

辊底式热处理炉钢板温度监测系统研究

何庆中¹, 刘延龄², 刘朝涛³

(1.四川理工学院机电工程系, 四川 自贡 643000;

2.重庆大学机械工程学院, 重庆 400044; 3.重庆大学自动化学院, 重庆 400044)

摘要: 文章应用 BP 神经网络技术, 探讨辊底式连续热处理加热炉钢板温度监测系统方案的可行性, 提出串行网络设计思想和方法, 在对各炉膛温度与被加热钢板温度之间预先寻求权值函数的基础上, 将各炉膛 BP 神经网络串联构成热处理加热炉的 BP 神经网络监测系统, 进一步寻求整个热处理炉各炉膛温度与钢板最终温度之间的权值函数(数学模型), 作为热处理炉钢板温度检测系统的传递函数。该方案的特点是系统权值函数的逼近速度更加快捷, 稳定性更好, 系统硬件构成简单, 加之引用加热温度的梯度预知限定条件, 可防止权值函数掉入局部最优缺陷的学习失败。

关键词: 加热炉; 温度检测; BP 神经网络

中图分类号: TF325.65

文献标识码: A

1 热处理加热炉钢板温度检测现状

某厂热处理加热炉已使用近 20 年, 虽经多次改进, 也在钢板热处理加热工艺方面探索和总结出许多成功有效的方法, 但对钢板加热过程中的温度监测, 目前还未完全满足各型钢板的工艺要求。目前基本上采用炉温来间接的控制调节钢板温度, 加之钢板表面存在氧化层, 将影响出炉口的红外线温度传感器的检测精度, 故其检测温度误差较大, 使钢板热处理质量极为不稳定, 有待进一步改进完善, 以满足各型钢板的工艺要求。由此提出针对加热过程中钢板温度监控系统的研究改造课题。

2 现有热处理加热炉的技术状态

该加热炉为辊底卧式燃气加热炉, 以天然气为燃料。炉内有效面积 28442×2552 (长 \times 宽); 分四段加热保温, 加热保温最高温度可达 930°C 。加热 1、加热 2 和保温 2 内均有炉顶温度传感器和炉侧温度传感器各 1 只, 保温 1 内则有炉顶温度传感器和炉侧温度传感器各 2 只, 炉左侧出口处有 1 红外线温度传感器检测钢板温度; 辊轴组传送和摆动钢板, 可使钢板在加热保温过程中温度具有更好的均匀性。加热工艺过程见表 1、加热工艺流程见图 1。

表 1 加热工艺过程

炉内 钢板数	加热工艺过程 (一块钢板)	不同工序, 钢板 处于炉内位置	温度传感器
四块	① 加热 1	加热炉膛 1	加热 1 温度传感器
	② 加热 2	加热炉膛 2	加热 2 温度传感器
	③ 保温 1	保温炉膛 1	保温 1 温度 传感器 1 [#] , 2 [#]
	④ 保温 2	保温炉膛 2	保温 2 温度传感器

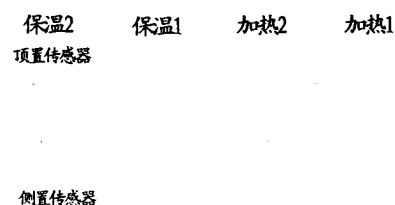


图 1 加热工艺流程

收稿日期: 2006-10-30

基金项目: 重庆市科学技术委员会重点攻关项目项目(2001-6698#)

作者简介: 何庆中(1962-), 男, 四川自贡人, 教授, 硕士, 主要研究方向为机电设备现代设计与制造方法。

从现有热处理加热炉的技术状态看,直接检测被加热钢板温度困难,要实现钢板温度监测的关键技术在于如何建立炉膛温度与钢板温度的数模关系。

3 钢板温度监测系统的方案确定

热处理加热炉中钢板温度的监测问题,属典型的“黑箱问题”,采用计算机智能控制理论,建立 BP 神经网络模型,经自组织、自学习建立监测系统的数模函数关系的方法,在加热炉监测与控制上,已有许多成功的应用。故本钢板温度监测系统的方案确定也采用计算机智能控制理论与神经网络控制技术。

