

文章编号: 1001-0920(2006)02-0210-03

真空感应炉终点碳含量预报

邓长辉^{1,2}, 王 姝¹, 王福利¹, 毛志忠¹, 王嘉铮³

(1. 东北大学 教育部暨辽宁省流程工业综合自动化重点实验室, 沈阳 110004; 2 大连水产学院
信息工程学院, 辽宁 大连 116023; 3. 太阳锻造实业有限公司, 辽宁 鞍山 114000)

摘 要: 针对冶炼过程中碳含量不能直接测定的不足, 采用 RBF 神经网络对真空感应炉的终点碳含量进行预报. 在第一次预报时, 初步计算出冶炼到达终点的时间和终点的碳含量; 经过二次预报进行误差校正, 使结果更加精确. 结合现场 120 组数据进行学习和预报, 预报命中率较高. 实验结果表明, 采用该方法预报碳含量可以取得良好的效果.
关键词: 真空感应炉; 终点碳含量预报; 神经网络; 误差校正

中图分类号: TP18 文献标识码: A

End-point Carbon Content Prediction Based on RBF Neural Network

DEN G Chang-hui^{1,2}, WANG Shu¹, WANG Fu-li¹, MAO Zhi-zhong¹, WANG Jia-zheng³

(1. Key Laboratory of Process Industry Automation, Ministry of Education, Northeastern University, Shenyang 110004, China 2 School of Information Engineering, Dalian Fisheries University, Dalian 116023, China 3 Solar Smelting Industrial Limited Company, Anshan 114000, China Correspondent: WANG Shu, E-mail: alicew5@163.com)

Abstract: Considering the deficiency of measurement in the melting process, an RBF neural network method is developed to predict the end-point carbon content in the vacuum induction furnace. It can give reliable predictions of end-point time and carbon content of molten steel in the first-round prediction. The prediction accuracy can be improved by the error correction in the second-round prediction. Total 120 set of data are used for model training and validation. The results show that the proposed method is effective.

Key words: Vacuum induction furnace; End-point carbon content prediction; Neural network; Error correction

1 引 言

碳是钢中重要的元素之一, 它能影响和决定钢的各种物化性能和化学性能. 碳在钢中的作用具有双重性: 对于提高强度, 碳化物是有益的; 对于抗氧化性能和抗腐蚀性能, 碳化物是有害的. 在高温合金和精密合金中, 碳的有益作用少而有害作用大. 因此, 终点碳含量是炼钢的重要控制目标之一.

真空感应炉是生产超纯净钢及合金材料的重要设备, 也是控制化学成分最佳的冶炼设备之一, 在航空、航天、军工等领域的材料生产中起着重要作

用^[1]. 由于感应炉炼钢过程特定的条件, 钢液中的碳含量不能直接测定和估算. 实际应用过程中是通过取样分析来确定, 常常导致现场操作人员必须等待取样分析的结果, 以确定熔池中含量是否达到标准可以出钢. 这对保证炼钢过程高效率、高质量运行十分不利.

文献[2]采用自适应方法预报终点钢水碳含量, 要求建立受控自回归滑动平均(CARMA)模型, 并能实现参数的在线辨识, 但计算量很大. 文献[3]采用BP网络对转炉炼钢终点碳含量进行预报, 取得

收稿日期: 2004-12-24; 修回日期: 2005-03-10

基金项目: 国家自然科学基金项目(60374003); 国家“973”计划子课题(2002CB312200).

作者简介: 邓长辉(1963—), 男, 辽宁抚顺人, 教授级高工, 博士, 从事工业自动化、智能控制等研究; 王福利(1957—), 男, 辽宁辽阳人, 教授, 博士生导师, 从事复杂工业过程建模、智能控制等研究.

了较好的效果,但由于BP网络收敛速度慢,容易陷入局部极值点,给实时应用带来一定的困难

为获得准确的钢水成分信息,实现对终点碳含量的有效控制,本文通过对真空感应炉冶炼过程中影响碳含量的因素进行分析,建立了基于RBF神经网络的终点碳含量预报模型.实验结果表明,该模型可以准确预报终点碳含量,对实际生产具有一定的借鉴作用

2 RBF神经网络预报模型

感应炉炼钢过程的动态特性存在严重的未知非线性,传统的数学模型很难准确描述.RBF神经网络是一种品质优良的网络,已经证明它可在任意精度下逼近任意的非线性函数,且不存在局部最小问题^[4,5].采用RBF网络进行预报,不受工艺机理复杂性的限制,可从实际运行数据中自学习知识,把各种影响因素作为变量加以输入,建立影响因素与预报结果之间的非线性映射^[6,7].这种方法具有较高的预报精度和较快的收敛特性,可以获得准确的含量信息,实现对终点碳含量的有效控制

