

转炉炼钢耗氧量预测模型研究

赵辉^{1,2}, 易晓敏¹, 王红君¹, 岳有军¹

(1. 天津理工大学自动化学院, 天津 300384; 2. 天津农学院, 天津 300384)

摘要:转炉炼钢的钢水终点成分及温度应由供氧进行控制,由于炉内存在物理化学反应复杂难以预测和冶炼过程中所得数据非线性的问题,传统方法不能准确预测。为提高预测精度,提出采用极限学习机来建立耗氧量预测模型的方法。针对极限学习机的权值和阈值随机确定所导致的网络结构稳定性差的问题,采用遗传算法进行优化,并对神经网络隐含层数量和隐含层激励函数的不同选择对仿真结果的影响做出了具体的分析。仿真结果表明优化算法模型预测精度有明显提高,验证了上述优化方法的有效性。

关键词:转炉炼钢;耗氧量预测;极限学习机;遗传算法;遗传算法优化极限学习机

中图分类号:TP183 **文献标识码:**A

Prediction Model Research of Oxygen Consumption in BOF

ZHAO Hui^{1,2}, YI Xiao-min¹, WANG Hong-jun¹, YUE You-jun¹

(1. School of Automation, Tianjin University of Technology, Tianjin 300384, China;

2. Tianjin Agricultural University, Tianjin 300384, China)

ABSTRACT: In order to improve the accuracy of prediction, an extreme learning machine was put forward to build up the model of oxygen consumption prediction. In view of poor stability of ELM network structure caused by random determination of the weight and threshold value, a genetic algorithm was used to solve the problem. The influences of different choices of the number of hidden layers and the activation function of the hidden layers of the neural network on the simulation results were analyzed exactly. The final simulation results show that the prediction accuracy of GA-ELM is significantly higher than that of ELM. The effectiveness of the optimization method is verified.

KEYWORDS: BOF; Oxygen consumption prediction; Extreme learning machine (ELM); Genetic algorithms (GA); GA-ELM

1 引言

截止2012年底,转炉钢占全国钢产量的比例超过90%,100t及以上转炉占全国转炉炼钢生产能力比例约为63%^[1],在保证产量的同时,国内转炉钢厂仍然致力于节能降耗技术的研究和应用,通过炼钢新流程和新技术实现洁净钢的高效率、低成本和稳定生产。

吹氧环节是转炉炼钢生产过程中的一个重要组成部分,转炉炼钢热量的提升主要依赖于吹氧,利用氧气与铁水中的C、S、P、Si等元素进行氧化反应升高炉内温度,同时脱除杂质元素,从而得到终点温度和成分都合格的钢水。由于转炉炼钢原材料化学成分不能十分准确地确定,冶炼生产环境变化性较大,转炉内物理化学反应过于复杂,生产数据的规律难以掌控等特点,转炉炼钢吹氧量的有效控制较为困难。因此,准确控制耗氧量对于转炉炼钢实现高效率、低成本和稳

定生产至关重要^[2]。

目前耗氧量预测的主要方法有静态预测和动态预测,其中静态预测主要包括机理模型预测、经验模型预测和人工智能模型预测等。动态预测主要包括采用副枪检测技术和炉气分析检测技术^[3-4]。基于成本和设备的问题,动态预测技术在我国中小型钢厂应用范围狭小,静态预测方法应用范围较广。文献[2]采用机理模型与智能模型结合,提出增加动量项改进BP算法预测耗氧量的计算模型。文献[5]采用智能模型,提出最小二乘支持向量机预测耗氧量的预测模型。

然而文献[2]所用模型算法存在易陷入局部极小值的缺点,文献[5]所用模型算法存在鲁棒性和稀疏性弱的缺点。针对上述模型算法的弊端,提出一种优化的人工智能算法来构建预测模型。该模型采用极限学习机建模,用遗传算法来优化极限学习机。以转炉炼钢物料配比为背景,通过某钢厂实际生产数据建立基于物料供给的转炉耗氧量预测模型,根据设定的目标钢水中碳含量和目标钢水温度,对冶炼所消耗的氧气进行进一步预测。实验结果表明了改进算法的优越