3.1 钢板温度监测方案的 BP 神经网络构成

该加热炉钢板温度监测方案确定的 BP 神经网络是在各炉膛 BP 神经网络的基础上,由前一炉膛 BP 神经网络的计算获得的钢板输出温度,作为下一炉膛 BP 神经网络钢板的输入温度,串联形成监测系统的 BP 神经网络。钢板加热过程监测方案的 BP 神经网络构成如图 2。

3.2 各炉膛钢板温度监测 BP 神经网络构成的假设条件

假设各炉膛中加热气体燃烧时炉膛温度升高相互之间没有影响,不影响各炉膛加热 BP 神经网络经自学习所构成的权值函数矩阵,所产生的钢板温度计算误差,由钢板输入输出温度参数的采集以各炉膛气体燃烧相互作用的实际条件下获得补偿,故网络权值函数矩阵的确定与炉膛气体燃烧的实际情况相近。

3.3 钢板温度监测 BP 神经网络信息的特性函数确定

每当信息向网络输入时,信息从输入层传至隐含层,再传入输出层输出,每经过一层都要由相应的特性函数进行变换,该特性函数(激励函数)必须是可微的。该方案在信息从输入层传至隐含层时特性函数定义为 S 型函数;信息由隐含层传至输出层时特性函数定义为线性函数(line)。

$$S \text{ 型函数: } S(x) = 1/(1 + e^{-x}) \quad (1)$$

$$S \text{ 型函数的可微特性: } \frac{dS(x)}{dx} = S(x)(1 - S(x)) \quad (2)$$

3.4 BP 神经网络的 BP 算法规则

学习的目的是对网络连接权值矩阵中的权值元素进行调整,使得对任一输入都能得到所期望的输出,且输出值与期望值的误差的平方和最小,作为判定学习程度和质量好坏的主要依据,同时也要防止权值函数调整掉入局部最优的缺陷状态,产生不合理的权值矩阵函数。

BP 网络算法的学习步骤:

- (1) 确定初始权值矩阵列。
- (2) 从训练样例集中取一样例组,把输入信息输入 BP 神经网络。
- (3) 由各加热炉膛 BP 神经网络分别计算出各节点的输出。
- (4) 计算各加热炉膛 BP 神经网络的实际输出与期望输出的误差。
- (5) 从各加热炉膛 BP 神经网络输出层反向误差计算到第一隐含层,

按一定原则向小误差方向调整各节点的连接权值。

(6) 对训练样例集中每一样例组重复以上步骤,直到整个训练样例集的误差达到要求时为止,即输出值与期望值的误差的平方和最小,此时的权值矩阵列可作为各层节之间信息传递的传递函数,由输入信息计算输出信息。

3.5 各炉膛钢板温度 BP 神经网络预自组织学习的 BP 算法

3.5.1 BP 神经网络初始权值矩阵的确定

图 3 为每一炉膛 BP 神经网络构成,在进行 BP 神经网络的信息传递和权值矩阵调整学习前,必须事先确定一初始权值矩阵。

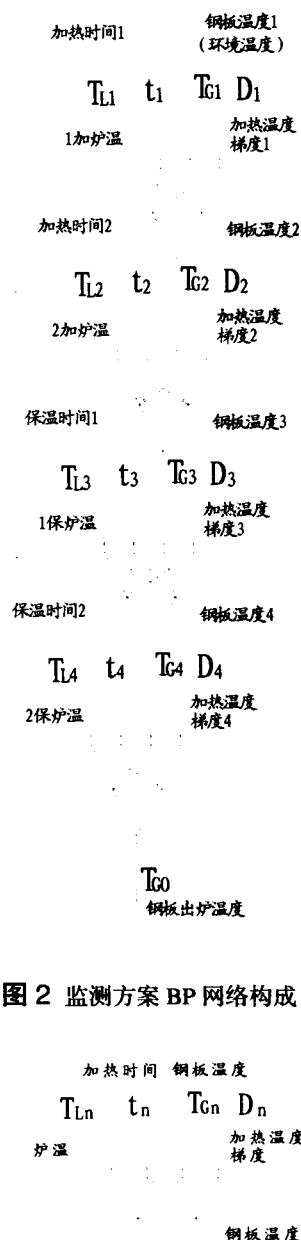


图 2 监测方案 BP 网络构成

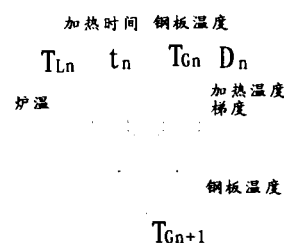


图 3 炉膛 BP 网络构成

$$\begin{Bmatrix} w_{11}^{(0)} & w_{12}^{(0)} & w_{13}^{(0)} & w_{14}^{(0)} \\ w_{21}^{(0)} & w_{22}^{(0)} & w_{23}^{(0)} & w_{24}^{(0)} \end{Bmatrix} \quad (3)$$

