

用新型 RBF 网络估计德士古气化炉炉膛温度*

刘伯高 黄 道

倪华芳

(华东理工大学自动化研究所, 上海 200237)

(上海焦化有限公司, 上海 200241)

摘 要 对德士古气化炉炉膛温度提出了一种基于主元分析方法与新型径向基函数(RBF)网络相结合的推断估计策略. 首先利用工艺先验知识和主元分析方法对网络高维输入向量进行了降维化简和辅助变量的选择. 然后提出了一种 RBF 网络的新型混合递推算法, 包括修正网络中心的自适应聚类的简化型次胜者受罚竞争学习(SRPCL)算法, 和修正网络权值的带遗忘因子的递推最小二乘算法. 结果表明, 该推断估计器具有良好的跟踪速率和较高的估计精度, 其性能显著优于基于传统 RBF 网络算法和普通反向传播(BP)算法的推断估计器的性能.

关键词 德士古气化炉 推断估计 RBF 网络 BP 网络 主元分析

中图分类号 TP 27.1

引 言

德士古气化炉是水煤浆气化工艺流程的中心^[1], 其燃烧室温度高达 1450℃. 反应温度是控制气化工艺指标和维持系统安全的重要参数, 工业中常用热电偶测量炉膛温度. 由于热电偶在 1400℃以上受气流冲刷及熔渣腐蚀, 其工作寿命很短(只能达 6 个月). 因此, 工业上迫切要求研究德士古气化炉炉膛温度的推断估计(软测量)技术, 目前这方面的研究工作非常少.

推断估计(软测量)技术能够有效地解决难于在线测量的过程质量指标的估计问题^[2, 3]. 气化炉的反应机理非常复杂, 因此通过基于过程机理模型实现对炉膛温度的估计很困难.

人工神经网络(ANN)已被广泛地应用于过程建模与过程控制^[4]. 目前广泛采用的反向传播(BP)网络的收敛速度很慢, 而且学习时容易陷入局部极小. 径向基函数网络(RBFN)是近年来受到广泛关注的一种前馈型神经网络^[5~7]. 与 BP 网络相比, RBF 网络具有线性参数及收敛速度快等优点.

基于上述原因, 本文提出了气化炉炉膛温度基于主元分析方法与新型 RBF 网络相结合的推断估计策略. 首先利用工艺先验知识和主元分析方法在众多与气化炉炉膛温度相关的因素中对网络高维输入向量进行了降维化简和辅助变量的选择. 为了提高 RBFN 递推训练算法的精度和实时性, 提出了一种 RBF 网络的新型混合递推算法, 包括修正网络中心的简化型次胜者受罚竞争学习(SRPCL)算法^[8, 9], 和学习网络权值的带遗忘因子的递推最小二乘算法. SRPCL 算法能够有效地解决经典的 K-均值聚类算法^[10]确定 RBF 网络中心值时遇到的隐层节点数必须与输入模式数相匹配的问题; 带遗忘因子的递推最小二乘算法不仅具有普通的递推最小二乘算法的优点, 而且能够更加充分地利用当前测量数据的信息, 具有更快的学习速

1999-01-04 收到初稿, 1999-03-30 收到修改稿.

联系人及第一作者: 刘伯高, 男, 29 岁, 博士.

* 国家教育部博士点基金、863 项目(No. 863-511-845-007)基金资助项目.