2.1 参数分析

在感应炉冶炼过程中,影响终点碳含量的因素有很多,因此需要对各个参数进行分析,筛选出几项影响较大的因素作为输入参数.经过对冶炼机理的分析并结合生产实际,本文确定预报模型包含以下输入参数:

1) 吨钢耗电量:该参数包含两方面信息:出钢量和电耗值.感应炉的冶炼主要是通过配电制度来熔化炉料,产生电磁搅拌,促进物化反应,以达到成分均匀的目的.出钢量的多少直接影响着电耗的多少.国内的真空感应炉一般体积较小,出钢量波动范围不大.为了简化网络结构,本文将两方面信息合成一个输入参数,即吨钢耗电量,其计算公式为

$$K_P = K/W. \quad (1)$$

其中: K_P 为吨钢耗电量, K 为总耗电量, W 为出钢量

2) 精炼时间:为使炉内成分均匀,必须保证一定的精炼时间,但随着精炼时间的延长,碳的氧化烧损量也会增大.因此精炼时间也是影响碳含量的一个重要参数

3) 全熔温度:即全熔结束后第一次测量的温度.电炉炼钢对冶炼温度要求十分严格,因为它规定和影响反应的方向和限度,直接关系到钢的质量、产量和各项经济指标

4) 第一次取样时钢水碳含量:全熔结束后要进行一次取样分析,测出钢水中碳的实际含量.由于熔化期并不关心钢水温度和成分,为了简化起见,本

文在熔化期结束后测温取样信息的基础上进行终点预报

5) 添加碳电极量:在精炼期间,为了进行脱氧操作,要向钢液中加入适量的碳电极,经过精炼一段时间后出钢.添加碳电极量是一个必不可少的参数

综上所述,本文选定5个参数作为输入变量,它们分别是吨钢耗电量、精炼时间、全熔温度、第一次取样时钢水碳含量和添加碳电极量.由此确定RBF神经网络的输入层有5个节点,隐含层节点数由训练结果确定,输出节点数为一个,即炼钢终点的碳含量

2.2 训练算法

RBF网络的输入层到隐含层为径向基函数,隐含层到输出层为线性关系,因而网络中心对于网络实现非线性映射具有十分重要的作用.网络中心的确定有很多方法,本文采用 k -均值聚类算法来解决这一问题^[8,9].该算法简单且效果良好,得到了广泛的应用.其收敛性和精度分析可参见文献^[10],这里不再详述

3 预报方法

3.1 第一次预报

熔化期结束后,可根据上述方法进行第一次预报.由实际的生产经验可得到一个最短的精炼时间,一般生产过程的精炼时间不会比这个时间更短.设最短精炼时间为 t_0 ,首先预报出 t_0 时刻的碳含量 \hat{C}_0 ,如果该含量值不符合出钢要求,则根据式(1)计算出下一个要预报的时间点 t_1 ,并预报出其相应的碳含量 \hat{C}_1 .

$$t_{n+1} = t_n + \alpha |C^* - \hat{C}_n|, n = 0, 1, \dots \quad (2)$$

其中: C^* 为出钢时要达到的碳含量值,即目标碳含量; \hat{C}_n 为 t_n 时刻的预报值; α 为经验常数

按照上述方法,可依次预报出时间点 t_0, t_1, \dots 时刻的碳含量值 $\hat{C}_0, \hat{C}_1, \dots$.当某一时间点的预报含量值在出钢含量的范围内时,则预报结束.通过第一次预报,可以初步计算出出钢时间和终点的碳含量

3.2 误差校正

在全熔结束后,可按上述方法进行第一次预报.此时,上述5个输入参数并不能全部获得准确信息,如吨钢耗电量必须在全部合金料添加完毕,最后一次停电后才能获得准确值.因此,第一次预报时所代入的估计值与实际值必然会有有一定的偏差.为减少最终预报结果的误差,需要在最后一次停电后进行二次预报

为了简化计算,二次预报时不需要重新建立神经网络.首先选出与第一次预报时有偏差的输入量.除了吨钢耗电量外,由式(2)计算出的精炼时间也

会随着改变而产生偏差 二次预报的输入参数为电耗值与精炼时间的偏差 将两项偏差直接代入经过线性化的网络,即可快速而准确地得出二次预报值

设RBF网络的输出

$$y = \sum_{i=1}^m \omega_i \Phi_i \quad (3)$$

其中

$$\Phi_i = e^{-\frac{1}{2\sigma_i^2} (x - c_i)^2} \quad (4)$$

将该网络线性化,求出输出偏差与输入偏差的关系

$$\Delta y = \sum_{j=1}^k \frac{\partial y}{\partial x_j} \Delta x_j = \sum_{j=1}^k \left[\sum_{i=1}^m \omega_i \Phi_i \left(-\frac{1}{\sigma_i} \right) (x_j - c_i) \right] \Delta x_j \quad (5)$$