性。

2 转炉炼钢耗氧量的预测原理

由于转炉内物理化学反应复杂难以控制,数据非线性难以找出其规律,因而在吹炼过程中采用神经网络建立起黑箱模型,忽略冶炼过程中具体的物理化学作用,只考虑系统的输入和输出,表达输入与输出之间的映射关系。黑箱模型的输出变量就是耗氧量,而输入变量则包括影响转炉耗氧量的工艺参数等。

建立转炉耗氧量预测模型,需要主要解决的问题包括:网络结构设计、确定学习算法和确定学习样本等。

极限学习机^[6-7](Extreme Learning Machine, ELM)是一种针对单隐含层前馈神经网络(SLFN)的新型算法,ELM神经网络采用3层网络结构,模型结构图如图1。

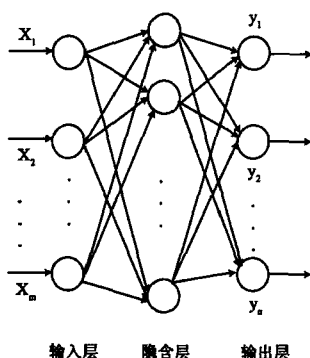


图1 ELM神经网络结构图

该算法对网络的输入层和隐含层的连接权值以及隐含层神经元阈值进行随机赋值,且在训练过程中无需调整,只需改变隐含层神经元的个数即可获得唯一最优解^[8]。ELM克服了传统前馈神经网络易陷入局部极小值、训练速度慢的缺点,但是由于ELM的输入层到隐含层之间的权值和隐含层阈值设定的随机性,ELM存在网络结构稳定性较差的缺点。遗传算法的基本思想简单,运行方式和实现步骤规范,具有全局并行搜索、简单通用、鲁棒性强等优点^[9],但是其学习训练能力远不如神经网络。文中将这两种算法综合起来,取长补短,采用遗传算法来优化ELM神经网络的权值和阈值,获得了良好的预测效果。

转炉炼钢通过吹氧来控制钢水中的碳含量,而碳含量主要来自于铁水和废钢。因而选取铁水质量、废钢质量、铁水中碳质量分数、目标钢水中碳质量分数作为输入量;一部分吹入的氧气用于氧化Si元素和其它杂质元素,而其它杂质对氧气的需求远小于硅对氧气的需求,因而硅的质量分数也作为输入量;氧气的吹入主要用来升温,氧气吹入的流量大小和吹入的时间长短决定了氧气的消耗量,故而目标钢水温度、氧气流量和吹氧时间也作为输入量。综上所述,铁水质量、废钢质量、铁水中碳质量分数、目标钢水中碳质量分数、硅的质量分数、目标钢水温度、氧气流量和吹氧时间这8个

元素作为输入量。隐含层的数量按经验来试凑,输出量即耗氧量。

整理钢厂实际冶炼中记录的转炉炼钢历史炉次信息,取出其中每一炉次的输入量相关数据,选取大部分用于训练模型,剩下部分用于测试训练结果,最终获得耗氧量预测值。

3 遗传算法改进的极限学习机预测模型

3.1 极限学习机算法

为了克服基于梯度学习方法的缺点,极限学习机是Huang等^[10]在2004年提出的监督型学习算法。

极限学习机算法流程如下:

输入:给定训练样本集 $\{x_i, t_i\}_{i=1}^N \subset R^n \times R^n$,测试样本集 $\{y_i\}_{i=1}^M$,激活函数 $v(x)$,隐含层节点数 L ;随机生成隐含层节点参数 (a_i, b_i) ,其中 a_i 为隐含层单元的输入权值, b_i 为隐含层单元的偏差;

计算隐含层单元的输出矩阵 H

$$H(a_1, \dots, a_L, b_1, \dots, b_L, x_1, \dots, x_N) = \begin{bmatrix} v(a_1, b_1, x_1) & v(a_L, b_L, x_1) \\ \vdots & \vdots \\ v(a_1, b_1, x_N) & v(a_L, b_L, x_N) \end{bmatrix}_{N \times L} \quad (1)$$

