

文章编号: 1001-0920(2004)08-0951-03

## 基于自适应模糊聚类的神经网络软测量建模方法

王锡淮<sup>1,2</sup>, 李少远<sup>2</sup>, 席裕庚<sup>2</sup>

(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)

**摘 要:** 提出一种基于模糊聚类的神经网络软测量建模方法。该方法采用数据分组训练, 自动确定模糊分类数, 在线测量时分类中心自适应修正, 降低了计算量, 提高了建模精度。将该算法用于步进式加热炉钢坯温度预报的仿真结果表明, 它能够解决钢坯温度难以在线测量的问题。

**关键词:** 软测量; 神经网络; 模糊聚类; 加热炉; 钢坯温度

**中图分类号:** TP273      **文献标识码:** A

## Neural network soft sensor modeling method based on adaptive fuzzy clustering

WANG Xi-huai<sup>1,2</sup>, LI Shao-yuan<sup>2</sup>, XI Yu-geng<sup>2</sup>

(1. Department of Electrical and Automation, Shanghai Maritime University, Shanghai 200135, China; 2 Institute of Automation, Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200030, China. Correspondent: WANG Xi-huai, E-mail: wxh@shmtu.edu.cn)

**Abstract:** A neural network soft sensor modeling method based on fuzzy clustering is presented. The training data set is separated into several clusters with different centers, the number of fuzzy cluster is decided automatically, and the clustering centers are modified using an adaptive fuzzy clustering algorithm in the online stage. This method can reduce the calculation remarkably and has good prediction accuracy. The proposed method has been applied to the slab temperature estimation in a practical walking beam reheating furnace. Simulation results show that the method can deal with the measuring problem of the slab temperature in heating process online.

**Key words:** soft sensor; neural network; fuzzy clustering; reheating furnace; slab temperature

### 1 引 言

在工业过程中, 由于系统的复杂性和不确定性, 导致许多过程参数无法或难以直接用传感器进行检测。软测量技术是解决这些问题的有效方法。建立软测量模型的方法有很多, 常用的有状态估计、回归分析、模糊数学、神经网络等。由于神经网络的优良性质, 基于神经网络的软测量技术受到了人们的广泛重视。但是, 如果在样本数据较大且有一定精度要求的情况下, 神经网络则结构复杂、计算量大, 难以满

足测量的实时性。文献[1]提出了一种基于模糊规则分类的神经网络软测量建模方法, 将样本数据按照相似性准则分成具有不同中心值的几类, 每一类样本采用一个子网络训练, 然后用模糊隶属度将几个子模型的输出结合起来。但文中没有给出分类数的确定方法, 在线测量时分类中心也是固定的, 因此往往不能适应过程工况的变化。

本文提出一种能够自动确定模糊分类数、分类中心自适应修正的神经网络软测量建模方法, 并以

收稿日期: 2003-05-01; 修回日期: 2003-11-06

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(69934020, 60074004); 上海市教委科技发展基金资助项目(03JK09)。

作者简介: 王锡淮(1961—), 男, 江苏淮安人, 教授, 博士生导师, 从事复杂系统建模和控制等研究; 席裕庚(1946—), 男, 上海人, 教授, 博士生导师, 从事预测控制、大系统等研究。

某棒材厂新建的 6 段步进式加热炉为对象,对加热炉钢坯温度预报进行研究

### 2 基于模糊聚类的神经网络软测量

利用 FCM (Fuzzy C Means) 聚类算法对学习样本进行分类,每一类样本用一个 RBF (Radial Basis Function) 子网络完成训练 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于每个子 RBF 网络的隶属度;然后根据隶属度将每个子网络的输出加权得到要求的输出

#### 2.1 RBF 神经网络

RBF 神经网络包括 1 个输入层、1 个隐层和 1 个输出层<sup>[2]</sup>. RBF 神经网络中第  $j$  个隐节点的输出

$$\phi_j(X) = \exp\left[-\frac{\|X - C_j\|^2}{2\sigma_j^2}\right] \quad (1)$$

其中:  $C_j$  为第  $j$  个隐节点的中心,  $\sigma_j$  为第  $j$  个隐节点的宽度 整个网络的输入输出方程为

$$y_i = w_0 + \sum_{j=1}^k w_{ij} \phi_j(X) \quad (2)$$

其中:  $k$  为当前子网络中隐节点的个数,  $w_0$  为偏移量,  $w_{ij}$  为输出层第  $i$  个节点与隐层第  $j$  个节点间的连接权值