率和更强的时变跟踪能力,最后将该算法应用到某焦化厂的德士古气化炉装置炉膛温度的估计中,得到了很好的估计性能。

1 径向基函数网络的新型混合递推学习算法

径向基函数网络可看作具有 3 层结构的前向神经网络,如图 1 所示。

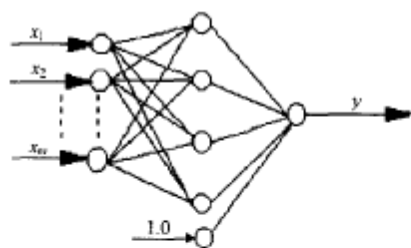


图 1 RBF 网络结构

Fig. 1 Structure of radial basis function networks

设网络中有 m 个输入节点、 n 个隐层节点(不包括偏置节点)和 1 个输出节点,但所表述的方法可直接推广到有多个输出节点的情况。则 RBFN 可表示为

$$y(x) = \sum_{i=1}^n \Phi_i \cdot g(\|x - c_i\|_B) + \Phi_{n+1} \quad (1)$$

$$\|x - c_i\|_B^2 = (x - c_i)^T B^T B (x - c_i) \quad (2)$$

式中 网络输入 $x \in \mathbf{R}^m$, $g(\cdot)$ 为基函数, $c_i \in \mathbf{R}^m (1 \leq i \leq n)$ 为 RBF 网络中心, Φ_i 为网络连接权, Φ_{n+1} 为隐含层偏置节点至输出层的网络连接权, n 为隐含层节点数(不包括偏置节点), B 为 Euclidean 范数的距离加权矩阵。选用细样条函数作为基函数,即

$$g(v) = v^2 \ln v \quad (3)$$

所提出的 RBFN 新型混合递推学习策略包括两个子算法,即在每步迭代时作如下计算:

- ①用一种新的自适应聚类算法——次胜者受罚竞争学习的 SRPCL 算法^[8,9]校正网络中心值;
- ②用带遗忘因子的递推最小二乘算法修正网络权值。

1.1 次胜者受罚竞争学习的 SRPCL 算法

K-均值聚类算法是确定 RBF 网络中心值的一种经典聚类算法^[10]。其主要问题是网络中的隐层节点数必须与输入模式数相匹配,否则可能严重影响网络性能^[8]。为此,采用一种次胜者受罚竞争学习的 SRPCL 算法进行 RBF 网络中心值的非监督学习;其基本思想是:对每一个给定的输入向量,调整获胜单元的中心值,使之接近该输入向量,同时对次胜单元的中心值用较小的学习速率作反学习,使之偏离该输入向量^[8,9]。

具体算法如下^[8]。

- (1) 给定随机选择的初始中心 $c_i(0) (1 \leq i \leq n)$, 初始(正向)学习速率 a 和反向学习速率 $a_r (0 < a_r \ll a < 1)$;

- (2) 计算第 k 步距离

$$d_i(k) = \|x(k) - c_i(k-1)\|_B, \quad 1 \leq i \leq n \quad (4)$$

式中 $d_i(k)$ 为 Euclidean 范数;

- (3) 求出第 k 步最小距离和次小距离

$$\begin{aligned} d_v(k) &= \min_{1 \leq i \leq n} \{d_i(k)\} \\ d_l(k) &= \min_{1 \leq i \leq n, i \neq v} \{d_i(k)\} \end{aligned} \quad (5)$$

- (4) 调整中心值

$$c_v(k) = c_v(k-1) + a[x(k) - c_v(k-1)], \quad i = v \quad (6)$$

$$c_1(k) = c_1(k-1) - a_r[x(k) - c_1(k-1)], \quad i = 1 \quad (7)$$

$$c_i(k) = c_i(k-1), \quad 1 \leq i \leq n, i \neq v, i \neq 1 \quad (8)$$

(5) 重新计算 $v, 1$ 节点距离

$$d_v(k) = \|x(k) - c_v(k)\|_B \quad (9)$$

$$d_1(k) = \|x(k) - c_1(k)\|_B \quad (10)$$

(6) $k = k + 1$, 返回(2).

1.2 带遗忘因子的递推最小二乘算法

普通的递推最小二乘法随着数据的增长将出现“数据饱和”现象, 慢慢失去修正能力^[11]. 为此, 采用带遗忘因子的递推最小二乘算法^[11]进行网络权值的监督学习, 它能有效地克服“数据饱和”现象, 具有更快的学习速率和更强的时变跟踪能力.

设 RBFN 隐含层至输出层可表示为

$$y(k) = \sum_{i=1}^n \Phi_i(k) \times z_i(k) \quad (11)$$

式中 $z_i(k)$ 为隐含层第 i 个节点的输出, $\Phi_i(k)$ 为隐含层第 i 个节点与输出的连接权. 其具体算法可表示为^[11]:

(1) 给定初始权矢量 $\Phi(0)$ 、训练样本逆相关矩阵初始值 $p(0)$ 和遗忘因子 $\mu(0 < \mu < 1)$;

(2) 计算增益矩阵 $K(k)$ 和 $p(k)$

$$K(k) = p(k-1)z(k)[z^T(k)p(k-1)z(k) + \mu]^{-1} \quad (12)$$

$$p(k) = \frac{1}{\mu}[I - K(k)z^T(k)]p(k-1) \quad (13)$$

(3) 修改权值 $\Phi(k)$

$$\Phi(k) = \Phi(k-1) + K(k)[y_d(k) - z^T(k)\Phi(k-1)] \quad (14)$$

式中 $y_d(k)$ 是 RBF 网络 k 时刻的输出目标值.