计算输出权值 $\beta: \beta = H^+ T$ 。其中, H^+ 是隐含层单元 $i=1, 2, \dots, L$ 元输出矩阵 H 的Moore-Penrose广义逆矩阵^[11],在隐含层输出为列满秩的情况下, $H^+ = (H^T H)^{-1} H^T$ 。

$$\beta = \begin{bmatrix} \beta_1^T \\ \vdots \\ \beta_L^T \end{bmatrix}_{L \times m} \quad T = \begin{bmatrix} t_1^T \\ \vdots \\ t_N^T \end{bmatrix}_{N \times m} \quad (2)$$

如果 H 是非奇异的,则输出权值 β 采用如下公式计算:

$$\beta = H^+ T \quad (3)$$

输出:根据测试样本集 $\{y_i\}_{i=1}^M$ 和输出权值 β ,计算得到测试样本集中数据对应的预测值。

3.2 遗传算法优化极限学习机模型建立

为了克服ELM网络结构稳定性较差的问题,采用遗传算法来优化网络的权值和阈值^[12-13]。

1) 种群初始化

ELM神经网络中各层的连接权值、隐含层阈值和输出层阈值作为染色体个体,个体编码方式为实数编码。

2) 适应度函数

ELM神经网络预测输出和实际输出的差值的绝对值之和作为个体适应度值。

3) 选择操作

遗传算法选择操作有轮盘赌法、锦标赛法等,在此选用轮盘赌法^[14]。

4) 交叉操作

因为个体编码采用实数编码,所以交叉操作方法采用实数交叉法。

5) 变异操作

选取第*i*个个体的第*j*个基因*a_{ij}*进行变异,从而获得更优秀的个体。

转炉炼钢耗氧量预测模型建立过程如下:

- 1) 构建 ELM 神经网络,确定网络拓扑结构,网络的输入层、隐含层和输出层的确定已在第 2 节中详述。
 - 2) 根据 ELM 神经网络中各层的连接权值、隐含层阈值和输出层阈值初始化 ELM 神经网络权值阈值长度。
 - 3) 遗传算法对初始值进行编码,得到初始种群。再将其解码得到初始权值和阈值。将其带入到 ELM 训练网络中训练测试后,将测试样本期望值和预测值的误差绝对值之和作为适应度函数。通过适应度函数计算个体适应度值。
 - 4) 遗传算法通过对种群进行选择、交叉、变异操作找到最优适应度值对应的新个体。
 - 5) 若新个体不满足适应度函数最小的条件,就要返回重新编码得到新的初始种群。如此循环直至找到最小的适应度函数所对应的最优个体为止。
 - 6) 得到遗传算法优化后的最优个体,计算其误差输出,对网络权值和阈值重新赋值。
 - 7) 仿真预测,得到耗氧量预测值。
- GA 优化 ELM 的算法流程图如图 2。

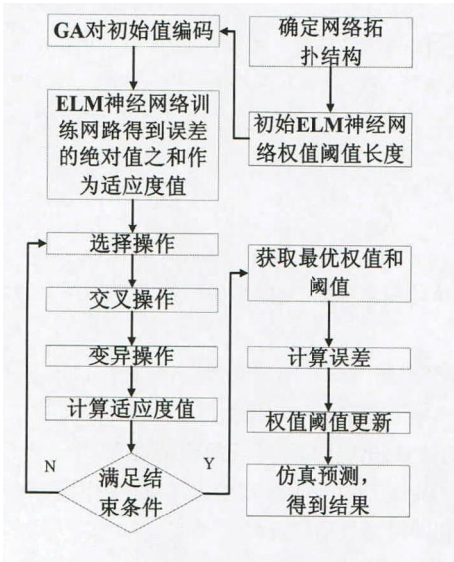


图 2 GA 优化 ELM 的算法流程图

下面讨论采用不同隐含层激励函数对预测结果造成的影响,影响结果如表 1。由表 1 可见,“hardlim”函数平均绝对百分比误差和均方误差均最小。

表 1 不同隐含层激励函数预测误差

网络结构	MAPE/%	MSE
8 - 1 - 1	4.8070	2.2871
8 - 2 - 1	5.0506	2.2979
8 - 3 - 1	4.9142	2.3297
8 - 4 - 1	4.9845	2.3116