$$\{w_{31}^{(0)} \quad w_{32}^{(0)}\} \quad (4)$$

3.5.2 BP 神经网络信息的传递计算

网络信息从输入层到隐含层(第一层到第二层)可得到隐含层各节点的输出值 $\{o_{21}^{(n)} \quad o_{22}^{(n)}\}$ 。

$$\begin{Bmatrix} o_{21}^{(n)} & o_{22}^{(n)} \end{Bmatrix}^T = \begin{Bmatrix} w_{11}^{(0)} & w_{12}^{(0)} & w_{13}^{(0)} & w_{14}^{(0)} \\ w_{21}^{(0)} & w_{22}^{(0)} & w_{23}^{(0)} & w_{24}^{(0)} \end{Bmatrix} \begin{Bmatrix} T_{Ln} \\ t_n \\ T_{Gn} \\ D_n \end{Bmatrix} \quad (5)$$

其中 n 为训练样例组序号 ($n=1, 2, 3, 4, \dots$)。

从隐含层到输出层(第二层到第三层)的输出值钢板温度 $\{T_{G(n+1)}\}$ 。

$$\{T_{G(n+1)}\} = \{w_{31}^{(n-1)} \quad w_{32}^{(n-1)}\} \cdot \begin{Bmatrix} o_{21}^{(n)} \\ o_{22}^{(n)} \end{Bmatrix} \quad (6)$$

3.5.3 BP 神经网络层神经元间相应权值的调整过程

神经元间相应权值的调整是由输出层(网络底层)按各节点元误差之和最小比较逐级往上调整的,调整过程为:输出层反向传递至隐含层的误差函数

$$\begin{Bmatrix} d_{31}^{(n)} \\ d_{32}^{(n)} \end{Bmatrix} = \begin{Bmatrix} (T_{G(n+1)} - y_{33}) \cdot S(o_{21}^{(n)}) \cdot (1 - S(o_{21}^{(n)})) \\ (T_{G(n+1)} - y_{33}) \cdot S(o_{22}^{(n)}) \cdot (1 - S(o_{22}^{(n)})) \end{Bmatrix} \quad (7)$$

故隐含层与输出层各神经元之间权值函数调整为 (η 为常数; y_{ij} 为节点输出的期望值):

$$\begin{Bmatrix} w_{31}^{(n)} \\ w_{32}^{(n)} \end{Bmatrix} = \begin{Bmatrix} w_{31}^{(n-1)} - \eta_{31} \cdot d_{31}^{(n)} \cdot o_{21}^{(n)} \\ w_{32}^{(n-1)} - \eta_{32} \cdot d_{32}^{(n)} \cdot o_{22}^{(n)} \end{Bmatrix} \quad (8)$$

隐含层反向传递至输入层的误差函数

$$\begin{Bmatrix} d_{11}^{(n)} & d_{12}^{(n)} & d_{13}^{(n)} & d_{14}^{(n)} \\ d_{21}^{(n)} & d_{22}^{(n)} & d_{23}^{(n)} & d_{24}^{(n)} \end{Bmatrix} = \begin{bmatrix} d_{31}^{(n)} & 0 \\ 0 & d_{32}^{(n)} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} w_{31}^{(n)} & 0 \\ 0 & w_{32}^{(n)} \end{bmatrix} \begin{Bmatrix} S_1'(T_{Ln}) & S_2'(t_n) & S_3'(T_{Gn}) & S_4'(D_n) \\ S_{21}'(T_{Ln}) & S_{22}'(t_n) & S_{23}'(T_{Gn}) & S_{24}'(D_n) \end{Bmatrix} \quad (9)$$