最终可得二次预报的输出值

$$\hat{y}_2 = \hat{y}_1 + \Delta y, \quad (6)$$

其中 \hat{y}_1 为第一次预报的输出值

采用上述方法对真空感应炉的终点碳含量进行预报,可在第一次预报时初步计算出冶炼到达终点的时间和终点的碳含量,再经过二次预报进行误差校正,使得结果更加精确

4 实验结果与分析

从某钢厂 3 t/6 t 真空感应炉的现场数据中采集到 120 炉数据,用本文提出的方法进行预报 取其 中 90 炉作为训练数据,建立预报模型 训练时,确定

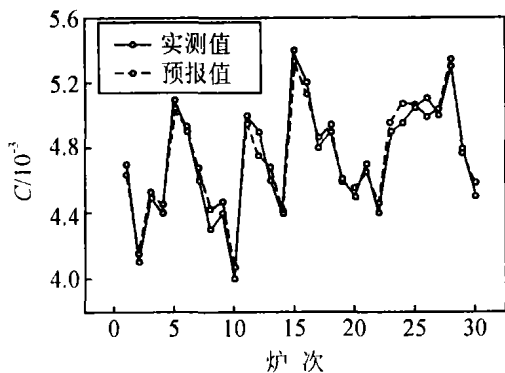


图1 一次预报结果

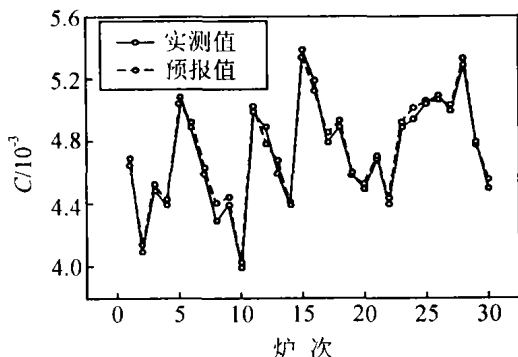


图2 二次预报结果

最佳的网络隐含节点为 25 个,训练次数为 112 次 以此模型为基础,预报其他 30 炉的终点碳含量

图 1 和图 2 分别给出了一次预报结果和经过误差校正后的二次预报结果 由图可以看出,将预报误差设定在 $|\Delta C| < 0.001$ 时,第一次预报碳含量的命中率为 87% 经过校正后,二次预报碳含量的命中率提高到 93% 该方法比文献[1, 2]提出的预报方法精度有所提高,并且算法简单,易于实现

5 结 论

终点碳含量是炼钢过程的一个重要工艺参数,精确预报碳含量对于炼钢过程具有重要意义 本文采用RBF神经网络对真空感应炉的终点碳含量进行预报,建立的模型结构简单,能及时准确地预报出钢液中碳的含量,对实际生产过程具有一定的借鉴作用

参考文献(References)

- [1] 孙培林 电炉炼钢学[M] 北京:冶金工业出版社,1992: 182-275
(Shun P L. *Steel-smelting of Electric Furnace* [M] Beijing: Metallurgical Industry Press, 1992: 182-275)
- [2] 王顺晃,杜大川,刘宏才,等 顶底复吹转炉的计算机控制[J] 北京科技大学学报,1992,14(5): 563-568
(Wang S H, Du D C, Liu H C, et al Computer Control Strategy for Top-bottom Composite Blown Converter Steelmaking [J] *J of Beijing University of Science and Technology*, 1992, 14(5): 563-568)
- [3] 丁容,刘浏 转炉炼钢过程人工智能静态控制模型[J] 钢铁,1997,32(1): 22-26
(Ding R, Liu L. Artificial Intelligence Static Control Model in Converter Steelmaking [J] *Iron and Steel*, 1997, 32(1): 22-26)
- [4] Chai J, Jiang Q Y, Cao Z K. Function Approximation Capability and Algorithms of RBF Neural Networks [J] *Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 2002, 15(3): 310-315
- [5] Zhu Q M, Cai Y, Liu L Z. A Global Learning Algorithm for a RBF Network [J] *Neural Networks*, 1999, 12(3): 527-540
- [6] In ran Tasadduq, Shafiqur Rehman, Khaled Bubshait. Application of Neural Networks for the Prediction of Hourly Mean Surface Temperatures in Saudi Arabia [J] *Renewable Energy*, 2002, 25(4): 545-554
- [7] Li A J, Li H J, Li K Z, et al Applications of Neural Networks and Genetic Algorithms to CVI Processes in Carbon/Carbon Composites [J] *Acta Materialia*, 2004, 52(2): 299-305

