

# 神经网络快速预测蠕墨铸铁的性能

吴和保<sup>1</sup>, 李晓微<sup>1</sup>, 龙玉阳<sup>1</sup>, 张亚平<sup>1</sup>, 樊自田<sup>2</sup>, 蔡安克<sup>3</sup>, 董选普<sup>2</sup>

(1. 武汉工程大学机电工程学院, 湖北 武汉 430074;

2. 华中科技大学材料科学与工程学院, 湖北 武汉 430074;

3. 中国一拖集团有限公司工艺材料研究所, 河南 洛阳 471003)

**摘 要:**蠕墨铸铁具有优异的力学性能、铸造性能、抗热疲劳和耐磨性能,是大功率柴油发动机缸体的理想合金材料。蠕墨铸铁容易受到生产工艺因素的影响,蠕化率难以控制,必须依靠炉前快速分析技术加以严格控制。以蠕墨铸铁的化学成分和力学性能为研究对象,在大量实验数据的基础上,采用 Matlab 软件中的误差反向传播算法神经网络工具箱,通过二次开发建立了一个基于热分析的预测网络,实现蠕墨铸铁性能的炉前化学成分和力学性能的快速预测,并与理化实测数据进行分析对比。结果表明,神经网络能充分逼近复杂的非线性系统,准确快速地预测蠕墨铸铁的化学成分和力学性能,有利于蠕墨铸铁的蠕化率、化学成分和力学性能的炉前快速监控,确保蠕化处理效果的稳定性,提高产品质量,降低铸铁的生产成本。

**关键词:**神经网络;蠕墨铸铁;热分析

**中图分类号:**TG255

**文献标识码:**A

**doi:**10.3969/j.issn.1674-2869.2013.10.013

## 0 引 言

蠕墨铸铁的石墨形态介于片状石墨和球状石墨之间,所以力学性能也介于灰铸铁和球墨铸铁之间,如抗拉强度、伸长率、弯曲疲劳强度优于灰铸铁,同时,蠕墨铸铁的断面敏感性较普通灰铸铁小得多,故其具有优异的抗磨损、抗热疲劳以及较高的弹性模量和抗变形能力<sup>[1-2]</sup>。但是,采用蠕墨铸铁生产的柴油发动机缸体尚存在对原铁液的含硫量、合金残留量等参数大小的设定问题<sup>[3-6]</sup>。所以加强炉前成分快速检测和性能预测即成为缸体类蠕墨铸铁质量控制的技术关键。

炉前热分析法是铁液质量控制的主要方法,其基本原理是根据铁液冷却凝固温度特征参数检测化学成分和力学性能预测<sup>[7-8]</sup>。由于受到生产条件和原材料质量的影响,传统热分析仪通过多元线性回归模型进行检测的精度难以适应蠕墨铸铁严格的工艺条件的要求<sup>[8-11]</sup>。为了解决热分析仪内部数据模型的局限性,有必要寻求一种能够具有自学习、自训练能力的建模方法。

反向传播网络(Back-Propagation neural network,简称 BP 神经网络)具有较强的自适应性、自学习能力以及非线性映射能力,能逼近任何

非线性系统<sup>[10-14]</sup>。本文提出了一种基于 BP 神经网络的蠕墨铸铁性能快速预测的方法,并结合实验温度数据进行分析对比,为开发新一代智能化蠕墨铸铁炉前快速分析系统奠定基础。

## 1 面向蠕墨铸铁炉前快速分析的 BP 神经网络模型

### 1.1 热分析模型的构建

BP 网络是一种前馈神经网络,具有误差反向传播功能,是一种分层型的多层网络,层与层之间多采用全连接的方式,具有输入层、隐含层和输出层,其信息是从输入层流向隐含层至输出层,每一层的权值可以通过学习来调整,同一层单元之间不存在相互连接。BP 网络是一种自监督式学习,在确定了 BP 网络结构后,便可通过对输入和输出样本进行网络训练,当实际输出与期望输出不相符时,便进入了误差的反向传播阶段。周而复始的信息正向传播和误差反向传播过程,是各层权值和阈值不断调整的过程,也是 BP 网络训练的过程,此过程一直进行到网络输出的误差减少到可以接受的程度为止。