$$\text{其中: } \begin{Bmatrix} S_1'(T_{Ln}) & S_2'(t_n) & S_3'(T_{Gn}) & S_4'(D_n) \\ S_{21}'(T_{Ln}) & S_{22}'(t_n) & S_{23}'(T_{Gn}) & S_{24}'(D_n) \end{Bmatrix} = \begin{Bmatrix} S_1(T_{Ln})(1-S_1(T_{Ln})) & S_2(t_n)(1-S_2(t_n)) & S_3(T_{Gn})(1-S_3(T_{Gn})) & S_4(D_n)(1-S_4(D_n)) \\ S_{21}(T_{Ln})(1-S_{21}(T_{Ln})) & S_{22}(t_n)(1-S_{22}(t_n)) & S_{23}(T_{Gn})(1-S_{23}(T_{Gn})) & S_{24}(D_n)(1-S_{24}(D_n)) \end{Bmatrix} \quad (10)$$

故输入层与隐含层各神经元之间权值函数调整为:

$$\begin{Bmatrix} w_{11}^{(n)} & w_{12}^{(n)} & w_{13}^{(n)} & w_{14}^{(n)} \\ w_{21}^{(n)} & w_{22}^{(n)} & w_{23}^{(n)} & w_{24}^{(n)} \end{Bmatrix} = \begin{Bmatrix} w_{11}^{(n-1)} & w_{12}^{(n-1)} & w_{13}^{(n-1)} & w_{14}^{(n-1)} \\ w_{21}^{(n-1)} & w_{22}^{(n-1)} & w_{23}^{(n-1)} & w_{24}^{(n-1)} \end{Bmatrix} - \begin{Bmatrix} \eta_1 \cdot d_{11}^{(n)} T_{Ln} & \eta_2 \cdot d_{12}^{(n)} t_n & \eta_3 \cdot d_{13}^{(n)} T_{Gn} & \eta_4 \cdot d_{14}^{(n)} D_n \\ \eta_{21} \cdot d_{21}^{(n)} T_{Ln} & \eta_{22} \cdot d_{22}^{(n)} t_n & \eta_{23} \cdot d_{23}^{(n)} T_{Gn} & \eta_{24} \cdot d_{24}^{(n)} D_n \end{Bmatrix} \quad (11)$$

至此完成了一组训练样例组的调整学习,再将这一权值矩阵作为下一组训练样例组调整学习的初始权值矩阵。

3.5.4 炉膛钢板温度 BP 神经网络权值矩阵向量的预学习调整过程

对任一炉膛而言,在一组训练样例组完成信息传递和神经元之间权值函数调整后,提取下一组训练样例组重复 3.5.2 项、3.5.3 项过程,直到输出层各节点的输出值与前一次训练的输出值的误差满足炉膛

网络的预学习要求的权值矩阵(传递函数)为止,便完成了单个炉膛 BP 网络权值矩阵函数的预学习,该权值矩阵函数可作为进一步确定系统 BP 神经网络的传递函数,它有利于加速系统 BP 网络自主学习获得系统权值函数的速度。

3.6 监测系统 BP 神经网络权值矩阵函数的确定

3.6.1 监测系统 BP 神经网络权值矩阵函数的组成

以各炉膛预学习获得的权值矩阵函数作为串联构成的监测系统各炉膛的 BP 神经网络的初始权值矩阵集,进一步用输入输出样本集,对监测系统的 BP 神经网络进行系统权值函数矩阵的学习训练,此时,将上一炉膛 BP 神经网络学习训练获得的钢板温度输出作为下一炉膛 BP 神经网络学习训练的钢板温度输入,各输出温度应落入要求的温度范围内,否则,可认为已落入局部最优的误差范围内,学习训练失败,应重新学习训练。

3.6.2 系统 BP 神经网络权值矩阵函数获得的学习训练过程

(1) 学习训练样例集的组成

每一学习训练样例组由各炉膛的炉温 TL_i 、钢板在各炉膛内加热时间 t_i 和温升梯度 Di 、钢板进入加热炉膛 1 的初始温度 TG_1 、钢板最终出炉温度 TGO 、各炉膛输出钢板温度的限制范围 $T1i \sim T2i$ 等组成。