(下转第 216 页)

表1 仿真计算结果

编号	聚类分解算法($K=6$)					T/s	启发式算法			分块划分($K=4$)	
	SI^1	NB^1	SI^2	SI^3	NB^3		SI	NB	T/s	SI	T/s
1	- 1.38	18	6.21	-	-	240	5.86	23	12	5.87	1.208
2	- 3.38	17	6.04	-	-	440	5.74	24	16	5.77	1.606
3	- 4.19	17	5.79	6.3	18	200	5.98	27	13	5.16	1.455
4	- 13.1	20	5.98	6.5	21	340	5.83	27	13	6.26	2.739
5	- 7.8	18	5.13	6.01	19	250	6.21	27	26	5.53	9.398
6	0.13	13	3.52	6.77	19	350	6.13	27	26	4.37	2.103
7	6.27	18	6.91	-	-	160	6.08	29	15	6.92	2.458
8	- 9.07	20	6.43	-	-	1.370	5.76	22	14	5.53	4.436
9	- 1.11	18	4.68	6.32	19	580	6.14	29	25	4.30	2.210
10	- 8.37	20	7.18	6.21	21	290	5.96	24	13	5.96	1.806

6 结 语

利用聚类分解,可将大规模W-BSF问题分成可以实际求解的小规模问题。通过相关性分析,聚类分解比直接按区域分块划分得到的各子问题的相关性有所降低。经过比较,基于聚类分解的算法效果较好。 K 均值聚类算法的结果与初始值有关系,并且容易陷入极小点。如何采用更有效的聚类算法来提高分解效果,还需要深入研究。本文采用的网络规划模型比较简单,在今后的研究中应考虑更完善的规划模型,以满足W-CDMA无线网络规划的实际需要。

参考文献(References)

- [1] Edoardo Amaldi. Planning UMTS Base Station Location: Optimization Models with Power Control and Algorithms[J]. *IEEE Trans on Wireless Communication*, 2003, 2(5): 939-952.
- [2] Wright M. H. Optimization Methods for Base Station Placement in Wireless Applications[A]. *Proc of 1998 Vehicular Technology Conf* [C]. Ottawa, 1998: 11513-11517.
- [3] Molina A., Athanasiadou G. E., Nix A. R. The Automatic Location of Base-stations for Optimized Cellular Coverage: A New Combinatorial Approach [A]. *IEEE*

Vehicular Technology Conf [C]. Amsterdam, 1999: 606-610.

- [4] Tutschku K., Leibnitz K., Phuoc T. G. ICEPT- An Integrated Cellular Network Planning Tool[A]. *IEEE Vehicular Technology Conf* [C]. Phoenix, 1997: 765-769.
- [5] Matthias Gabta, Christian GlaSer, Steffen Reith. A Polynomial-time Approximation Scheme for Base Station Positioning in UMTS Networks[A]. *Proc of the 5th Int Workshop on Discrete Algorithms and Methods for Mobile Computing and Communications* [C]. Rome, 2001: 52 - 59.
- [6] 行小帅, 焦李成. 数据挖掘的聚类方法[J]. *电路与系统学报*, 2003, 8(1): 59-67.
- (Xing X. S., Jiao L. C. Clustering Method in the Field of Data Mining [J]. *J of Circuits and Systems*, 2003, 8(1): 59-67.)
- [7] 张潜, 高立群, 胡祥培, 等. 物流配送路径多目标优化的聚类-改进遗传算法[J]. *控制与决策*, 2003, 18(4): 418-422.
- (Zhang Q., Gao L. Q., Hu X. P., et al. Research on Multi-objective Vehicle Routing Problem of Optimization Based on Clustering Analysis and Improved Genetic Algorithm [J]. *Control and Decision*, 2003, 18(4): 418-422.)

(上接第212页)

- [8] Sanghamitra Bandyopadhyay, Ujjwal Maulik. An Evolutionary Technique Based on K -means Algorithm for Optimal Clustering in R^N [J]. *Information Sciences*, 2002, 146(1-4): 221-237.
- [9] Moody J., Darken C. Fast Learning in Networks of Locally-tuned Processing Units[J]. *Neural Computation*,

1989, 1(2): 281-294.

- [10] 王旭东, 邵惠鹤. RBF神经网络理论及其在控制中的应用[J]. *信息与控制*, 1997, 26(4): 272-284.
- (Wang X. D., Shao H. E. The Theory of RBF Neural Network and Its Application in Control [J]. *Information and Control*, 1997, 26(4): 272-284.)