

层流冷却过程混合智能参数辨识

片锦香¹, 柴天佑^{1,2}

(1. 东北大学 流程工业综合自动化教育部重点实验室, 辽宁 沈阳 110004; 2. 东北大学 自动化研究中心, 辽宁 沈阳 110004)

摘要: 热轧层流冷却过程带钢温度难以连续检测, 其换热系数具有随工况频繁变化而变化、动态特性具有时变、强非线性等综合复杂特性. 正确辨识热轧层流冷却过程带钢温度的离散动态模型中的换热系数是提高模型精度的关键. 本文将案例推理技术和神经网络技术相结合, 提出了混合智能参数辨识方法. 采用某钢铁公司热轧层流冷却过程实际运行数据对所提出的方法进行实验研究. 结果表明本文提出的混合智能参数辨识方法大大提高了层流冷却过程带钢温度预报精度.

关键词: 层流冷却; 参数辨识; 神经网络; 案例推理

中图分类号: TP273

文献标识码: A

Hybrid intelligent parameter identification of the laminar cooling process

PIAN Jin-xiang¹, CHAI Tian-you^{1,2}

(1. Key Laboratory of Integrated Automation of Process Industry,

Ministry of Education, Northeastern University, Shenyang Liaoning 110004, China;

2. Research Center of Automation, Northeastern University, Shenyang Liaoning 110004, China)

Abstract: In a heat-rolling laminar cooling process, it is difficult to continuously measure the strip temperature online. The heat transfer parameters are subjected to changes due to the varying operating conditions, with time-varying and nonlinear characteristics. Its correct identification is the key factor in the determination of the discrete dynamic model for the strip temperature during the laminar cooling process. A hybrid intelligent parameter identification algorithm is developed by combining the (RBF) neural networks and case-based reasoning. Tests using real industrial data in a steel plant show that the hybrid intelligent parameter identification approach contributes great precision improvement in the prediction of the strip temperature during the laminar cooling process.

Key words: laminar cooling; parameter identification; neural networks; case-based reasoning

1 引言(Introduction)

经带钢头部机轧制的带钢由轧机进入层流冷却区域, 喷水集管喷出的冷却水将带钢从终轧温度冷却到工艺规定的卷取温度, 最后进入卷取机. 由于热轧层流冷却过程中带钢温度难以连续检测, 建立冷却过程的动态模型用来预报冷却过程中带钢温度, 对于控制热轧带钢温度达到工艺规定的温度范围内具有重要作用. 生产过程中带钢规格种类繁多, 需要设定不同的运行速度、带钢温度、冷却水分布等, 因此冷却过程中边界条件变化频繁, 导致冷却过程换热特性不稳定. 换热系数等模型参数表征了冷却过程的换热特性, 且换热系数与环境温度、带钢硬度等级、带钢厚度、冷却水温、运行速度、带钢温度、冷

却水分布等因素相关. 因此换热系数具有非线性、时变的动态特性, 难以对换热系数进行准确辨识.

文[1, 2]通过实验凑试和离线反推确定模型参数. 传统的非线性最小二乘方法是利用最小化一个关于实际输出和预报模型输出的偏差函数估计参数^[3]. 文[4]在参数估计中引入动态性能指标, 采用非线性二次规划方法对未知参数进行迭代求解. 由于模型参数具有时变、非线性、难以用数学精确描述及热轧层流冷却过程中带钢温度难以连续检测等复杂特性, 最小二乘及二次规划方法难以直接应用. 文[5]采用案例推理技术获得不同工况条件下的模型参数, 但文中没有考虑采样点的速度变化和温度变化对换热系数的影响, 另外案例推理中特征权值

收稿日期: 2006-08-20; 收修改稿日期: 2007-10-16.

基金项目: 国家重点基础研究发展“973”计划资助项目(2002CB312201); 国家自然科学基金重点资助项目(60534010); 国家创新研究群体科学基金项目(60521003); 长江学者和创新团队发展计划资助项目(IRT0421).

的确定是人工经验确定的. 本文在文[5]基础上, 根据每个采样点的速度变化及温度变化对换热系数进行动态修正, 并采用神经网络技术自动寻找案例推理中检索特征的权值, 使其更具客观性. 最后采用某钢铁公司热轧层流冷却过程实际运行数据对所提出的混合参数辨识方法进行实验研究, 结果表明本文提出的方法使带钢温度预报模型精度得到很大提

高.