根据热分析理论和在企业生产现场采集的大量数据基础上建立的数学物理模型可以看出,铸

收稿日期:2013-10-14

**作者简介:**吴和保(1963-),男,湖北麻城人,教授,博士。研究方向:金属凝固理论及其数值模拟、金属表面处理与防护、液态金属精确成型、金属雾化制粉、材料自动化检测与控制。

铁的主要化学成分(如碳含量、硅含量)和力学性能(如抗拉强度和布氏硬度)与特征温度(液相线温度  $T_L$ 、共晶转变温度  $T_E$ 、过冷度  $\Delta T$ )有一定的关系,所以选取蠕墨铸铁的液相线温度  $T_L$ 、固相线温度  $T_E$ 、过冷度  $\Delta T$  这三个特征值作为网络的输入向量,网络的输出向量分别为 C%、Si%、HB 和  $\sigma_b$ 。隐层节点根据经验可以参照以下公式进行设计:

$$L = \sqrt{n+m+a}$$

式中,  $L$  为隐含层节点数;  $n$  为输入节点数;  $m$  为输出节点数;  $a$  可以在 1~10 之间进行调节的常数。隐含层神经元数取为 12。这样构建了两个基于热分析法的人工神经网络,如图 1 所示。

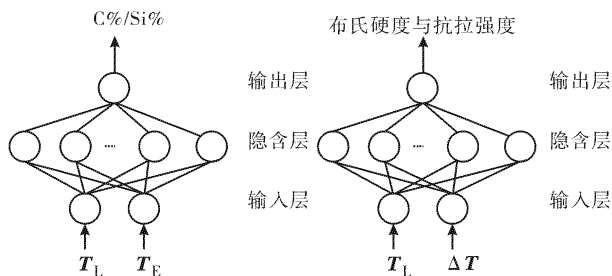


图 1 基于热分析法的 BP 神经网络模型

Fig. 1 BP network model which based on thermal analysis method

## 1.2 训练样本的选取

以中国一拖集团公司第一铸铁厂铸造车间的蠕墨铸铁的铁液冷却凝固过程中的温度数据作为样本,从铸件稳定生产的大量检验报告中,选取 45 组数据作为网络训练样本,10 组作为训练后的检验样本。

## 1.3 数据预处理

由于参加训练的数据较多且分散,为保证网络在训练过程中收敛,在训练之前,须对输入量进行归一化处理,使输入与输出变量的值处于  $[-1, 1]$  之间。具体做法是:取一组数中的最大值为  $X_{\max}$ ,最小值为  $X_{\min}$ ,则归一化前该数据中的  $X_i$  在处理后的值为:

$$X_n = [2 \cdot (X_i - X_{\min}) / (X_{\max} - X_{\min})] - 1$$

## 1.4 网络结构参数的确定

采用 MATLAB 软件编写 BP 网络模型程序,取训练显示间隔  $s=50$ ,初始动量  $m_c=0.9$ ,初始学习率  $=0.05$ ,最大训练次数  $\text{epochs}=2000$ ,训练误差  $\text{err\_goal}=0.001$ 。

## 2 BP 神经网络预测结果与分析

采用实验测得的 10 组热分析数据作为检验

样本,对已经训练好了的 BP 网络进行预测,分别得出蠕墨铸铁 C%、Si%、 $\sigma_b$  和布氏硬度的实测值与网络预测值的比较图,如图 2~5 所示,同时可以得出实测值与预测值的相对误差值,如表 1 所示。