8 - 5 - 1	4.9640	2.3037
8 - 6 - 1	4.9790	2.3112
8 - 7 - 1	5.1582	2.3946
8 - 8 - 1	5.0904	2.3547
8 - 9 - 1	4.9503	2.1955
8 - 10 - 1	4.7523	2.2011
8 - 11 - 1	4.7114	2.1444
8 - 12 - 1	4.6993	2.1472
8 - 13 - 1	4.5658	2.0981
8 - 14 - 1	4.6623	2.1414
8 - 15 - 1	5.0801	2.3404
8 - 16 - 1	5.0947	2.3779

其中 logistic、doseresp、slogistic1 三种 S 型函数的函数方程如下:

logistic:

$$y = 1.6145 + (0.094 - 1.6145) / (1 + (x / 11.87646) * 3) \tag{4}$$

doseresp:

$$y = 0.094 + (1.6145 - 0.094) / (1 + 10^{((11.87646 - x) * 0.17857)}) \tag{5}$$

slogistic1:

$$y = 1.6145 / (1 + \exp(-0.2518 * (x - 10.20428))) \tag{6}$$

表 2 不同网络结构预测误差

隐含层函数	MAPE/%	MSE
sin	5.3042	2.5341
sig	5.1422	2.3664
hardlim	4.9682	2.3257
cos	5.4587	2.6085
logistic	5.4750	2.6281
doseresp	5.3523	4.7833
slogistic1	5.0194	2.3455

为了获得最佳的隐含层节点个数,从 1 开始,步长为 1,逐步增加隐含层节点个数,由于输入权值和隐含层阈值的随机性导致训练结果也存在随机性,为了获得更加准确的实验结果,对网络进行 20 次训练,把得到的 20 组平均绝对百分比误差和均方误差求取平均值,结果见表 2。由表 2 知,当隐含层节点数为 13 时,平均绝对百分比误差和均方误差均最小。

4 实验结果及分析

4.1 数据预处理

数据预处理一般包括:删除转炉不完备数据、推导计算

转炉缺值、消除冗余数据、采用归一化完成数据类型转换等^[15]。转炉炼钢所用数据之间差距很大,如不做预处理,则数量级小的数据会被数量级大的数据所淹没。在删除不完备和冗余数据、推导计算缺值之后再数据归一化转换为 $[-1,1]$ 之间的数值。

设神经网络的输入层有 p 个输入单元,一个输出单元。样本个数为 n 个。

1) 各输入向量之分量的取值区间为

$$m'_k = \max(x_{ik}) - \min(x_{ik}) \quad (7)$$
$$(k = 1, 2, \dots, p; i = 1, 2, \dots, n)$$

2) 转换后的数值为:

$$x'_{ik} = (x_{ik} - \min(x_{ik})) / m'_k \quad (8)$$
$$(k = 1, 2, \dots, p; i = 1, 2, \dots, n)$$

这些经过归一化处理的样本向量,其在各输入单元上的各分量之间的差异已很明显,用它们训练网络即可获得较为理想的训练效果。

还原过程: y 为期望输出变量, y' 期望输出变量的变化区间, Y_i 为预测得到的值, Y'_i 为还原后的预测值。

1) 输出变量的取值区间为

$$y' = \max(y) - \min(y) \quad (9)$$
$$(k = 1, 2, \dots, p; i = 1, 2, \dots, n)$$

2) 还原后的结果为

$$Y'_i = \min(y) + Y_i * y' \quad (10)$$
$$(k = 1, 2, \dots, p; i = 1, 2, \dots, n)$$

4.2 仿真结果分析

本文分别使用 ELM 算法模型和 GA-ELM 算法模型预测耗氧量,并将预测结果进行比较。

从某钢厂得到的数据中筛选出完整的数据 387 组,其中 294 组数据作为训练集,93 组数据作为测试集,建立 ELM 神经网络模型,选取上文提到的影响氧气消耗量较大的 8 个因素作为输入量。隐含层节点数设为 13 个,隐含层激励函数设为“hardlim”函数,随机确定隐含层权值和阈值。设置 GA 最大遗传代数 50 代,种群规模为 40,交叉概率为 0.7,变异概率为 0.01。程序的执行环境是 MATLAB R2014a。