2 过程描述及动态模型(Process description and dynamic mathematical model)

一个典型的层流冷却系统如图1所示, 经过轧机轧制的带钢进入层流冷却区强制水冷后被卷取机咬入并卷取.

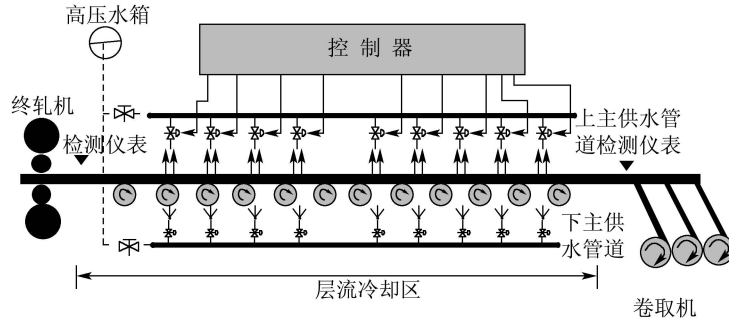


图1 层流冷却过程示意图

Fig. 1 General layout of the laminar cooling process

文[5]采用有限差分方法, 提出开水阀个数 N 、上下起始开阀位置 N_t, N_b 、喷水模式 π 为模型输入, 带钢厚度方向上的温度分布 $T_j(k)$ 为模型输出的带有非线性时变参数的二维动态模型:

$$\begin{aligned} & (1 + h_0 \frac{\Delta\tau}{\Delta y^2} + h_0 s_0 \frac{\Delta\tau}{\Delta y \lambda_0}) T_0(k) - h_0 \frac{\Delta\tau}{\Delta y^2} T_1(k) = \\ & (1 - h_0 \frac{\Delta\tau}{\Delta y^2} - h_0 s_0 \frac{\Delta\tau}{\Delta y \lambda_0}) T_0(k-1) + \\ & h_0 \frac{\Delta\tau}{\Delta y^2} T_1(k-1) + 2 \frac{h_0 s_0 \Delta\tau}{\Delta y \lambda_0} T_w, \\ & (2 + \frac{2s_j \Delta\tau}{\Delta y^2}) T_j^{(k)} - \frac{s_j \Delta\tau}{\Delta y^2} T_{j-1}^{(k)} - \frac{s_j \Delta\tau}{\Delta y^2} T_{j+1}^{(k)} = \\ & (\frac{s_j \Delta\tau}{\Delta y^2}) T_{j-1}^{(k-1)} + (2 - \frac{2s_j \Delta\tau}{\Delta y^2}) T_j^{(k-1)} + \frac{s_j \Delta\tau}{\Delta y^2} T_{j+1}^{(k-1)} + \\ & (1 + \frac{h_M \Delta\tau}{\Delta y^2} + \frac{h_M s_M \Delta\tau}{\Delta y \lambda_M}) T_M(k) - \frac{h_M \Delta\tau}{\Delta y^2} T_{M-1}(k) = \\ & \frac{h_M \Delta\tau}{\Delta y^2} T_{M-1}^{(k-1)} + (1 - \frac{h_M \Delta\tau}{\Delta y^2} - \frac{h_M s_M \Delta\tau}{\Delta y \lambda_M}) T_M^{(k-1)} + \\ & \frac{2h_M s_M \Delta\tau}{\Delta y \lambda_M} T_w, \end{aligned} \quad (1)$$

换热系数在冷却区内不同阀门下根据阀门开闭情况采用不同的换热公式. 阀门 i 开闭状态确定如下:
 $S(i) = 0, i = 1, \dots, N_t - 1$ 或 $i = 81, \dots, 80 + N_b$,
 $S(i) = 0, i = 61, 62, 63, 64$ (虚拟阀位),

$$\pi = P_1, S(i) = \begin{cases} 1, i = N_t, \dots, N_{st}, \\ 1, i = 81 + N_b, \dots, 81 + N_{sb}, \\ 0, \text{其他}, \end{cases}$$

$$\begin{aligned} \pi = P_2, S(i) &= \begin{cases} 0, i = 4l, l = 1, 2, 3, \dots, \\ 1, \text{其他}, \end{cases} \\ \pi = P_3, S(i) &= \begin{cases} 0, i = 2l, l = 1, 2, 3, \dots, \\ 1, \text{其他}, \end{cases} \\ \pi = P_4, S(i) &= \begin{cases} 1, i = 4l, l = 1, 2, 3, \dots, \\ 0, \text{其他}, \end{cases} \end{aligned} \quad (2)$$