2 结 果

为验证所提出方法的有效性, 以某焦化厂德士古气化炉为例进行了深入的应用研究. 在德士古气化炉中, 与炉膛温度相关的因素比较多, 包括水煤浆流量、氧煤比、气化炉压力、湿煤气中甲烷体积分数、出口湿煤气温度、煤粉粒度、激冷环进口和出口水温度以及激冷环水流量.

网络输入向量维数过大, 会使得网络拓扑结构很大和神经网络的训练变得很复杂, 这里采用主元分析方法^[12]对网络高维输入向量进行降维化简和辅助变量的选择. 主元分析的主要任务是使一个维数很大的数据矩阵化简和降维, 从而揭示它的主要结构, 同时提出关于所提供信息的合理解释; 主元分析法能够利用少数几个不相关的综合信息来反映原来较多的相关变量所包含的大部分信息. 利用主元分析方法选取作为 RBF 网络的输入向量的主元的过程为:

(1) 现场采集一批气化炉操作中水煤浆流量、氧煤比、气化炉压力、湿煤气中甲烷体积分数、出口湿煤气温度、煤粉粒度、激冷环进口和出口水温度以及激冷环水流量的测量

值 x ;

(2) 计算所采集到的测量值的样本平均值 $\bar{x}$ 和样本协方差矩阵 Σ ;

(3) 计算协方差矩阵 Σ 的特征值 $\lambda_q (1 \leq q \leq 9)$ 和对应的单位化正交特征向量 $e_q (1 \leq q \leq 9)$;

(4) 利用相应的单位化正交特征向量计算前 $q (1 \leq q \leq 9)$ 个主元

$$x_q^m = e_q^T x \quad (15)$$

式中 x_q^m 为第 q 个主元;

(5) 计算前 $q_1 (1 \leq q_1 \leq 9)$ 个主元的方差贡献率 η_{q_1}

$$\eta_{q_1} = \sum_{i=1}^{q_1} \lambda_i / \sum_{i=1}^9 \lambda_i \quad (16)$$

若前 q_1 个主元的方差贡献率 η_{q_1} 达到 80% 以上, 则可取前 q 个主元作为 RBFN 的输入向量. 经过主元分析预处理, 前 5 个主元的方差贡献率已达 95%, 因此选择前 5 个主元作为 RBF 网络的输入向量. 由于气化炉燃烧室内温度比较接近, 因此主导变量(网络输出变量)取为气化炉炉膛热点温度.

把 1998 年 10 月 25 日、26 日现场采集到的数据分为两批, 前一批作为训练数据, 利用上述 RBF 网络的新型递推算法进行网络中心值和权值的学习, 后一批用来检验估计器性能. 训练过程中所采用的参数如下: 输入层节点数为 5, 隐含层节点数(不包括偏置节点)是 12, 距离加权矩阵 $B = \text{diag}(1.0, 1.1, 1.0, 1.0, 1.0)$, 学习速率 $\alpha = 0.10$ 和 $\alpha_r = 0.01$, 初始中心 $c_i(0)$ 及初始权矢量 $\Phi(0)$ 取为 0~1.0 之间的随机数, 训练样本逆相关矩阵初始值 $p(0) = 10I_{13}$ (I_{13} 为 13×13 单位矩阵), 为讨论遗忘因子对估计器性能的影响, 分别取遗忘因子 μ 为 0.90、0.75 和 0.60. 另外为了比较各种方法的估计性能, 本文还讨论了德士古气化炉炉膛温度基于 RBF 网络经典递推算法的估计器(基于 K-均值簇算法和普通最小二乘法的 RBFN)和基于普通 BP 网络的估计器(学习速率取为 0.60, 动量因子取为 0.75)的性能, 传统 RBF 网络和普通 BP 网络的输入均经过主元分析预处理. 其结果如表 1 和图 2~图 4 所示. 在图 2~图 4 中, 横坐标 K_1 为采样点序号, 纵坐标 T 为气化炉炉膛热点温度.