ELM 和改进后的 ELM 仿真结果误差绝对值对比如图 3,横轴为样本数量,纵轴为误差绝对值,由图可见 GA-ELM 的预测效果比 ELM 好;ELM 和 GA-ELM 的平均绝对百分比误差和均方误差如表 3。通过直观的数据比较可见改进后结果优于改进前。综上所述,遗传算法优化极限学习机该方法有效。

表 3 预测结果

预测模型	MAPE/%	MSE
ELM	4.5658	2.0981
GA-ELM	4.4957	2.0905

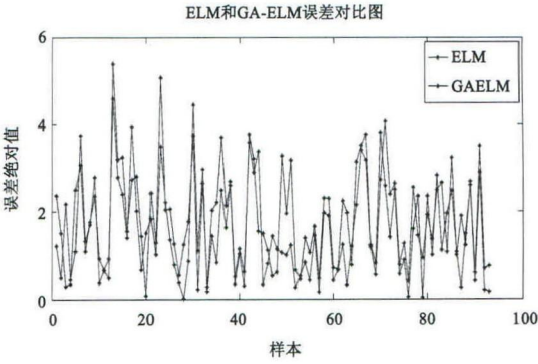


图 3 仿真结果图

5 结论

本文采用遗传算法优化极限学习机来解决极限学习机的网络权值和阈值随机确定所造成网络结构不稳定的问题,仿真结果表明该方法获得了较好的效果,在转炉炼钢耗氧量的预测上获得了较高的精度,一定程度上了解决耗氧量预测困难的问题。对预测误差进行综合有效的分析是评价预测模型性能、改进预测精度的前提,如何系统地对预测结果进行误差分析将是下一步的研究重点之一。

参考文献:

[1] 罗丽军,喻中心. 国内转炉炼钢生产现状及技术应用[J]. 宽厚板, 2014,01:39-42.

[2] 付佳. 基于 BP 神经网络的转炉供氧模型的研究与应用开发[D]. 冶金自动化研究设计院, 2014.

[3] 孔祥瑞. 转炉炼钢终点优化控制模型的研究[D]. 杭州电子科技大学, 2010.

[4] 赵重阳. 转炉提钒静态控制模型建立与优化的研究[D]. 重庆大学, 2012.

[5] 吴佩林. 钢铁企业氧气预测与优化调度模型研究[D]. 昆明理工大学, 2013.

[6] G B Huang, Q Y Zhu, C K Siew. Extreme learning machine: Theory and applicant[J]. Neurocomputing, 2006,70(1/2/3):489-501.

[7] Zhang Yanan, Ding Shifei, Xu Xinzhen, Zhao Han, Xing Wangu. An Algorithm Research for Prediction of Extreme Learning Machines Based on Rough Sets[J]. Journal of Computers, 2013, 85.

[8] 王礼云,毛文涛,胡武鹏. 极限学习机多目标模型选择研究[J]. 计算机仿真, 2014-8: 387-391.

[9] 李凤婷,晁勤. 基于 Matlab 与遗传算法的风电容量[J]. 电工技术学报, 2009-3:178-182.

[10] Huang Guang-bin, Zhu Qin-yu, S Cheekheong. Extreme learning machine: a new learning scheme of feedforward neural networks[C]. 2004 IEEE International Joint Conference on Neural Networks, 2004. olume 2, IEEE, 2004-2:985-990.

(下转第 422 页)

- [8] 阮学云,程明昆,徐欣,等. 电力变压器远场辐射噪声预测研究[C]全国环境声学学术会议. 2014.