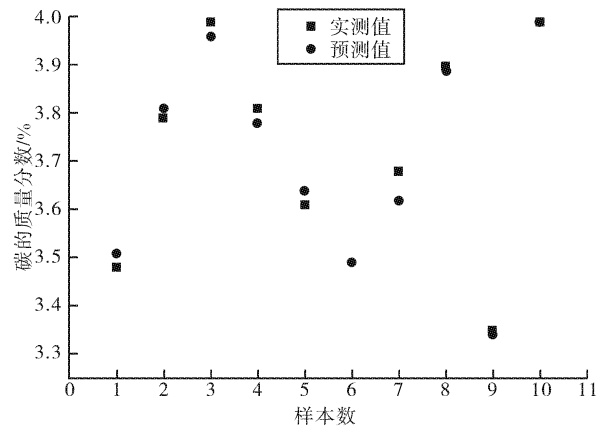


图 2 蠕墨铸铁中 C 的质量分数实测值与预测值的比较

Fig. 2 Comparison between measured values and predictive values of Carbon content in vermicular graphite cast iron

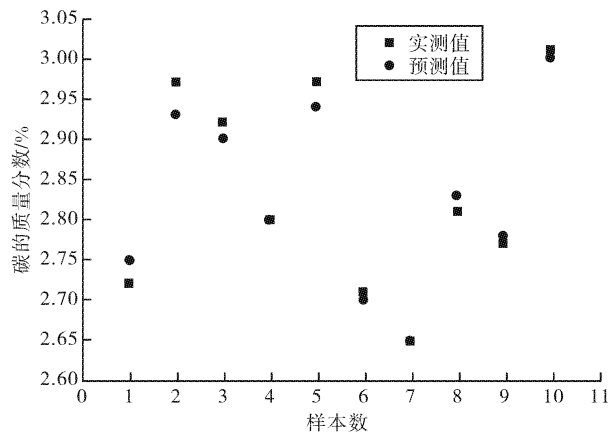


图 3 蠕墨铸铁中 Si 的质量分数实测值与预测值的比较

Fig. 3 Comparison between measured values and predictive values of Silica content in vermicular graphite cast iron

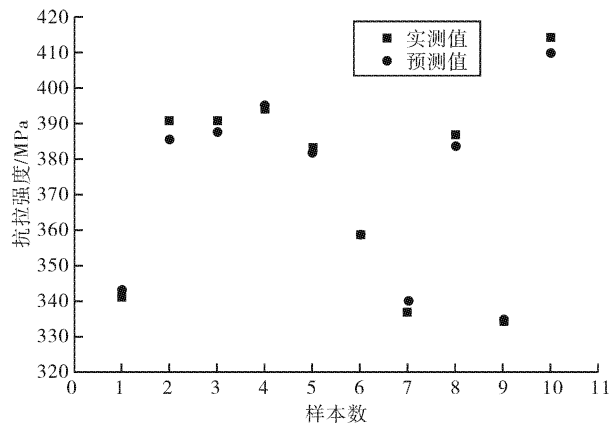


图 4 蠕墨铸铁  $\sigma_b$  实测值与预测值的比较

Fig. 4 Comparison between measured values and predictive values of Tensile strength in vermicular graphite cast iron

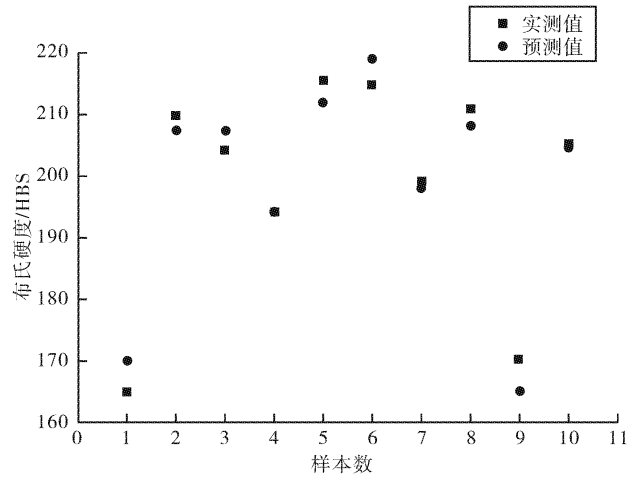


图 5 蠕墨铸铁的布氏硬度实测值与预测值比较

Fig. 5 Comparison between measured values and predictive values of hardness in vermicular graphite cast iron

