

基于遗传算法优化 BP 神经网络的高炉喷煤优化

崔桂梅¹, 高翠玲¹, 侯佳¹, 陈智辉¹, 马祥²

(1. 内蒙古科技大学 信息工程学院, 内蒙古 包头 014010; 2. 内蒙古包头钢联有限责任公司, 内蒙古 包头 014010)

摘要: 高炉炼铁是一个复杂的多变量系统, 而现行的操作制度是基于炉长经验的参数设置模式, 导致能源尤其是煤粉的消耗常常处于“盲目”状态; 文章综合炼铁工艺理论和高炉专家经验, 针对白云鄂博矿石冶炼的特殊性, 采用筛选出的优化数据, 利用遗传算法所固有的全局搜索性能优化 BP 神经网络模型的权值和阈值, 分别建立了基于遗传算法优化 BP 神经网络的高炉喷煤量优化预测模型以及工艺指标 (铁水 [Si] 含量及入炉焦比) 预测模型; 优化数据的利用使得上述模型可以根据高炉当前炉况输出喷煤量的最佳优化设定值, 并预测出相对应的工艺指标变化趋势; 实际应用表明, 本方法能够给现场操作人员提供操作指导, 实现高炉稳定顺行、提高经济效益的目的。

关键词: 高炉炼铁; 喷煤优化; 遗传算法; BP 神经网络

Optimization of Pulverized Coal Injection in Blast Furnace Based on BP Neural Network Optimized By Genetic Algorithm

Cui Guimei¹, Gao Cuiling¹, Hou Jia¹, Chen Zhihui¹, Ma Xiang²

(1. College of Information Engineering, Inner Mongolia University of Science and Technology, Baotou 014010, China

2. Inner Mongolia Baotou Steel Union Limited Liability Company, Baotou 014010, China)

Abstract: Blast Furnace iron making process is a complex multi-variable system, due to the operational parameters are set by BF masters with their experience, thus making the consumption of resources are often in a "blind" state. According to the analysis of mechanism of blast furnace and experiences of the blast furnace experts, considering the speciality of ore smelting in Bayan Obo, the coal injection quantity prediction model and process indicators ([Si] content in molten iron and coke ratio) prediction model based on the BP neural network which weights and thresholds has been optimized through the genetic algorithm were established by using optimizing data. So the optimization setting value of coal injection quantity and the changing trend of process indicators can be given according these models. The results of practical application showed that, this method can provide decision-making guidance for operators and achieve the goals of stable operation and increase benefit in the process of BF iron making

Keywords: blast furnace iron-making; optimization of coal injection quantity; genetic algorithm; BP neural network

0 引言

高炉炼铁过程离不开焦炭, 为解决焦炭的短缺及其价格昂贵问题, 作为当代高炉炼铁生产中不可或缺的重要炉况调节技术措施, 喷吹煤粉以代替部分冶金焦炭策略应运而生, 其在冶金焦炭的节约使用、增进冶金用煤资源利用的合理性、提高企业经济效益等方面起到重要作用^[1]。

判断高炉在某一状态下能否喷煤、喷吹量多少适合是喷煤优化的关键。由于高炉炉况相当复杂, 关键炉况信息、喷煤相关参数以及工艺指标不能在线检测, 实际生产中所采用的炉长人工设定和操作制度是主观和粗糙的。长期以来, 许多学者针对高炉优化做了大量的研究, 例如刘祥官教授在高炉冶炼过程的建模优化方面取得了巨大的进步, 但是针对喷煤量优化的研究相对较少^[2]。阳春华、谢永芳教授将复杂有色冶金过程建模与优化方法应用到铜闪速熔炼过程中, 取得了一定的成果, 但是在高炉领域应用较少。鉴于此, 本文利用高炉冶炼过程积累的大量数据, 针对白云鄂博矿冶炼的特殊性, 结合综合工况指

标判断筛选优化数据, 采用遗传算法优化 BP 神经网络建模方法, 分别建立喷煤量优化预测模型与工艺指标 (铁水 [Si] 含量及入炉焦比) 预测模型, 以高炉优质、低碳、高效运行为目标, 从优化控制的角度, 开展喷煤操作参数设定值优化的研究与探索。