[作者简介]

田昊洋(1985-),男(汉族),辽宁省铁岭市人,硕士研究生,工程师,主要研究方向为:变压器振动与噪声研究;

胡敏(1972-),男(汉族),上海市人,在职博士,高级工程师,主要研究方向为:电气工程;

彭伟(1968-),男(汉族),上海市人,硕士,高级工程师,主要研究方向为:化学环境与噪声;

姚煜中(1987-),男(汉族),江西南昌市人,硕士,工程师,主要研究方向为:振动、噪声。

(上接第 367 页)

- [8] F Shayegh, S Sadri, R Amirfattahi, K. Ansari-Asl, "A model-based method for computation of correlation dimension, Lyapunov exponents and synchronization from depth-EEG signals" [J]. Computer Methods and Programs in Biomedicine, 2014, 113(1): 323-337.
- [9] C J James, O J Gibson. Temporally constrained ICA: an application to artifact rejection in electromagnetic brain signal analysis [J]. IEEE Transaction on Biomedical Engineering, 2003, 50(9): 1108-1116.
- [10] F J Theis. Uniqueness of complex and multidimensional independent component analysis [J]. Signal Processing 2004, 84

(5): 951-956.



[作者简介]

谢耘(1988-),男(汉族),河南省洛阳市人,硕士研究生,主要研究领域为脑电信号处理与分析;

顾建军(1972-),男(汉族),江苏人,教授,博士研究生导师,主要研究领域为机器人、生物医学工程、康复助理、神经网络、人工智能及控制;

普杰信(1972-),男(汉族),河南省周口市人,教授,博士生导师,主要研究领域为计算机应用技术、模式识别、计算机网络与信息安全。

(上接第 379 页)

- [3] 向立志,张喜东,李荣. 多变量预测控制在锅炉燃烧系统中的应用[J]. 化工自动化及仪表, 2006, 33(2): 20-24.
- [4] 杨长亮. 基于模糊 PID 控制的燃气热水锅炉控制系统的研究[D]. 电子科技大学, 2010.
- [5] 刘佳. 基于神经网络 PID 控制算法的热水锅炉燃烧控制的研究[D]. 燕山大学, 2005.
- [6] 王钊,袁东麟. 基于 MATLAB 的锅炉燃烧控制[J]. 电力职业技术学报, 2009, (2): 1-4.
- [7] 颜信材,程明. 基于 DCS 的锅炉自动控制及远程监控系统[J]. 化工自动化及仪表, 2012, 39(3): 305-308.
- [8] 王富强. 工业燃气锅炉控制系统的研究与设计[D]. 东华大学, 2011.

[9] 王丽君,等. 时滞的自抗扰控制综述[J]. 控制理论与应用, 2013-12.

[10] 张鹏飞. 加热炉空燃比寻优及温度控制系统研究[D]. 内蒙古科技大学, 2012.



[作者简介]

赵钢(1962-),男(汉族),天津人,教授,硕士生导师,主要研究电力电子应用及计算机控制等;

李斌(1992-),男(汉族),山西人,硕士研究生,主要研究算法及计算机控制等。

(上接第 383 页)

- [11] Huang Guangbin, Chen Lei. Convex incremental extreme learning machine[J]. Neurocomputing, 2007, 70(16/18): 3056-3062.
- [12] J H Holland. Adaptation in Natural and Artificial System [M]. Ann Arbor: The University of Michigan Press, 1975.
- [13] 牛芎洁,王玉洁,唐剑. 基于遗传算法的 PID 控制器参数优化研究[J]. 计算机仿真, 2010-11: 180-182+230.
- [14] 郭嗣琮,陈刚. 信息科学中的软计算方法(第一版)[M]. 沈阳: 东北大学出版社, 2001-11: 300-301.
- [15] 胡燕. 基于粗糙集的转炉炼钢知识发现及终点控制模型研究[D]. 重庆大学 2013.



[作者简介]

赵辉(1963-),男(汉族),天津人,博士,教授,博士生导师,研究方向:智能控制理论及应用;复杂系统建模、分析与控制;故障诊断与容错控制;

易晓敏(1991-),女(汉族),湖北安陆人,硕士研究生,研究方向:智能控制;

王红君(1963-),女(汉族),天津人,博士,教授,硕士生导师,研究方向:流程工业先进控制技术,微机控制,智能控制;

岳有军(1970-),男(汉族),天津人,博士,教授,硕士生导师,研究方向:复杂系统建模、分析与控制。