其中 $i < N_{st}$ 或 $N_b < i < N_{sb}$, $N_{st} - N_{sb} = 0$ 或 1 , 且 $\sum_{i=N_t}^{N_{st}} S(i) + \sum_{i=81+N_b}^{81+N_{sb}} S(i) = N$, i 为阀门编号, π 为喷水模式, 分为密集喷水(P_1), 即4个阀门均打开(1111)、四分之三喷水模式1110(P_2), 二分之一喷水模式1010(P_3)、四分之一喷水模式1000(P_4); N_{st}, N_{sb} 为上下停止开阀位置, 由总开阀数 N 确定. 换热系数确定如下:

1) 冷却区前后2个空冷区或 $S(i) = 0$ 且 $S(80 + i) = 0$ 时为空冷, 换热系数采用斯蒂芬-玻尔兹曼公式:

$$h_0 = \sigma \times \varepsilon \times \frac{[T_0^4 - T_{en}^4]}{T_0 - T_{en}} + 6.5 + 5.5 \times v^{0.8}, \quad (3)$$

$$h_M = 0.8 \times \sigma \times \varepsilon \times \frac{[T_M^4 - T_{en}^4]}{T_M - T_{en}}, \quad (4)$$

其中: $\sigma = 5.67, \varepsilon = 0.82$.

2) $S(i) = 1$ 且 $S(80 + i) = 1$, 时为水冷, 则该冷却单元下采用水冷换热系数, 上下表面换热系数参考文[1]的定义确定为:

$$h_0 = [2 - (\frac{N_c - N_t}{10.0 + 1})^{0.12}] r_k [\frac{v}{v_o}]^{r_v} [\frac{d}{d_o}]^{r_d} [\frac{T_0}{T_o}]^{r_T}, \quad (5)$$

$$h_M = [2 - (\frac{N_c - N_t}{10.0 + 1})^{0.12}] r_k [\frac{v}{v_o}]^{r_v} [\frac{d}{d_o}]^{r_d} [\frac{T_M}{T_o}]^{r_T}, \quad (6)$$

其中: N_c 代表某段带钢当前所处的阀门位置, v_o , d_o , T_o 代表工作点数据。

3) $S(i) = 1$ 且 $S(80 + i) = 0$ 时为上水冷, 上表面换热系数采用公式(5), 下表面换热系数为0。

3 混合智能参数辨识方法(Hybrid intelligent parameter identification method)

灵敏度分析结果表明, 换热系数中未知参数 r_k 的正确辨识很大程度上影响了动态模型精度。带钢生产过程中规格多, 边界条件变化频繁, 即使对同一条带钢, 每个采样点的运行速度、入口温度都在一定范围内波动。因此对参数 r_k 分两步估计, 首先估计其初始值 $r_k(t_h)$, 然后在每个采样点 t_s 上利用实测数据对其进行动态修正。

$$r_k(t_s) = r_k(t_h) + \Delta r_k(t_s), \quad (7)$$

$r_k(t_h)$ 与钢种 $G(t_h)$ 、带钢厚度 $d(t_h)$ 、带钢头部温度 $T(t_h)$ 、冷却水温 $T_w(t_h)$ 、带钢头部速度 $v(t_h)$ 、加

