

加热炉钢坯温度软测量模型研究¹⁾

王锡淮^{1,2} 李少远² 席裕庚²

¹(上海海事大学电气自动化系 上海 200135)

²(上海交通大学自动化研究所 上海 200030)

(E-mail: wxh@shmtu.edu.cn)

摘要 研究基于模糊聚类的钢坯温度神经网络软测量模型. 该方法由两个部分组成, FCM(Fuzzy C-Means) 聚类算法用来对训练样本进行分类, 分布式 RBF(Radial Basis Function) 网络对每类样本进行训练. 在线测量时, 采用自适应模糊聚类算法对新的工况数据进行隶属度计算. 文中将该算法应用于步进式加热炉钢坯温度的预报, 仿真结果表明该算法的有效性.

关键词 软测量, 神经网络, 自适应模糊聚类, 加热炉, 钢坯温度

中图分类号 TP273

Research on Soft Sensor Model for Slab Temperature in Reheating Furnace

WANG Xi-Huai^{1,2} LI Shao-Yuan² XI Yu-Geng²

¹(Department of Electrical Automation, Shanghai Maritime University, Shanghai 200135)

²(Institute of Automation, Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200030)

(E-mail: wxh@shmtu.edu.cn)

Abstract A slab temperature neural network soft sensor model based on fuzzy clustering is studied. The approach consists of two components: an FCM (Fuzzy C-Means) clustering, which classifies training objects into a couple of clusters, and a distributed RBF (Radial Basis Function) network, which is used to train each cluster. In the online stage, the values of membership are computed using an adaptive fuzzy clustering algorithm for the new object. The proposed approach has been applied to the slab temperature estimation in an actual reheating furnace. Simulations show that the approach is effective.

Key words Soft sensors, neural network, adaptive fuzzy clustering, reheating furnace, slab temperature

1 引言

在工业过程中, 许多需要严格加以控制的、与产品质量密切相关的重要参数由于技术原因或经济原因, 尚难以或无法通过传感器进行检测, 因此产生了用软测量技术来解决这

1) 国家自然科学基金(69934020, 60074004)和上海市高校科技发展基金(04FA02, 03IK09)资助

Support by National Natural Science Foundation of P.R. China (69934020, 60074004) and Science Development Foundation of Shanghai Education (04FA02, 03IK09)

收稿日期 2003-02-20 收修改稿日期 2003-07-28

Received February 20, 2003; in revised form July 28, 2003

些问题. 随着模糊理论、神经网络的发展, 软测量技术越来越受到人们的重视, 其预测精度和鲁棒性越来越好^[1, 2].

步进加热炉中钢坯温度及其分布是衡量钢坯加热质量以及实现加热炉自动控制的重要依据之一, 合理地控制钢温可以提高钢坯加热质量, 降低燃料消耗. 但是在实际生产过程中, 人们至今还无法直接测量到钢坯在炉内的温度分布, 以至加热炉的操作与控制只能依赖于可以测量的炉温信息和钢坯在加热炉出口处的温度. 文献 [3] 应用分布参数理论建立数学模型, 并通过近似集中参数模型研究钢坯加热过程及温度分布, 但由于钢坯的加热过程是极其复杂的, 加热炉的具体情况又不允许反复试验, 钢坯温度的估计一直没有得到很好解决.

以某五段步进式加热炉为对象, 提出了一种基于自适应 FCM(Fuzzy C-Means) 聚类的分布式 RBF(Radial Basis Function) 神经网络加热炉钢坯温度预报的软测量方法. 计算机仿真结果表明该方法能有效地解决钢坯温度的测量.

2 基于模糊聚类的神经网络软测量

2.1 RBF 神经网络

RBF 神经网络具有从非线性可分的模式空间映射到线性状态空间可分的特性. RBF 神经网络包括一个输入层、一个隐层和一个输出层, 输入节点只是传递信号到隐层, 隐层节点由像高斯核函数那样的辐射状作用函数构成, 而输出节点通常是简单的线性函数^[4]. 隐节点输出按下式计算

$$z_j = \Phi(\|X - C_j\|) = \exp\left[-\frac{(X - C_j)^T(X - C_j)}{2\sigma_j^2}\right], \quad j = 1, 2, \dots, L$$

其中 z_j 表示第 j 个隐节点的输出, L 是隐层节点数, $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$ 是输入样本, C_j 为径向对称函数 Φ 的中心值, σ_j 为样本协方差矩阵中的元素, 称为标准化常数. 上述隐单元构成了一组函数, 当被分类模式扩展到隐单元空间时, 这组函数组成了被分类模式的一组任意的“基”, 称为径向基函数. 由上式可知, 隐层节点的输出范围在 0 和 1 之间, 且输入样本愈靠近节点的中心, 输出值愈大.