1 高炉喷煤量优化综述

1.1 高炉喷煤工艺

高炉喷吹辅助燃料是现代高炉炼铁生产广泛采用的新技术, 同时也是现代高炉炉况调节不可缺少的重要手段之一^[5]。喷吹的燃料可以是重油、煤粉、粒煤或天然气, 其中, 喷吹煤粉日益受到各个国家或地区的高度重视。高炉喷吹煤粉不仅是高炉调剂和降低成本的手段, 也是弥补焦炭不足, 不再新建高炉的战略技术, 其社会效益如下: 1) 节约炼焦煤资源; 2) 减少焦化厂的污染物排放量; 3) 减少能源消耗和降低二氧化碳排放量。另外, 全世界炼焦用煤资源日益短缺, 在世界范围内大量喷煤, 用煤粉代替焦炭成为高炉技术发展的必然趋势, 且发展越来越快。综合资源、能源、环境等诸多因素, 高炉喷吹煤粉已成为高炉调剂炉况和降低生铁成本的有效手段, 高炉喷煤作为冶金工业大力推广的一项技术, 具有显著效益。

1.2 喷煤量优化目标

高炉冶炼实际生产中, 在一定的高炉状态下, 不同喷煤操

收稿日期: 2014-09-12; 修回日期: 2014-10-13。

基金项目: 国家自然科学基金项目(61164018)。

作者简介: 崔桂梅(1963-), 女, 河北保定人, 博士, 硕士生导师, 主要从事控制理论等方向的研究。

作带来的生产效果差别很大。为了建立喷煤优化模型, 首先需要生产数据进行筛选, 提取出优化数据用于模型训练, 从建模源头优化, 才能更好地获得适合当前炉况的最佳喷煤量设定值^[3]。高炉喷煤的目的是降低焦比从而提高经济效益, 同时保证高炉稳定顺行, 故本文将反映炉温的铁水 [Si] 含量以及入炉焦比指标相结合, 引入综合工况指标, 如式 1 所示。

$$J = a_1 \left(1 - \frac{Si_{real}}{Si_{hope}}\right)^2 + a_2 \left(1 - \frac{CR_{real}}{CR_{hope}}\right)^2 \quad (1)$$

式中, Si_{real} 和 CR_{real} 分别表示实际铁水硅含量和入炉焦比; Si_{hope} 和 CR_{hope} 分别表示期望铁水硅含量和入炉焦比; a_1 和 a_2 分别为上述两个量对综合工况指标的影响因子, 其约束条件为: $a_1 + a_2 = 1$, 根据某炼铁厂专家经验, 结合某大型高炉实际冶炼情况, 确定影响因子 a_1 和 a_2 的值分别为 0.5、0.5, Si_{hope} 和 CR_{hope} 分别为 0.55% 和 370 kg/t^[4]。

综合工况指标的确定, 不仅有利于优化数据的筛选, 也可在获得喷煤量优化设定值之后, 将其作为工艺指标预测模型的输入变量之一, 根据其输出结果, 评判高炉在本炉次结束后的生产效果, 综合指标值越小表示生产效果越优。

2 数据分析及样本筛选

按炉次记录选取某高炉 2013 年 8 月到 10 月日常生产中的 1238 组数据, 保留问题的决策变量、条件变量和目标变量, 删除无关变量数据, 组成初始样本集。

2.1 异常数据的处理

在高炉冶炼中, 由于数据的波动较大必须对建模数据进行预处理, 剔除不完整和异常数据。多变量异常数据剔除法有拉依达准则法、马氏距离法等, 根据实际要求, 采用拉依达准则法对异常数据进行反复多次剔除。其原理为: 设样本数据为 $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$, 平均值为 \bar{x} , 偏差为 $v_i = x_i - \bar{x}$ ($i = 1, 2, \dots, n$) 按照贝叶斯公式计算出标准差:

$$S = \sigma = \left[\sum \frac{v_i^2}{(n-1)} \right]^{\frac{1}{2}} \quad (2)$$

如果某一样本数据 x_i 的偏差 v_i ($1 \leq i \leq n$) 满足:

$$|v| > 3\sigma \quad (3)$$

则认为 x_i 是异常数据, 应剔除。

经过数据的异常值的处理剔除不符合标准的数据, 剩余 929 组数据作为初始样本集。

2.2 变量相关性分析

从高炉的生产的过程分析, 优化喷煤由多个条件变量共同决定。变量之间具有多重性并且耦合关系比较严重。各条件变量所起的作用存在强弱差异。通常变量间的相关性可以用相关系数表示, 也被称为 Pearson 相关系数。根据相关性分析结果得出喷煤优化预测模型的输入变量为料速、透气性指数、风量、风速、富氧率, 输出变量为喷煤量优化设定值。同时确定工艺指标预测模型的输入变量为料速、透气性指数、风量、风压、富氧率、喷煤量优化值, 输出变量为铁水 [Si] 含量以及入炉焦比。