速度($a_{tp}(t_h)$, $a_{pw}(t_h)$, $a_{pull}(t_h)$)、上下起始开阀位 $N_t(t_h)$, $N_b(t_h)$ 相关, 动态修正量 $\Delta r_k(t_s)$ 与终轧温度和实测采样点上表面温度之间的偏差 $\Delta T_0(t_s) = T_0(t_h) - T_0(t_s)$ 、带钢终轧速度与实测采样点入口速度之间的偏差 $\Delta v(t_s) = v(t_h) - v(t_s)$ 相关, t_h 代表终轧时刻, t_s 代表采样点时刻, 即

$$\begin{aligned} r_k(t_h) = & g_k(G(t_h), d(t_h), v(t_h), T(t_h), T_w(t_h), \\ & a_{tp}(t_h), a_{pw}(t_h), a_{pull}(t_h), N_t(t_h), N_b(t_h)), \quad (8) \\ \Delta r_k(t_s) = & g_{\Delta k}(\Delta T_0(t_s), \Delta v(t_s)) \quad (9) \end{aligned}$$

g_k 及 $g_{\Delta k}$ 代表未知的非线性函数关系。由于 g_k 难以采用明确的数学模型进行描述, 没有可参考的先验知识, 这就意味着只能采用数据建模的方法进行参数辨识, 因此, 本文采用RBF神经网络技术对参数 $r_k(t_h)$ 进行辨识; 第1步辨识给出了参考出发点, 可以很快找到在各采样点上的修正值, 该步骤要求实时运算速度, 因此采用案例推理技术(CBR)^[6], 并采用在线推理, 离线修正案例的模式运行, 这样不仅可以提高运算速度, 随着案例库的丰富, 精度也会随之提高。

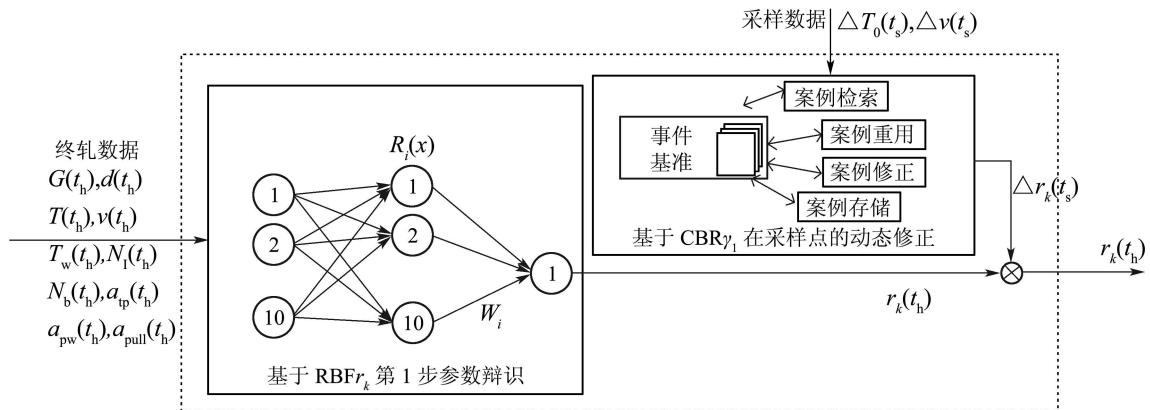


图2 混合智能参数辨识方法

Fig. 2 Hybrid intelligent parameters identification method

第1步 辨识采用的RBF网络结构为10-m-1, 网络输出函数为

$$y = \sum_{i=1}^{n_c} \exp[-\frac{\|X - C_i\|^2}{(\frac{r}{2})^2}] w_i, \quad (10)$$

其中: n_c 为隐层节点数, X 是 $x_1, \dots, x_{10}$ 组成的10维输入向量, C_i 表示第 i 个非线性变化单元的中心向量, r 为高斯宽度. y 代表网络输出, w_i 为第 i 个隐单元与输出之间的联接权系数. 首先采用减法聚类方法选择初始节点数 n_c 、聚类中心 C_i 和联接权系数 w_i , 对于第 i 个样本(X_i, Y_i):

若 $P_i/P_{\max} > \eta_1$, 则

$$n_c = n_c + 1, C_i = X_i, w_i = Y_i;$$

若 $P_i/P_{\max} < \eta_2$, 则

$$n_m = n_m + 1, C_m = \frac{\sum_{i=1}^{n_m} X_i^m}{n_m}, w_i = \frac{\sum_{i=1}^{n_m} Y_i^m}{n_m};$$