表 1 3 种估计器性能比较

Table 1 Performance comparison of the three estimators

Content	μ	Mean square error	Maximum absolute error / °C	Mean absolute error / °C
new RBFN	0.90	18.000730	21.927980	2.613312
	0.75	3.083378	11.1720	0.7340886
	0.60	0.8523363	5.926025	0.2302180
ordinary BPN		840.093900	98.720950	17.488410
conventional RBFN		102.819900	45.458980	7.3759420

由表 1 可知, 基于 RBF 网络新型递推算法的估计器性能明显优于基于 RBF 网络经典递推算法的估计器性能和基于普通 BP 网络的估计器性能. 由图 2~图 4 可以看出, 当运行条件发生变化时, 基于普通 BP 网络的估计器不能够很好地估计气化炉炉膛温度的变化; 基于 RBF 网络经典递推算法的估计器能比较接近地估计炉膛温度的变化趋势; 基于 RBF 网络新型递推算法的估计器不仅反映了炉膛温度的变化趋势, 而且与实际曲线拟合得也很好, 另外遗

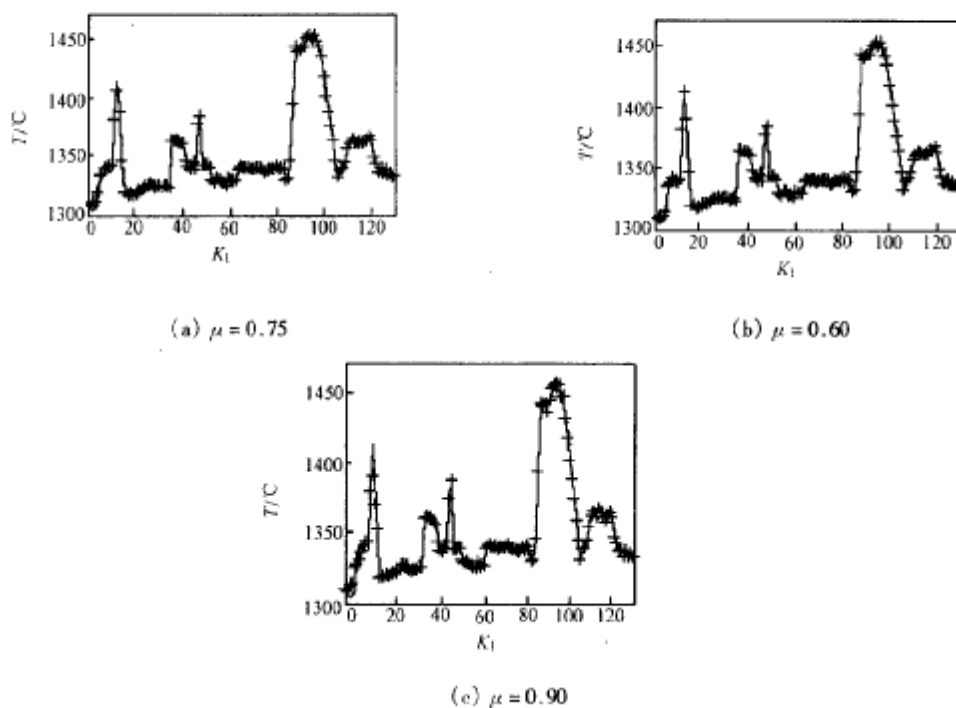


图 2 基于 RBF 网络新型递推算算法的估计器性能

Fig.2 Performance of the estimator based on radial basis function networks with the new recursive algorithms
— measurements; + estimated values

忘因子对该估计器的性能略有影响。从表 1 和图 2(a) ~ 图 2(c)可以看出, 随着遗忘因子的减小(由 0.90 减小到 0.60), 估计器的均方误差、最大绝对误差和平均绝对误差减小, 跟踪速率有所改善; 并且研究发现, 当遗忘因子取值不大于 0.90 时, 估计器具有良好的跟踪速率和较高的估计精度; 另外, 遗忘因子取 0.60 时, 估计器的性能仍是鲁棒的。