表 1 蠕墨铸铁预测值与实测值对比

Table 1 Comparison between measured values and predictive values of vermicular graphite cast iron

样本号	碳的质量分数/%			硅的质量分数/%			
	实测值	预测值	相对误差	实则值	预测值	相对误差	
1	3.48	3.51	0.85	2.72	2.75	1.09	
2	3.79	1.81	0.52	2.97	2.93	−1.37	
3	3.99	3.96	−0.76	2.92	2.90	−0.69	
4	3.81	3.78	−0.79	2.80	2.80	0	
5	3.61	3.64	0.82	2.97	2.94	−1.02	
6	3.50	3.49	−0.29	2.71	2.70	−0.37	
7	3.68	3.62	−1.66	2.65	2.65	0	
8	3.90	3.69	−0.26	2.81	2.83	0.71	
9	3.35	3.34	−0.30	2.77	2.78	0.36	
10	3.99	3.99	0	3.01	3.00	−0.33	
平均相对误差			−0.187	平均相对误差			−0.162

样本号	抗拉强度/MPa			布氏硬度/HBS			
	实测值	预测值	相对误差	实则值	预测值	相对误差	
1	341.3	343.2	0.55	165.0	170.0	2.94	
2	390.9	385.6	−1.37	209.8	207.3	−1.21	
3	391.0	387.7	−0.85	204.2	207.3	1.50	
4	394.1	395.4	0.33	194.1	194.1	0	
5	383.4	381.9	−0.39	215.4	211.8	−1.70	
6	358.8	358.9	0.03	214.6	218.9	1.96	
7	337.0	340.2	0.94	199.1	198.0	−0.56	
8	387.0	383.8	−0.83	210.9	208.1	−1.35	
9	334.4	334.9	0.15	170.0	165.1	−2.97	
10	414.4	410.1	−1.05	205.2	204.7	−0.24	
平均相对误差			−0.249	平均相对误差			−0.163

由表 1 可以看出,基于 BP 神经网络的炉前快速分析仪对碳含量、硅含量、抗拉强度和布氏硬度的预测的相对误差比较小,且误差波动较小,其中碳含量平均相对误差为 $-0.187\%$ ,硅含量平均相对误差为 $-0.162\%$ ,抗拉强度平均相对误差为 $-0.249\%$ ,布氏硬度平均相对误差为 $-0.163\%$ ,符合炉前快速分析的精度要求.同时,不需要人为的事先设定预测模型,只需要通过 BP 网络的训练学习就可以获得碳含量、硅含量、抗拉强度、布氏硬度与  $T_L$ 、 $T_E$ 、 $\Delta T$  之间的隐性关系,不仅可以消除建模对以往经验的依赖,而且可以降低人为选定函数不准确所带来的误差,当原材料成分发生波动时,BP 神经网络能充分发挥自适应能力强的特性,实现神经网络的跟踪修正,提高炉前成分和力学性能预测的准确性,为控制蠕墨铸铁生产过程质量控制奠定了良好的技术基础.

### 3 结 语

通过构建并调试蠕墨铸铁的 BP 网络模型,可得出以下结论:

a. 本文采用了两个 BP 网络模型分别用于蠕墨铸铁的 C%、Si% 以及抗拉强度和布氏硬度的预测,通过输入 45 组训练样本,采用误差反传法对网络模型进行训练,建立了网络输入-输出之间的映射关系,从而得出平均相对误差分别为 $-0.187\%$ 、 $-0.162\%$ 、 $0.249\%$ 和 $-0.163\%$ ,预测精度高.

b. 基于 BP 神经网络的建模方法对铸铁性能进行快速预测是可行的.由于模型本身具有自学习能力、自适应能力以及非线性映射能力,所以当生产原材料或生产环境条件发生改变时,只需提供足够的数据样本对原模型进行重新学习训练,网络即可自行地开始测试.因此,采用 BP 神经网络的新型热分析仪比传统的热分析仪具有更强的可推广性,同时也对生产过程中的铸件质量控制具有一定的指导意义.