RBF 网络的输出为隐层节点输出的线性组合, 即

$$y_i = \sum_{j=1}^L w_{ij} z_j - \theta = W_i^T Z, \quad i = 1, 2, \dots, m$$

其中 $W_i = (w_{i1}, w_{i2}, \dots, w_{iL}, -\theta)^T$, $Z = (z_1, z_2, \dots, z_L, -1)^T$, θ 为输出层阈值.

RBF 网络的学习过程分为两个阶段: 第一阶段, 采用正交最小二乘法, 根据所有样本决定隐层各节点的高斯基函数的中心值 C_j 和标准化常数 σ_j ; 第二阶段, 在决定好隐层的参数后, 利用最小二乘法, 求出输出层的权值 W_i . 在完成第二阶段的学习后, 可再根据样本信号, 同时校正隐层和输出层的参数, 以进一步提高网络精度.

2.2 自适应模糊 C 均值聚类

聚类的方法很多, 有非模糊方法, 也有模糊聚类方法. FCM 是从硬 C 均值聚类 (HCM, Hard C-Means) 中导出, 是一种广泛应用的聚类方法^[5]. 考虑一个样本集合

$$X = \{X_i | X_i \in R^p, \quad i = 1, 2, \dots, N\}$$

将此集合依据一定的准则分成 C 个模糊子集 ($1 < C < N$). 模糊聚类的结果可用隶属度矩阵 U 来表示

$$U = \{u_{ij} | i = 1, 2, \dots, N, j = 1, 2, \dots, C\}$$

式中 u_{ij} 表示第 i 个数据点属于第 j 类的隶属度, 满足如下条件

$$\sum_{j=1}^c u_{ij} = 1, \forall i, u_{ij} \in [0, 1], \forall i, j$$

定义目标函数

$$J_m(U, V) = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^c u_{ij}^m d_{ij}(X_i, V_j)$$

式中 $V = \{V_j | V_j \in R^p, j = 1, 2, \dots, C\}$ 为类别中心, $X_i \in R^p$ 为样本, $d_{ij}(X_i, V_j)$ 为距离测度. 目标函数可以看作是每个数据点到类别中心的加权距离平方和.

d_{ij} 可以采用不同的距离定义, 用于不同分布类型数据的聚类分析. 本文采用 Mahalanobis 距离, 计算公式为

$$d_{ij}^2(X_i, V_j) = (X_i - V_j)A_j^{-1}(X_i - V_j)^T, \forall i, j$$

式中 $A_j = \frac{\sum_{i=1}^N (X_i - V_j)^T (X_i - V_j)}{N-1}$, $\forall j$ 为协方差矩阵.

应用 Lagrange 乘数法使 $J_m(U, V)$ 取极小值, 得

$$u_{ij} = \frac{1}{\sum_{l=1}^c \left(\frac{d_{ij}}{d_{il}}\right)^{\frac{2}{m-1}}}, \forall i \quad \text{和} \quad v_{ij} = \frac{\sum_{i=1}^N u_{ij}^m x_{ij}}{\sum_{i=1}^N u_{ij}^m}, \forall i$$

式中 $m > 1$, 为一标量, 用来控制分类矩阵 U 的模糊程度, m 越大越模糊. 如果 $m = 1$, 则 FCM 算法退化为 HCM 算法.

上面的公式用于训练阶段. 在测试和在线应用时, 对于新样本通常用式

$$u_{N+1,j} = \frac{1}{\sum_{l=1}^c \left(\frac{d_{N+1,j}}{d_{N+1,l}}\right)^{\frac{2}{m-1}}}, \forall i$$

计算隶属度. 上式是一种非自适应形式, 这里聚类中心是固定的, 每个新样本与聚类中心的隶属度也是固定的. 文献 [5] 提出了一种自适应 FCM 计算公式如下:

$$v_{i|N+1} = \frac{S(N) + \alpha(u_{N+1,i})^m x_{N+1}}{M(N) + (u_{N+1,i})^m}$$

其中 $S(N) = \sum_{k=1}^N (u_{k,i})^m x_k$, $M(N) = \sum_{k=1}^N (u_{k,i})^m$.