图 3 为 RBF 网络经典递推算算法的估计器性能。图 4 为基于普通 BP 网络的估计器性能。

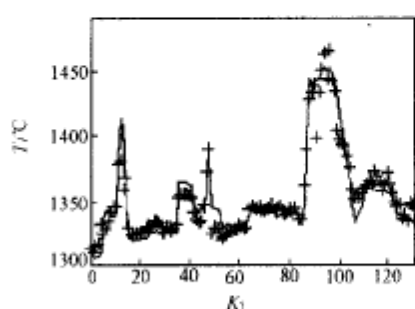


图 3 基于 RBF 网络经典递推算算法的估计器性能

Fig.3 Performance of the estimator based on radial basis function networks with the conventional recursive algorithms
— measurements; + estimated values

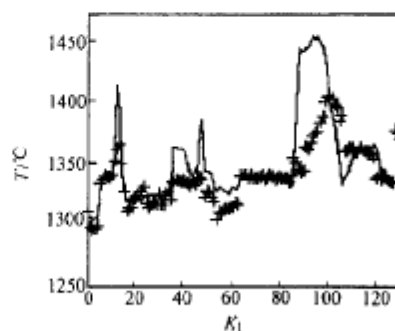


图 4 基于普通 BP 网络的估计器性能

Fig.4 Performance of the estimator based on ordinary backpropagation networks
— measurements; + estimated values

3 结 论

本文对德士古气化炉炉膛温度提出了一种基于主元分析方法与新型 RBF 网络相结合的推断估计策略. 经过对实际运行数据的推断估计, 表明该方法具有良好的跟踪速率和较高的估计精度, 其性能显著优于基于传统 RBF 网络算法和普通 BP 算法的推断估计器的性能.

References

- 1 Ye Zhengcai(叶正才). Research into mixing process in the confined jet entrainment gasifier: [dissertation](学位论文). Shanghai: East China University of Science and Technology, 1997
- 2 Yu Jingjiang(于静江), Zhou Chunhui(周春晖). Control Theory & Applications(控制理论与应用), 1996, 13(2): 137—144
- 3 Hua X, Mangold M, Kienle A, *et al.* J. Proc. Cont., 1998, 8(4): 239—250
- 4 Hunt K J, Sbarbaro D, Gawthrop P J. Automatica, 1992, 28(6): 1083—1112
- 5 Park J, Sandberg I W. Neural Computation, 1993, 5: 305—316
- 6 Liu Bogao(刘伯高), Yu Jinshou(俞金寿), Huang Dao(黄道), *et al.* Journal of East China University of Science and Technology(华东理工大学学报), 1998, 24(3): 354—360
- 7 Chen Xiaohong(陈小红), Gao Feng(高峰), Qian Jixin(钱积新), *et al.* Control Theory & Applications(控制理论与应用), 1998, 15(2): 226—231
- 8 Wang Xiaofan(汪小帆), Wan Zhiqian(万执铨), Song Wenzhong(宋文忠). Control Theory & Applications(控制理论与应用), 1998, 15(2): 272—276
- 9 Alexander S T, Ghimiker A L. IEEE Trans. Signal Processing, 1993, 41(1): 20—30
- 10 Moddy T J. Neural Computation, 1989, 1: 151
- 11 Fang Chongzhi(方崇智), Xiao Deyun(萧德云). Process Identification(过程辨识). Beijing: Tsinghua University Press, 1988. 159—162
- 12 Piovoso M J, Kosanovich K A, Yuk J P. IEEE Trans. Instrum. Meas., 1992, 41(2): 262—268

ESTIMATION OF TEXACO GASIFICATION FURNACE TEMPERATURE WITH NEW RADIAL BASIS FUNCTION NETWORKS

Liu Bogao and Huang Dao

(Research Institute of Automation, East China University
of Science and Technology, Shanghai 200237)

Ni Huafang

(Shanghai Coking Limited Company, Shanghai 200241)

Abstract An inferential estimation strategy of Texaco gasification furnace temperature based on primary component analysis and new radial basis function networks is proposed. Firstly, the process prior knowledge and primary component analysis are used to simplify the networks' input vector and to choose the secondary variable. Then a new recursive hybrid algorithm of radial basis function networks is developed. The algorithm includes the simplified rival penalized competitive learning method to make an adaptive clustering of networks' input pattern and the recursive least squares method with forgetting factor to update the networks' weights. The results show that this inferential estimator possesses features of fast tracking speed and high estimation accuracy, with performance much better than that of inferential estimators based on conventional radial basis function networks or ordinary backpropagation networks.

Keywords Texaco gasification furnace, inferential estimation, radial basis function networks (RBFN), backpropagation networks, primary component analysis