### 致 谢

在系统开发的过程中,对于华中科技大学材料成型与模具国家重点实验室和中国一拖集团公司材料研究所提供的实验和现场测试工作的帮助,在此表示衷心的感谢!

### 参考文献:

[1] 杨永录,赵志康,朱玉乐,等.蠕墨铸铁缸体试验研究[J].现代铸铁,2006(1):66-68.

- YANG Yong-lu, ZHAO Zhi-kang, ZHU Yu-le, et al. Development of Vermicular Iron Cylinder Block [J]. Modern cast iron, 2006(1): 66-68. (in Chinese)
- [2] Guesser W, Schroeder T, Dawson S. Production Experience With Compacted Graphite Iron Automotive Components [J]. AFS Transactions, 2001(71): 1211-1216.
- [3] Dawson S, Schroeder T. Practical Applications for Compacted Graphite Iron [J]. AFS Transactions, 2004(47): 129-127.
- [4] 陈位铭,金胜灿.蠕墨铸铁 CA6110 柴油机缸体的试验研究[J].铸造技术,2006(4):341-343.
- CHEN Wei ming, JIN Sheng-can. Experimental Study on Compacted Graphite Iron CA6110 Diesel Engine Cylinder Block [J]. Foundry Technology, 2006(4): 341-343. (in Chinese)
- [5] 李元松,李新平.小波神经网络在高陡边坡位移预测中的应用[J].武汉工程大学学报,2010,32(9): 38-42.
- LI Yuang-song, LI Xin-ping. The application of wavelet neural network on displacement predicting for wigh steep slope [J]. Wuhan Institute of Technol-ogy, 2010, 32(9): 38-42. (in Chinese)
- [6] 邱汉泉,陈正德.中国蠕墨铸铁 40 年(二)[J].中国铸造装备及技术,2006(2):2-7.
- QIU Han-quan, CHEN Zheng-de. The 40 Years of Vermicular Graphite Cast Iron in China [J]. China Foundry Mahinery & Technology, 2006(2): 2-7. (in Chinese)
- [7] 李炳华,杜欣.蠕墨铸铁在柴油机部件上的应用[J].现代铸铁,2007(3):68-71.
- LI Bing-hua, DU Xin. The application of vermicular iron in diesel engine parts [J]. Modern cast iron, 2007(3): 68-71. (in Chinese)
- [8] 从爽.面向 MATLAB 工具箱的神经网络理论与应用 [M].北京:中国科技大学出版社:45-62.
- CONG Shuang. Neural network theory and application for MATLAB toolbox [M]. Beijing: University of Science and Technology of China Press: 45-62. (in Chinese)
- [9] 夏善木,李大勇.用于铸铁力学性能快速预测的人工神经网络[J].应用科学,2002,20(3):309-312.
- XIA Shan-mu, LI Da-yong. The Network for Fast Predict ion of Mechanical Properties of Cast Iron [J]. Jouranal of applied sciences, 2002, 20(3): 309-312. (in Chinese)
- [10] 王玉国,李学京.用 BP 神经网络预测铸铁的性能 [J].计算机应用,2006(1):70-72.
- WANG Yu-guo, LI Xue-jing. Using BP Ar tificial Neutr al Networks to For ecast Proper ties of Cast