2.3 滞后性分析

高炉工艺参数对工艺指标的影响存在着一定的时间滞后性, 只有在建模时考虑滞后时间, 才具有指导意义。例如当喷煤量入炉温度小于 100 °C 时, 此时炉内的热量很小, 当采取加大喷煤量的办法来使炉温上升时, 存在热滞后现象。即刚增加喷煤量时, 还会加剧炉温下降速度, 等到矿石加热还原后, 炉

温才得到提升。依据引文 [5] 中的滞后时间, 可知各变量的滞后时间分别为: 风量 2 小时, 富氧率 3.5 小时, 透气性指数 3 小时, 喷煤 3 小时^[6]。

2.4 优化样本数据的筛选

根据高炉喷煤优化指标要求, 对剔除异常值后的 929 组数据分别计算其综合工况指标值 J , 如表 1 所示。

表 1 综合工况判断

J	0~0.01	其他
综合工况	优	非优

综合工况指标 J 越小说明工况越好, 计算 J 值并结合表 1 判断当前操作数据是否为优以便完成优化数据的筛选。本文最终提取到的优化数据为 493 组。

2.5 数据标准化处理

高炉日常生产数据中各变量具有不同的量纲, 因此会夸大或缩小某些变量的作用, 掩盖某些变量对目标的贡献, 对模型的精确度有很大影响。因此对于数量级和量纲不一致的数据, 需要对数据进行标准化处理, 以消除数量级和量纲的限制, 经过标准化变换的数据变量均值为 0, 方差为 1。

3 高炉喷煤优化的 GA-BP 模型

高炉冶炼过程中影响喷煤量的因素很多, 例如炉内反应的复杂性以及炉况对喷煤量的影响, 采用传统的经验方法对喷煤量进行优化预测存在较大的误差, 而且影响喷煤量的因素不但涉及高炉的各个方面, 且互相之间关系也不是单纯的线性关系, 造成了基于经验或者数学模型预测的不确定性。近年来, 有人对基于 BP 神经网络的预报模型进行了研究, 取得了一定的成果。但是 BP 神经网络自身也存在着网络训练落入局部极小点和收敛速度慢等缺点, 因此该方法会造成网络的拟合精度和预报精度不理想。本文利用遗传算法优化 BP 神经网络的权值和阈值的方法, 结合 BP 神经网络的自学习以及非线性逼近能力分别建立了遗传算法与 BP 神经网络相结合的高炉喷煤优化预测模型及工艺指标预测模型, 从而获得当前炉况下的最优喷煤量。

3.1 神经网络结构

BP 神经网络在高炉炉况的判断, 参数预测, 特征的提取方面具有极为广泛的应用前景。其系统如前描述, 从功能上划分, 结构主要分为输入层、隐含层和输出层。在最常规的 BP 神经网络系统中, 隐含层是必须的, 但是层级可以控制在一层, 因为增加隐含层的层级数只会增加 BP 网络系统学习和训练的时间消耗, 造成系统的精准度降低^[7]。鉴于此, 本文建立的 BP 神经网络模型采用料速、透气性指数、风量、风速及富氧率 5 个变量作为网络输入参数; 取第二层为隐含层, 隐含层神经元个数经验设定为 6 个, 网络输出层为高炉喷煤量优化设定值, 从而建立起一个具有三层结构的喷煤量优化 BP 网络结构如图 1 所示。

同理, 工艺指标 (铁水 [Si] 含量及入炉焦比) 预测模型也采用三层 BP 网络结构, 其中输入层采用料速、透气性指数、风量、风压、富氧率以及优化喷煤量 6 个变量, 隐含层神经元个数根据经验定为 8, 输出层为铁水 [Si] 含量和入炉焦比, 其网络拓扑结构如图 2 所示。