在公式中, 对每个新样本乘一个参数 α , 取值范围为 $0.01 \sim 0.1$. 聚类中心随着在线样本而适当变化, 新样本对聚类中心影响的大小随着隶属度 $u_{N+1,j}$ 的大小而变化.

2.3 软测量模型

在利用模糊 C 聚类算法将学习样本进行分类后, 每一类样本都可以用一个 RBF 子网络完成学习任务, 因此当所有样本都完成学习后, 一个分布式 RBF 网络就确定下来了.

在线计算时, 利用自适应模糊聚类算法确定新的过程输入对每个子 RBF 网络的隶属度, 然后根据隶属度将每个子网络的输出按下式计算就可以得到整个网络的输出

$$Y = \sum_{j=1}^c u_j f_j(x)$$

式中 f_j 为第 j 个 RBF 子网络的输出, C 为分布式网络中子网络的个数, 即模糊聚类的分类数.

3 仿真研究

以步进式加热炉中钢坯加热过程为例, 对所提出的软测量方法进行仿真研究. 钢坯在炉内加热得到热量是一个复杂的过程. 钢坯入炉后, 以一定的速度移动, 由炉气、炉壁内表面对钢坯表面的辐射传热和炉气对钢坯表面的对流传热. 钢坯表面得到的热量则通过传导传热方式进入钢坯内部, 从而达到工艺要求的加热温度和断面温度均匀程度.

利用上海交通大学研制的步进式加热炉仿真器采集软测量建模所需要的训练和测试数据^[6]. 该仿真器可以模拟两种型号的加热炉, 本文以某五段步进式加热炉为仿真对象, 具体参数为有效炉长为 24940mm, 炉宽 13400mm, 有效炉底面积 312m², 最大产量 150t/h. 该加热炉加热的钢种包括高碳钢、低碳钢和低合金钢等, 钢坯装炉温度为 20°C, 出炉温度 1050°C~1150°C. 加热炉的装料方式为侧进侧出, 全炉分为均左段、均中段、均右段、上加热段、下加热段五段加热, 燃料为重油. 步进梁的步进周期调整为 34s, 步距调整为 430mm, 工艺要求钢坯出炉温差和断面温差小于 30°C.

仿真系统采用工业控制平台软件 INTOUCH 实现炉温优化设定、轧制节奏控制、待轧策略、参数修改、炉温补偿反馈控制、状态显示、加热炉出口钢坯温度显示、钢坯温度跟踪显示等功能. 利用 MATLAB 强大的计算功能, 实现加热炉炉温模型和钢坯加热预报模型的计算. 通过 DDE(动态数据交换) 实现 INTOUCH 和 MATLAB 的数据交换. 加热炉仿真系统的框图如图 1 所示.

根据对加热炉钢坯加热过程分析, 并结合软测量辅助变量的选择原则, 确定以均左段、均中段、均右段、上加热段、下加热段的设定温度作为钢坯温度预报的辅助变量. 以钢坯出口温度作为主导变量. 根据专家的经验, 首先确定各段炉温设定值的范围, 分别取高、中、低三个数值, 共 243 组设定值, 输入到加热炉仿真器, 获得相应的钢坯出口温度, 以此作为神经网络的训练样本. 基于神经网络的钢坯温度软测量模型结构如图 2 所示.