(2) 钢板温度监测系统的信息传递过程

整个学习训练过程是以炉膛为基础进行学习训练的,信息的传递也由加热炉膛 1 到保温炉膛 2 逐级递推实现,炉膛信息的联系由钢板温度 TG_i 相连。在钢板温度的测算过程中,应对各炉膛输出钢板温度做如下判定,以防止信息传递落入局部最优的缺陷状态。

$$|TG_i - YG_i| \leq \varepsilon_i \quad T1i < TG_i < T2i$$

式中: YG_i ——炉膛输出钢板温度的期望值; ε_i ——炉膛输出钢板温度许用误差值。

若上述两个条件中,任一条件不满足,则学习训练为失败,应重新学习训练。

(3) 学习训练误差的反向传递与网络权值函数的调整

在误差的反向传递过程中,权值函数调整的递推过程指误差函数的反向传递,从最底层开始,按各层节点元素误差之和最小原则,计算炉膛 BP 网络各节点的误差和调整该 BP 网络的权值函数矩阵,将输入该 BP 网络钢板的误差函数作为上一炉膛 BP 网络钢板输出误差的传递函数,直到反向误差传递到最上炉膛 BP 网络的钢板温度为止,由此完成了一组训练样例的学习,该权值函数矩阵集可作为下一组训练样例学习的初始权值矩阵集。

3.6.3 监测系统 BP 网络权值函数的确定

对所有训练学习样例集均重复 3.6.2 项中(2)、(3)过程,直到监测系统钢板的最终输出温度误差 $|TGO - YGO| \leq \varepsilon$, 且稳定为止。此时的权值函数集可作为监测系统 BP 神经网络的权值函数,即传递函数,可作为监测系统 BP 神经网络进行钢板温度监测的传递函数。监测系统 BP 神经网络权值函数矩阵学习训练过程工作框图见图 4。

3.7 监测系统 BP 神经网络监测功能的实现

3.7.1 硬件保障

在保留原加热炉的温度传感器的基础上,增加时间继电器;信号数据采集处理板;PC 计算机;显示器;数据输入输出装置等元件或组件构成监测系统 BP 神经网络的硬件系统。

3.7.2 程序编写

按图 4 监测系统 BP 神经网络构成权值函数的调整框图,参数的输入输出、状态判定与误差评价、

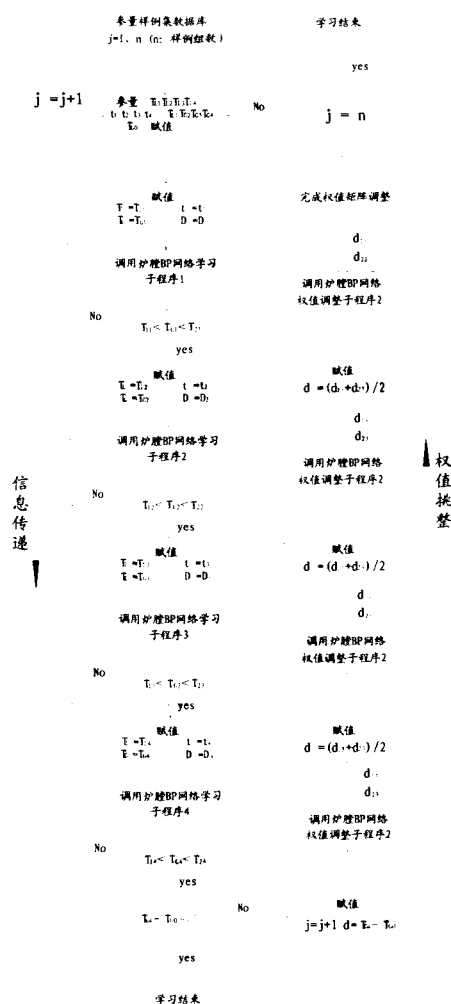


图 4 监测系统 BP 网络构成权值调整工作框图

数据的传递用 C 语言编程主程序; 数据处理与权值矩阵调整、误差运算用 MATLAB6.0 语言编写相应的子程序, 由 C 语言编写的主程序调用, 从而构成系统处理的应用程序。