结构示意图

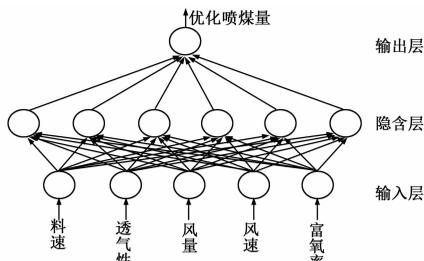


图 1 喷煤量优化 BP 网络结构示意图

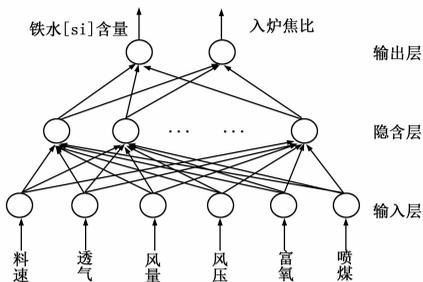


图 2 铁水硅含量及入炉焦比预报 BP 网络

3.2 遗传算法优化 BP 神经网络 (GA-BP)

本文采用的遗传算法优化 BP 神经网络方法：GA 对 BP 神经网络的权值和阈值的初始优化，即在 GA 的整个搜索空间中，采用模糊化的方式，从随机解中遗传出最优解一定范围内的优化解，以此形成 BP 神经网络的初始权值和阈值，再由 BP 神经网络按负梯度方向进行搜索，以达到目标值。这种方法的优点是：既可保证收敛于全局最小点，又可保证收敛速度^[8]。

整个过程如图 3 所示。

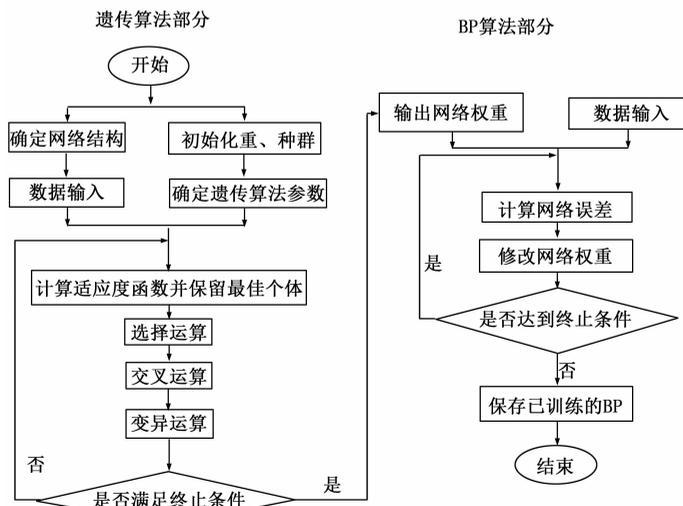


图 3 遗传算法优化 BP 神经网络流程图

遗传算法优化 BP 神经网络的步骤如下：

采用三层的 BP 神经网络， $I(i)$ 为输入层中第 I 个结点的输出； $H(i)$ 为隐含层中第 i 个结点的输出； $O(k)$ 为输出层中第 K 个结点的输出； $W_{1(i,j)}$ 为输入层中第 i 个结点与隐含层第 j 个结点的连接权值， $B_1(j)$ 为隐含层第 j 个结点的阈值； $W_2(j,k)$ 为隐含层中第 j 个结点与输出层第 k 个结点的连接权值， $B_2(k)$ 为输出层第 k 个结点的阈值^[9]。

1) 初始化种群 M 、最大迭代次数以及对任一 $W_{1(i,j)}$ 、 $B_1(j)$ 和 $W_2(j,k)$ 、 $B_2(k)$ 初始化；在编码中，采用实数进行

编码；

2) 计算每一个个体的适应度值，并将其排序。可按下式概率值选择网络个体：

$$p_i = \frac{f_i}{\sum_{j=1}^N f_j} \quad (4)$$

其中： f_i 为个体 i 适应度值，可用误差平方和 E 来衡量，即：

$$f(i) = \frac{1}{E(i)} \quad (5)$$

$$E(i) = \sum_k (V_k - T_k)^2$$

其中： $i=1, \dots, N$ 为染色体数； $k=1, \dots, 4, \dots$ 为输出层节点数； V_k 为实际输出； T_k 为期望输出。

3) 根据式 4 对个体 G_i 和 G_{i+1} 进行交叉操作产生新个体 G'_i 和 G_{i+1}' ，没有进行交叉操作的个体进行直接复制；

4) 根据式 5 进行变异操作产生 G_j 的新个体 G_j' ；

5) 将新个体插入到种群 P 中，并计算新个体的评价函数；

6) 计算 BP 的误差平方和，若达到预定值 ϵ_{GA} 或达到指定运算代数后，则转 7)，否则转 2)；

7) 以 GA 遗传出的优化初值作为初始权值和阈值，用 BP 算法训练网络，直到指定精度 ϵ_{BP} ($\epsilon_{BP} < \epsilon_{GA}$)。设置遗传算法种群规模为 20，进化次数为 200，交叉概率取 0.4，变异概率取 0.02。设定神经网络的学习速率为 0.04，最大迭代次数为 100 次，误差的目标值为 0.01，从而得到隐含层与输出层的权值大小。