- Iron[J]. computer application, 2006(1): 70-72. (in Chinese)
- [11] 廖文东. 基于 BP 神经网络蠕墨铸铁性能建模及其应用[D]. 上海:上海交通大学, 2009.  
LIAO Wen-dong. Modeing On The Characteristics of Vermicular Graphite Cast Iron and It's Application Based On The BP Neural Network[D]. Shanghai:Shanghai Jiao Tong University, 2009. (in Chinese)
- [12] 朱先勇, 刘耀辉. 基于 BP 神经网络的球墨铸铁组织和力学性能预测 [J]. 湖南大学学报, 2007, 34(10): 74-77.  
ZHU Xian-yong, LIU Yao-hui. Prediction of the Microst ructural and Mechanical Properties of Pearlite Nodule Cast Iron Based on Bp Neut ral Netw ork[J]. Journal of Hunan University, 2007, 34(10): 74-77. (in Chinese)
- [13] 曾怡丹, 曲洁. 基于 BP 神经网络的铁液碳、硅含量预测 [J]. 中国铸造装备与技术, 2010(6): 17-20.  
ZENG Yi-dan, QU Jie. Prediction of Carbon and Silicon Content in Molten Iron Based on BP Neural Networks [J]. China Foundry Mahinery & Technology, 2010(6): 17-20. (in Chinese)
- [14] 邱东, 祁晓钰. 基于神经网络的高炉铁水硅含量预报模型的研究[J]. 冶金分析, 2009, 29(2): 49-52.  
QIU Dong, QI Xiao-yu. Study on prediction model of silicon content in blast furnace liquid iron based on neural network[J]. Metallurgical Analysis, 2009, 29(2): 49-52. (in Chinese)
- [15] 刘文曾, 郭亚辉, 蔡安克, 等. 缸体用蠕墨铸铁生产工艺的研究[J]. 中国铸造装备与技术, 2009(6): 37-39.  
LIU Wen-zeng, GUO Ya-hui, CAI An-ke, et al. A Study of Vermicular Graphite Cast Iron Technology to Produce CyHnder Block [J]. China Foundry Mahinery & Technology, 2009 (6): 37-39. (in Chinese)
- [16] 蔡安克, 吴和保, 夏志全, 等. 新型蠕化剂加入量对柴油发动机缸体材料蠕墨铸铁的组织与性能的影响[J]. 中国机械工程, 2010(7): 868-871.  
CAI An-ke, Wu He-bao, XIA Zhi-quan, et al. Effect of New Vermicular Agent on Microstucture and Properties of Compacted Graphite Iron for Diesel Engine Cylinder Block [J]. China Mechanical Engineering, 2010(7): 868-871. (in Chinese)

## Fast prediction of vermicular graphite cast iron property based on Back Propagation neutral network

WU He-bao<sup>1</sup>, LI Xiao-wei<sup>1</sup>, LONG Yu-yang<sup>1</sup>, ZHANG Ya-ping<sup>1</sup>, FAN Zi-tian<sup>2</sup>, CAI An-ke<sup>3</sup>, DONG Xuan-pu<sup>2</sup>

(1. School of Mechanical and Electrical Engineering, Wuhan Institution of Technology, Wuhan 430074, China;

2. School of materials science and engineering of Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China;

3. Technology and Material Research Institute of Yi Tuo Group Co., Ltd, Luoyang 471003, China)

**Abstract:** Vermicular Graphite Cast Iron is the ideal alloy for high-power diesel engine block for its excellent mechanical property, casting performances, thermal fatigue resistance and great wearability. The chemical composition and mechanical properties of Vermicular Graphite Cast Iron were researched. The secondary development which is involved in Back Propagation neural network toolbox of Matlab software was used to set up a thermal analysis predicting network based on experimental data. The rapid prediction of chemical composition and mechanical properties of Vermicular Graphite Cast Iron was achieved through the secondary development. Compared with physical measurement data, the results show that chemical composition and mechanical properties of Vermicular Graphite Cast Iron is quickly and accurately predicted by Back Propagation neural network which is approximate to the complex non-linear system. So vermicular iron vermicularity, chemical composition and properties of Vermicular Graphite Cast Iron can be rapidly monitored to ensure the stability of the vermicularizing treatment, to improve the product quality and to reduce the cost of production.

**Key words:** Back Propagation neural network; compacted graphite iron; thermal analysis

本文编辑: 陈小平