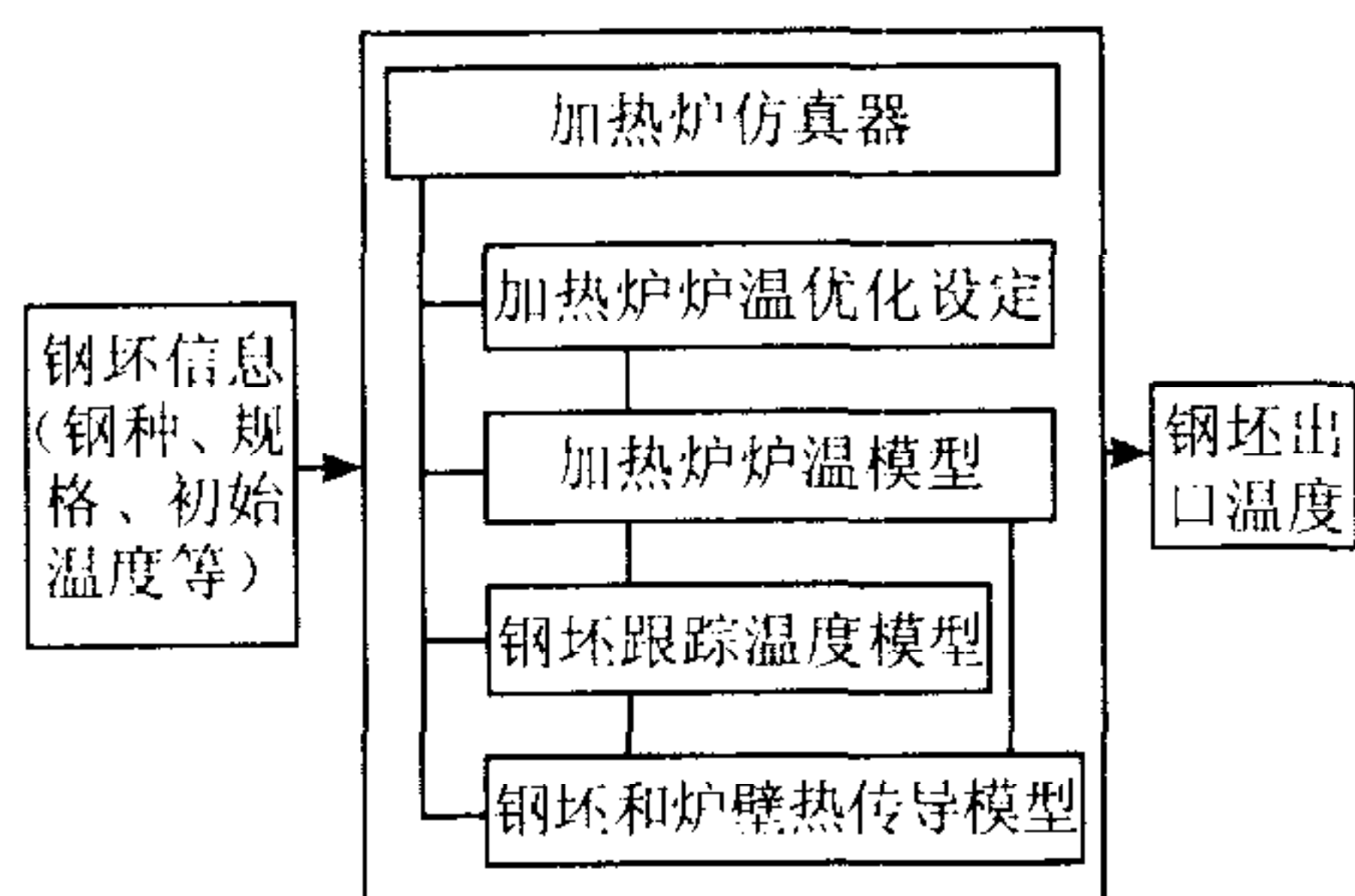


图 1 加热炉仿真器结构

Fig. 1 Structure of reheating furnace simulator

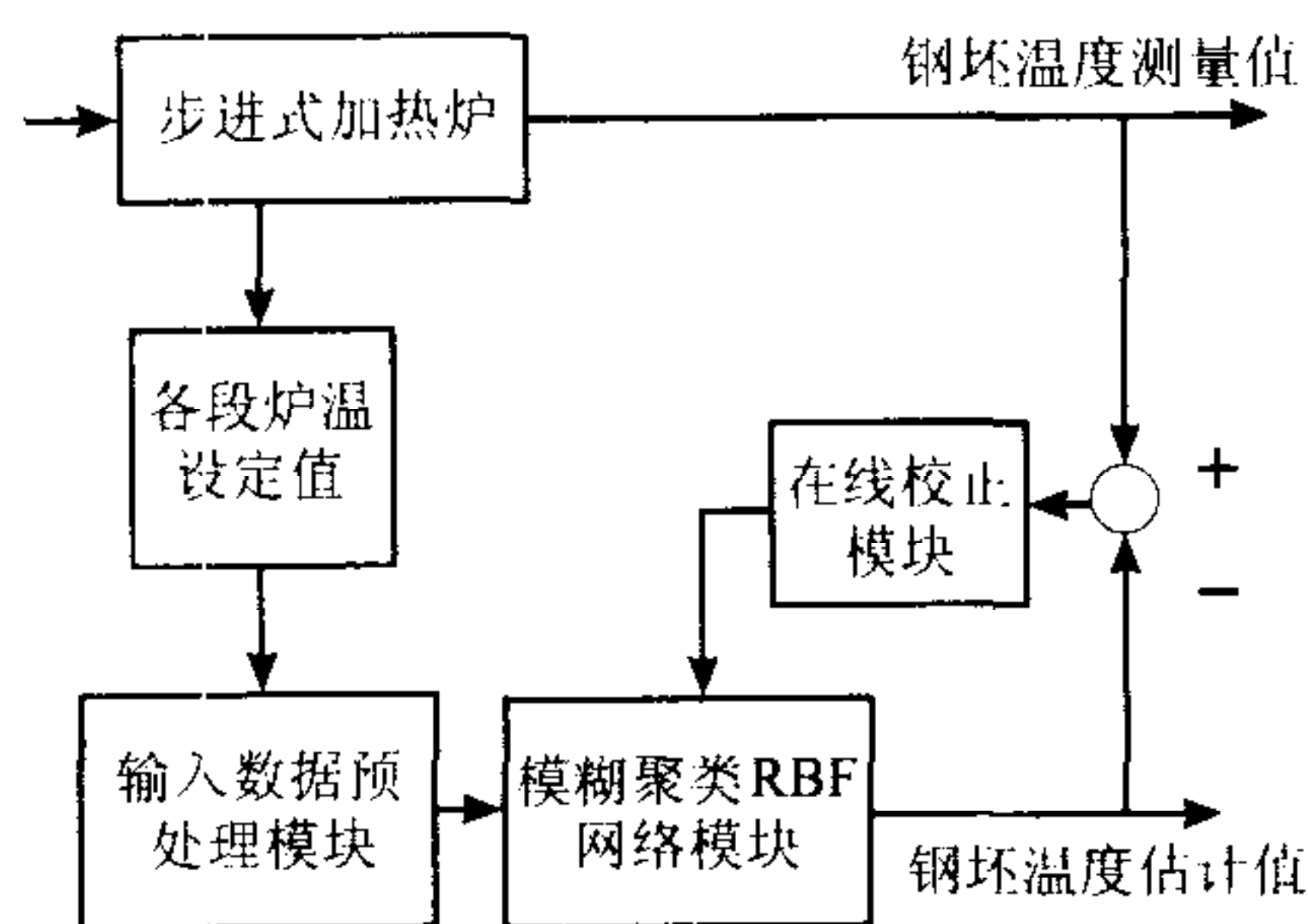


图 2 钢坯温度软测量结构框图

Fig. 2 Diagram of slab temperature soft sensor

在各段炉温设定值的范围内, 随机产生 100 组设定值, 获得相应的钢坯出口温度, 以此作为神经网络的测试样本. 测试结果如图 3 所示.