RBF 网络的学习过程分为两个阶段:第 1 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  $\sigma_j$ ;第 2 阶段,在决定了隐层参数后,利用最小二乘法,求出输出层的权值  $w_{ij}$ . 在完成第 2 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 FCM 聚类

FCM 聚类算法是一种广泛应用的模糊聚类方法<sup>[3]</sup>. 考虑一个样本集合

$$X = \{X_i | X_i \in R^p, i = 1, 2, \dots, N\} \quad (3)$$

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分类矩阵  $U$  表示,  $U$  满足如下条件:

$$\sum_{j=1}^C u_{ij} = 1, \forall i, u_{ij} \in [0, 1], \forall i, j \quad (4)$$

FCM 的目标函数一般为如下形式:

$$J_m(U, V) = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^C u_{ij}^m d_{ij}^2(X_i, V_j) \quad (5)$$

式中:  $V = \{V_j | V_j \in R^p, j = 1, 2, \dots, C\}$  为分类中心,  $d_{ij}(X_i, V_j)$  为距离测度 目标函数可看作是每个数据点到分类中心的加权距离平方和  $d_{ij}$  采用的欧氏距离为

$$d_{ij}^2(X_i, V_j) = (X_i - V_j)(X_i - V_j)^T, \forall i, j \quad (6)$$

用 Lagrange 乘法使  $J_m(U, V)$  取极小值,得

$$u_{ij} = \frac{1}{\sum_{l=1}^C \left(\frac{d_{il}}{d_{il}}\right)^{\frac{2}{m-1}}}, \forall i, j;$$
$$v_j = \frac{\sum_{i=1}^N u_{ij}^m x_{ij}}{\sum_{i=1}^N u_{ij}^m}, \forall j \quad (7)$$

式中  $m > 1$  为一标量,用于控制分类矩阵  $U$  的模糊程度,  $m$  越大越模糊 如果  $m = 1$ ,则 FCM 算法退化为 HCM (Hard C Means) 算法

在 FCM 中,聚类的个数  $C$  要事先给定 目前较常见的确定方法有比较法、融合法和满意分类法 本文采用一种简单有效的分类数确定方法,首先对系统输入输出样本数据进行预处理,产生模糊相似矩阵;然后根据不同的截集水平,利用最大树法确定分类数,用黄金分割法确定最优的截集水平,从而获得最优的聚类数 具体算法参见文献[4]

在测试和在线应用时,对于新样本通常采用下式计算隶属度:

$$u_{N+1,j} = \frac{1}{\sum_{l=1}^C \left(\frac{d_{N+1,l}}{d_{N+1,l}}\right)^{\frac{2}{m-1}}} \quad (8)$$

式(8)是一种非自适应形式,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[3]提出了一种自适应 FCM,其计算公式如下:

$$v_j^{N+1} = \frac{S(N) + \alpha(u_{N+1,j})^m x_{N+1,j}}{M(N) + (u_{N+1,j})^m} \quad (9)$$

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

在式(9)中,对每个新样本乘一个参数  $\alpha$  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,新样本对聚类中心的影响随着隶属度  $u_{N+1,j}$  的大小而变化

### 3 仿真研究

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优化控制的重要依据之一.但在实际生产过程中,至今人们仍无法直接测得钢坯在炉内的温度分布 本文利用所提出的软测量模型对加热炉中钢坯温度预报进行仿真研究

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<sup>[5]</sup>. 该仿真器以某新建的棒材热连轧生产线中的步进式加热炉为研究对象 该步进式加热炉采用端送侧出的装出料方式,其炉膛内宽为 5 800 mm,有效炉长为 29 348 mm,有效炉底面积为 161.5 m<sup>2</sup>. 轧机设计年产量为合金钢棒材  $2 \times 10^5$  t,加热的钢坯量为 2 105

$\times 10^5$  t, 额定轧制时间为 6 000 h, 轧机的负荷率为 67.25%, 步进式加热炉的额定产量为 70 t/h, 炉底单位过钢的产量为 503 kg/m<sup>2</sup>, 炉子步进梁的步距为 230 mm, 步进周期为 30 s