若 $P_i/P_{\max} > \eta_2$, $d_m > r_{th}$ 且 $P_i > P_{th}$, 则

$$n_c = n_c + 1, C_i = X_i, w_i = Y_i,$$

否则

$$n_m = n_m + 1, C_m = \frac{\sum_{i=1}^{n_m} X_i^m}{n_m}, w_i = \frac{\sum_{i=1}^{n_m} Y_i^m}{n_m},$$

其中:

$$P_j = \sum_{i=1}^n \exp[-\frac{\|X_i - X_j\|^2}{(\frac{r_a}{2})^2}],$$

$$P_i = P_i - P_{\max}[-\frac{\|X_i - X_{\max}\|}{(r_b/2)^2}],$$

$$P_{\max} = \max(P_1, P_2, \dots, P_n),$$

$$d_m = \|X_i - C_m\| =$$

$$\min(\|X_i - C_1\|, \|X_i - C_2\|, \dots, \|X_i - C_{n_c}\|), \quad (11)$$

n 为数据点数据, n_m 为隶属于第 m 个聚类的数据对个数, η_1 和 η_2 为给定接受比拒绝比, r_a, r_b, r_{th}, P_{th} 为给定合理值. 为了实现隐层节点对不同带钢的自适应, 采用动态最近邻聚类方法作为在线算法, 采用下式在线修正节点数 n_c 、聚类中心 C_i 和联接系数 w_i :

若 $d_m < r$, 则

$$n_m = n_m + 1, C_m = \frac{\sum_{i=1}^{n_m} X_i^m}{n_m}, w_i = \frac{\sum_{i=1}^{n_m} Y_i^m}{n_m},$$

否则, $n_c = n_c + 1, C_i = X_i, w_i = Y_i$.

其中 r 为给定半径.

第2步 动态修正采用案例推理技术, 案例由检索特征和解特征组成, 检索特征由终轧温度与采样点温度之差、终轧速度与采样点速度之差组成, 解特征为 Δr_k . 案例相似度采用基于欧几里德距离定义. 由于检索特征的加权系数表征了特征对案例解的重要程度, 直接影响最终的检索结果, 其本质是非线性的. 因此, 采用文[7]设计的ANN网络结构, 自动进行特征权重的学习.

性能评价指标

$$E(w) = \sum_p \sum_{q(p \neq q)} [SM_{pq}^w(1 - SM_{pq}^1) + SM_{pq}^1(1 - SM_{pq}^w)],$$

当 p 和 q 案例之间的相似度趋向于0($SM_{pq}^1 < 0.5$)或1($SM_{pq}^1 > 0.5$)时, 该评价指标都会减小. 采用梯度下降法训练网络, w 的学习率为

$$\Delta w_j = -\lambda \frac{\partial E}{\partial w_j}, \lambda = 0.01, \quad (12)$$

$$\frac{\partial E}{\partial w_j} = \sum_p \sum_{q(p \neq q)} (1 - 2SM_{pq}^w) \frac{\partial SM_{pq}^w}{\partial d_{pq}^w} \frac{\partial d_{pq}^w}{\partial w_j}, \quad (13)$$

$$\frac{\partial SM_{pq}^w}{\partial d_{pq}^w} = \frac{-\alpha}{(1 + \alpha d_{pq}^w)^2}, \quad (14)$$

$$\frac{\partial d_{pq}^w}{\partial w_j} = \frac{w_j \chi_j^2}{(\sum_{j=2}^8 w_j^2 \chi_j^2)^{1/2}}, \chi_j^2 = (x_{pj} - x_{qj})^2. \quad (15)$$

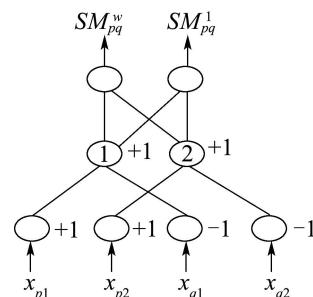


图3 ANN训练检索特征的权重

Fig. 3 ANN training for the weights of retrieval features

4 仿真实验(Experimental and simulation results)

某钢厂生产低碳钢的硬度等级范围为500个, 层流冷却系统主要处理的带钢厚度范围是1.1~28 mm, 分成15个厚度等级. 本文选择厚度等级为9, 即厚度区间为10.6 mm 和12.6 mm的179条带钢数据(8117个采样点)进行实验研究, 该厚度级别在厚度方向上取11个节点进行温度建模. 其中120条带钢数据(5685个采样点)用来进行离线训练和初始案例库的建立, 59卷带钢数据(2432个采样)进行测试验证.

