误差的范围有所减小,表明该改进方法对模型训练很有效。

在0.004%~0.015%的终点磷范围内,用检测样本进行检测的平均误差为±0.001 5%。预报误差为±0.002%的炉数占总数的68.69%,预报误差为±0.004%的炉数可达95.96%,最大误差为±0.006%,而改进前的最大误差达到±0.008%。

3 结论

(1)基于网络学习型模糊神经网络模型具有较高的预报精度,将其作为预报转炉冶炼终点磷含量的静态预报模型是可行的。

(2)利用该模型预报终点磷含量,误差在±0.002%以内的命中率可达68.69%;预报误差±0.004%的炉数可达95.96%。最大误差±0.006%。

参考文献

- 戴云阁,李文秀,龙腾春.现代转炉炼钢.沈阳:东北大学出版社,1998
- 原隆康.转炉终点动态磷控制技术开发.世界钢铁,2000(2):53
- Zadeh L A. Fuzzy Sets. Information and Control. 1965,8:338
- 赵振宇.模糊理论与神经网络的基础与应用.北京:清华大学出版社,1996
- Takagi T, Sugeno M. Fuzzy Identification of Systems and its Application to Modeling and Control. IEEE Transaction on Systems, Man, and Cybernetics, 1985, 15: 116
- Martin T H, Howard B D, Mark H B. 神经网络设计.北京:机械工业出版社,2002
- 王耀南.计算智能信息处理技术及其在应用.长沙:湖南大学出版社,1999
- 周明,孙树栋.遗传算法原理及应用.北京:国防工业出版社,1999
- Jin L, Gupta M M. Stable Dynamic Back Propagation Learning in Recurrent Neural Networks. IEEE Transactions on Neural Networks, 1999, 10(6): 1321
- Yi S, Wah B W. Global Optimization for NN Training. IEEE Computer, 1996(3): 45
- 杨晓波,黄秀宝.利用减法聚类的自适应模糊神经网络客观评定织物起皱等级.计算机应用与软件,2004,21(2):74
- 刘增良.模糊技术与神经网络技术选编(4).北京:北京航空航天大学出版社,1999

刘冬梅(1978-),女,东北大学博士研究生,2003年东北大学毕业,人工智能控制在钢铁冶金中的应用。

收稿日期:2006-08-26