采用遗传算法优化 BP 神经网络模型对某钢厂 6 号高炉日常生产数据进行喷煤优化和工艺指标预报，应用前面筛选出的优化样本的前 400 组进行训练，另取 50 组进行模型效果验证。

1) 喷煤量优化仿真：

仿真结果表明，当遗传算法进化 200 代后，用 BP 算法学习 100 次即可良好收敛，图 4 为所获取的喷煤量预报值和实际值的比较。当允许误差范围为 ± 0.5 t/h 时，其命中率达到 82%。

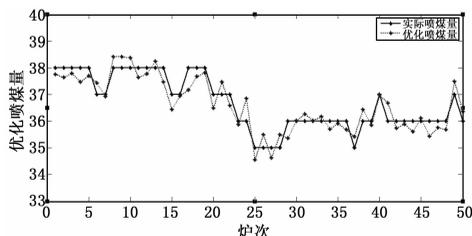


图 4 高炉喷煤量实际值与优化值对比

2) 工艺指标预报：

为了判断模型输出的高炉喷煤量优化设定值是否为优，以图 2 所示变量为输入变量，利用上述模型，通过更改隐含层神经元个数等，建立工艺指标预测模型，从而获得在此喷煤操作下将会带来的铁水 [Si] 含量及入炉焦比指标情况，达到判断炉况的目的^[10]。采用与喷煤优化预测模型同一时刻所采集的相应数据训练及验证模型，当铁水 [Si] 含量与入炉焦比的允许误差范围分别为 $\pm 0.05\%$ 及 ± 5 kg/t 时，其命中率分别达到 88% 和 86%。铁水 [Si] 含量的实际值与预报值对比结果如图 5 所示。

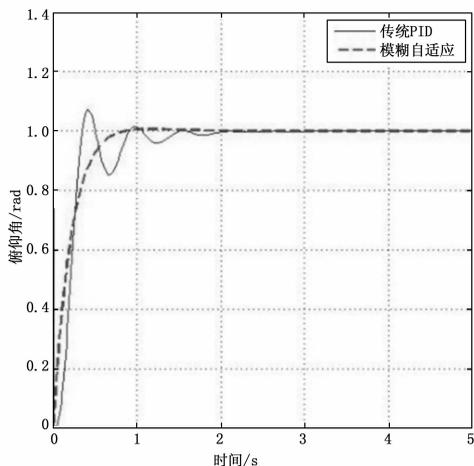


图 9 参数改变后时域响应

态控制。

参考文献:

[1] Chen G. Conventional and fuzzy PID controllers: An overview [J].

2007, 43 (18): 84-86.

(上接第 1570 页)

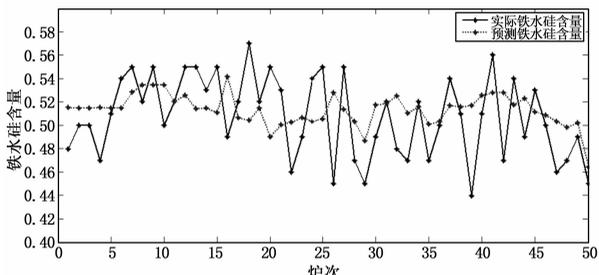


图 5 高炉铁水 [Si] 含量实际值与预测值对比

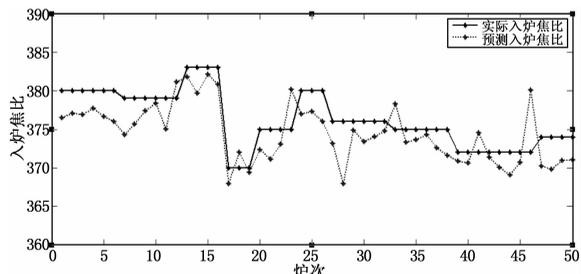


图 6 高炉入炉焦比实际值与预测值对比

4 实际应用

随机选取某炼铁厂日常生产数据中综合工况指标为优的 5 组用于验证模型的实际应用效果, 结果如表 2 所示。

表 2 喷煤量优化值及其相应指标

序号	喷煤量 (t/h)		入炉焦比 (kg/t)		铁水 [Si] 含量 (%)	综合 工况指标
	实际值	优化值	实际值	预报值		
1	35	37	375	364.4	0.54	0.0005596
2	38	39	378	359.2	0.56	0.0011825
3	32	35	385	367.6	0.53	0.0013643
4	33	33	370	360.3	0.55	0.000687
5	34	36	384	368	0.54	0.0003597

1996 (1): 235-246.