3.7.3 系统程序编写的特点

充分利用了 C 语言编写输入输出界面和建立数据库的强大功能, 程序结构简单、易读, 与其他语言编写的程序对接功能性强等特点; 采用 MATLAB6.x 语言编写数据处理与权值矩阵、误差运算子程序, 可有效的应用了 MATLAB6.x 语言的智能神经网络编程软件工具箱中的信号、数据处理功能, 也使编写程序结构简单、功能强、数据处理方法和结果的分析判定可靠。

4 钢板温度监测系统方案确定的特点

提出串行网络设计思想和方法, 在对各炉膛炉温与被加热钢板温度之间预先寻求权值函数的基础上, 将各炉膛网络串联构成完整的热处理炉的 BP 神经网络系统, 再进一步寻求整个热处理炉各炉膛温度与钢板最终温度之间的权值函数关系, 作为热处理炉钢板温度检测系统的传递函数, 用于通过输入各炉膛温度信息可预测钢板输出温度, 特点是系统权值函数的逼近速度更加快捷, 稳定性更好, 加之引用加热温度梯度预知限定条件, 可防止权值函数掉入局部最优缺陷状态。

5 钢板温度监测系统方案的评价

所提出的串行网络设计思想和方法, 在连续加热炉中用于加热温度的监测是一种可行的方法, 具有系统硬件构成简单, 软件编写简捷, 信号与数据处理量少, 运算快等优点, 但是该串行网络设计思想和方法用于连续加热炉中钢板温度的控制, 还有待进一步研究, 就现有神经网络控制技术而言, 要对钢板温度实施加热控制, 采用并行 BP 网络技术比较合理, 此时, 存在系统硬件构成复杂, 软件编写烦琐, 信号与数据处理量大, 运算速度较慢等许多需要研究和探索的问题。

因此, 在现有神经网络控制技术研究成果基础上, 提出连续加热炉钢板温度监测系统的研究和应用方法, 应用串行网络设计思想和方法所制定的钢板温度监测系统方案是可行的。

该方案在项目研究过程中, 已得到某大型钢铁企业同行的认同, 并对项目研究获得最终成果创造了条件, 该项目已通过鉴定结题, 并开始用于辊底式热处理炉实施钢板温度监测系统的改造, 作为重大技术装备改造项目, 现正进入改造的具体实施阶段。

参考文献:

- [1] 靳 蕃. 神经计算智能基础[M]. 成都: 西南交通大学出版社, 2000.
- [2] 王 旭, 王 宏, 忘文辉. 人工神经网络原理与应用[M]. 沈阳: 东北大学出版社, 2000.
- [3] 焦李成. 神经网络系统理论[M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 1990.
- [4] 焦李成. 神经网络的应用与实现[M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 1993.
- [5] 张乃尧, 阎平凡. 神经网络与模糊控制[M]. 北京: 清华大学出版社, 1998.
- [6] 尹泽明, 丁春利. 精通 MATLAB 6[M]. 北京: 清华大学出版社, 2002.
- [7] 楼顺天, 于 卫. 基于 MATLAB 的系统分析与设计——神经网络[M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 1998.
- [8] 楼顺天, 于 卫. 基于 MATLAB 的系统分析与设计——控制系统[M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 1998.

Research on Roller-type Heat Treatment Furnace Steel Board Temperature Monitoring System

HE Qing-zhong¹, LIU Yan-ling², LIU Chao-tao³

(1. Electromechanical Engineering Dept., Sichuan Science & Technology University, Zigong 643000, China;

2. College of Mechanical Engineering, Chongqing University, Chongqing 400044, China;

3. College of Automation, Chongqing University, Chongqing 400044, China)

Abstract: Adopting BP Neuro-network technology, this paper aims to research on the feasibility of roller-type heat treatment furnace steel board temperature monitoring system. Based on precognitive weight function built on temperatures between every firepot and the heated steel board, a serial network is designed to connect all firepots into a complete heat treatment furnace BP monitoring system. Weight function relationship is further investigated between the temperature of the separate firepots of the heat treatment furnace and the outlet temperature of the steel board temperature monitoring system. This research helps to reach better approximating quickness of the systemic weight function, greater stability, and a simpler systemic hardware composition. The adoption of precognitive prescriptive condition of heating temperature gradient will help the weight function avoid study failure of partial optimal flaw.

Key words: heat treatment furnace; temperature monitoring; BP Neuro-network