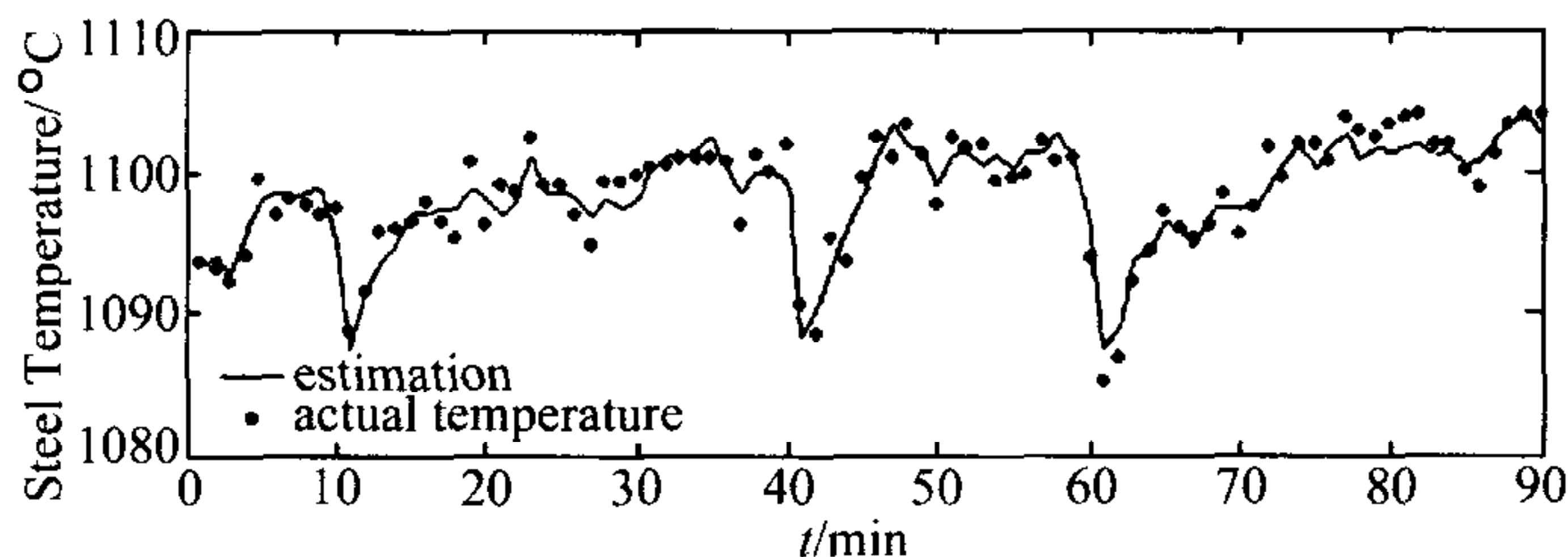


图 3 钢坯温度软测量测试结果

Fig. 3 Results of slab temperature soft sensor

4 结论

本文提出的基于自适应模糊聚类的 RBF 网络软测量方法, 采用了数据分组的网络训练, 大大节省了建模的训练时间. 仿真结果表明该算法具有很好的泛化结果和预报精度, 对工艺操作具有指导意义和良好的在线应用潜力.

References

- 1 Zhong Wei, Yu Jin-shou. Study on soft sensing modeling via FCM-based multiple models. *Journal of East China University of Science and Technology*, 2000, **26**(1): 83~87 (in Chinese)
- 2 Adilson Jose, Filho Rubens Maciel. Soft sensor development for on-line bioreactor state estimation. *Computers and Chemical Engineering*, 2000, **24**(2): 1099~1103
- 3 Yang Yongyao, Lu Yongzai. The development of dynamic mathematical models for computer control of slab reheat furnaces. *Acta Automatica Sinica*, 1987, **13**(4): 257~264 (in Chinese)
- 4 Wang Hongbin, Yang Xianglan, Wang Hongrui. An improved learning algorithm for RBF neural networks. *System Engineering and Electronics*, 2002, **24**(6): 103~105 (in Chinese)
- 5 Pekka Teppola, Satu-Pia Mujunen, Pentti Minkkinen. Adaptive fuzzy c-means clustering in process monitoring. *Chemometrics and Intelligent Systems*, 1999, **45**(1): 23~38
- 6 Li Ning, Wang Xihuai, Li Shaoyuan, Xi Yugeng. The design of simulation for reheating furnace modeling and optimization. *Journal of System simulation*, 2001, **13**(3): 361~363 (in Chinese)

王锡淮 获上海交通大学自动化系博士学位, 现为上海海事大学教授、博士生导师. 研究领域包括复杂系统建模和控制等.

(**WANG Xi-Huai** Received Ph.D. degree from the Department of Automation, Shanghai Jiaotong University. Now he is a professor at Shanghai Maritime University. His research interests include complex system modeling and control.)

李少远 上海交通大学教授、博士生导师. 研究领域包括预测控制, 智能控制等.

(**LI Shao-Yuan** Professor of Shanghai Jiaotong University. His research interests include predictive control, and intelligent control.)

席裕庚 上海交通大学教授、博士生导师. 研究领域包括预测控制, 大系统和智能机器人.

(**XI Yu-Geng** Professor of Shanghai Jiaotong University. His research interests include predictive control, large-scale system and intelligent robotics.)