[2] 鲁道夫. 布罗克豪斯. 飞行控制 [M]. 北京: 国防工业出版社, 1999.

[3] 张金学, 掌明, 李媛媛. 基于四元数法的固定翼微型飞行器姿态控制 [J]. 计算机测量与控制, 2012 (7): 1851-1854.

[4] 石辛民. 郝整清 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2008.

[5] Astrom K J, Hagglund T, PID C. Theory, Design and Tuning [J]. Research Triangle Park; 2nd Ed. Instrumentation, Systems and Automatic Society, 1995.

[6] 石振刚, 高立群. 一种基于粒子群算法的模糊隶属函数优化方法 [J]. 计算机工程与应用, 2007, 43 (18): 84-86.

[7] Esmir A A A, Aoki A R, Lambert-Torres G. Particle swarm optimization for fuzzy membership functions optimization [A]. Systems, Man and Cybernetics, 2002 IEEE International Conference on. IEEE [C]. 2002, 3: 6.

[8] 纪震, 廖惠连. 粒子群算法及应用 [M]. 北京: 科学出版社, 2009.

[9] 张利彪. 基于粒子群优化算法的研究 [D]. 长春: 吉林大学, 2004.

[10] 刘金锟. 先进 PID 控制 MATLAB 仿真 [M] (第 3 版). 北京: 电子工业出版社, 2011.

由表 2 可知, 利用本文提出的喷煤量优化模型, 可以在保证高炉炉温稳定的前提下, 提高煤粉的喷入量, 实现入炉焦比的降低, 使得综合工况指标为优, 表明本模型可以根据高炉当前状态, 挖掘出各变量与喷煤量之间的潜在关系, 从而给出相应的喷煤量优化设定值, 帮助操作人员决策。

5 结束语

本文根据高炉冶炼过程的特点, 结合专家经验, 在筛选优化样本数据基础之上, 运用遗传优化 BP 神经网络建模方法建模获取喷煤量优化设定值, 并建立相应工艺指标 (铁水 [Si] 含量及入炉焦比) 预测模型。模型实际应用表明该方法能够在保证综合工况指标为优的前提下确定当前炉况下的最佳喷煤量, 提高了高炉操作的准确性, 从而实现炼铁生产过程高产低耗、稳定顺行以及提高经济效益的目的。

参考文献:

[1] 范广权. 高炉冶炼操作 [M]. 北京: 冶金工业出版社, 2008.

[2] 刘祥官, 刘芳. 高炉炼铁过程优化与智能控制系统 [M]. 北京: 冶金工业出版社, 2003.

[3] 杨天钧, 苍大强, 丁玉龙. 高炉富氧煤粉喷吹 [M]. 北京: 冶金工业出版社, 1996.

[4] 桂卫华, 杨春华. 复杂有色冶金生产过程智能建模、控制与优化 [M]. 北京: 科学出版社, 2010.

[5] 王玉英, 王瑞军. 包钢六号高炉降低焦比实践 [J]. 炼铁, 2008, 27 (2): 33-36.

[6] 邵传厚, 渐令, 陈积明, 等. 复杂高炉炼铁过程的数据驱动建模及预测算法 [J]. 自动化学报, 2009, 35 (6): 725-730.

[7] 姚斌, 杨天钧. 铁水硅预报神经网络专家系统的遗传优化生成 [J]. 钢铁, 2000, 35 (4): 13-16.

[8] 查烽炜, 刘琪. 基于神经网络和遗传算法的高炉喷煤操作参数优化 [J]. 控制理论与应用, 2006, 25 (10): 11-13.

[9] 范志刚. 基于神经网络和专家系统的铁水硅含量预报、控制软件研究 [D]. 重庆: 重庆大学, 2003.

[10] 崔桂梅, 鄢常亮, 关英辉. 基于支持向量机的高炉向凉、向热炉况预测 [J]. 钢铁研究学报, 2011, 23 (7): 18-23.