加热炉从炉长方向可分为预热段、加热 I 段、加热 II 段和均热段 4 个部分。其中预热段的长度比较长, 目的是为了能够充分利用烟气来预热入炉钢坯, 从而提高燃料的利用率。为了将钢坯温度加热至要求的范围内, 加热炉以冷发生炉煤气为燃料, 分为 6 个控制区域对加热炉的燃烧过程和炉温进行控制, 即将加热炉的加热 I 段、加热 II 段、均热段分成上、下两个区域分别进行控制, 预热段内由于没有设置烧嘴而不参与控制。

根据对加热炉钢坯加热过程的分析, 并结合软测量辅助变量的选择原则, 确定分别以均热段、加热 II 段和加热 I 段下部、均热段、加热 II 段和加热 I 段上部的炉温设定值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 3 个数值, 共 729 组设定值, 输入到加热炉仿真

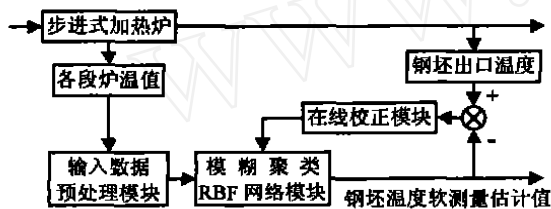


图 1 钢坯温度软测量结构框图

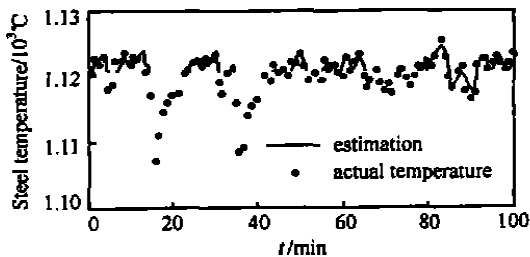


图 2 钢坯温度软测量测试结果

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 1 所示。

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, 将其作为神经网络的测试样本, 测试结果如图 2 所示。

#### 4 结 语

本文提出的自动确定模糊分类数, 分类中心自适应修正的分布式神经网络软测量建模方法, 由于采用了数据分组的网络训练, 节约了大量的建模训练时间。仿真结果表明, 采用软测量方法对钢坯温度进行预报, 能较好地反映钢坯加热的实际情况, 满足对加热炉炉温进行控制时, 对钢坯温度预报模型的要求。

#### 参考文献 (References):

- [1] 常玉清, 王福利. 基于模糊规则分类的分布式 RBF 网络软测量模型[J]. 计量学报, 2002, 23(2): 131-133.  
(Chang Y Q, Wang F L. Distributed RBF network soft sensor model based on fuzzy rule classification[J]. *Acta Metrologica Sinica*, 2002, 23(2): 131-133.)
- [2] Marcantonio Catelani, Ada Fort. Fault diagnosis of electronic analog circuits using a radial basis function network classifier[J]. *Measurement*, 2000, 28: 147-158.
- [3] Pekka Teppola, Satu-Pia M ujunen, Pentti M inkkinen. Adaptive fuzzy C-means clustering in process monitoring [J]. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 1999, 45: 23-38.
- [4] 王锡淮. 加热炉建模与优化控制研究[D]. 上海: 上海交通大学, 2003.
- [5] 李柠, 王锡淮, 李少远, 等. 步进式加热炉炉温建模与优化仿真系统设计[J]. 系统仿真学报, 2001, 13(3): 361-363.  
(Li N, Wang X H, Li S Y, et al. The design of simulation system for reheating furnace modeling and optimization[J]. *J of System Simulation*, 2001, 13(3): 361-363.)

(上接第 950 页)

- [5] Wang L, Li L, Zheng D Z. A class of effective search strategy for parameters estimation of nonlinear systems [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2003, 29(6): 953-958.
- [6] Wang L, Zheng D Z. Simulated annealing with the state generator based on Cauchy and Gaussian distributions

- [J]. *J of Tsinghua University*, 2000, 40(9): 109-112.
- [7] Wang L, Zheng D Z. An effective hybrid optimization strategy for job-shop scheduling problems [J]. *Computers and Operations Research*, 2001, 28(6): 585-596.