表1给出了基于本文和文[5]提出的算法的卷取温度预报精度比较. 文[5]的平均预报温差为11.86℃, 并且有138段被控制在±20℃以内. 采用本文提出的混合智能辨识算法, 卷取温度平均预报偏差为2.13℃, 所有段的预报偏差均在±5℃以内. 即使带钢规格发生变化时, 基于本文提出的辨识算法的温度预报模型依然可以对卷取温度进行有效预报.

表1 卷取温度预报精度

Table 1 Forecasting results of coiling temperature

	总段数	平均预报偏差	偏差在±30℃以内段数	偏差在±20℃以内段数	偏差在±5℃以内段数
文[5]	196	11.86℃	165	138	5
本文	196	2.13℃	196	196	196

5 结论(Conclusion)

针对热轧冷却过程中的带钢温度模型换热系数具有非线性、时变、难以用数学模型描述的综合复杂特性, 本文提出了一种混合智能参数辨识方法. 基于实际工业运行过程数据的仿真实验研究表明本文提出的混合智能参数辨识方法大幅度提高了冷却过程带钢温度预报模型精度, 对冷却控制具有重要意义.

参考文献(References):

- [1] GUO R M, HWANG H T. Investigation of strip cooling behavior in the run-out section of hot strip mill[J]. *Journal of Mater Processing Manufacturing Science*, 1996, 4(4): 339 – 351.
- [2] CHAI T Y, TAN M H, CHEN X Y. Intelligent optimization control for laminar cooling[C] // *Proceeding of the 15th IFAC World Congress*. Barcelona, Spain: Elsevier Science Ltd, 2002: 181 – 186
- [3] FLETCHER R, XU C. Hybrid methods for nonlinear least squares[J]. *IMAJ Numer Anal*, 1979, 7: 371 – 389.
- [4] TJOA I B, BIEGLER L T. Simultaneous solution and optimization strategies for parameter estimation of differential-algebraic equation systems[J]. *Ind Engng Chem Res*, 1991, 30: 376 – 385.
- [5] 谭明皓, 柴天佑. 基于案例推理的层流冷却过程建模[J]. *控制理论与应用*, 2005, 22(2): 248 – 253.
(TAN Minghao, CHAI Tianyou. Modeling of the laminar cooling process with case-based reasoning[J]. *Control Theory & Applications*, 2005, 22(2): 248 – 253.)
- [6] KOLODNER J L. An introduction to case-based reasoning[J]. *Artificial Intelligence Review*, 1992, 6(1): 3 – 34.
- [7] PAL S K, DE P K, BASAK J. Unsupervised feature evaluation: a neuro-fuzzy approach[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2000, 11(2): 366 – 376.

作者简介:

片锦香 (1974—), 女, 博士, 研究方向为复杂工业建模与优化控制, E-mail: jxpian@hotmail.com;

柴天佑 (1947—), 男, 教授, 工程院院士, 研究领域为自适应控制、智能控制与综合自动化系统, E-mail: tychai@mail.neu.edu.cn.

(上接第932页)

- [3] HOFMANN T. Latent semantic models for collaborative filtering[J]. *ACM Transactions on Information Systems*, 2004, 22(1): 89 – 115.
- [4] BREESE J S, HECKERMAN D, KARDIE C. Empirical analysis of predictive algorithms for collaborative filtering[C] // *Proceedings of the 14th Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence*. San Francisco: Madison, Wisconsin, Morgan Kaufmann Publishers Inc., 1998: 43 – 52.
- [5] 罗滇生, 姚建刚, 何洪英, 等. 基于自适应滚动优化的电力负荷多模型组合预测系统的研究与开发[J]. *中国电机工程学报*, 2003, 23(5): 58 – 61.
(LUO Diansheng, YAO Jiangang, HE Hongying, et al. Research and development of multi-model combining load forecasting system based on self-adaptive rolling optimization[J]. *Proceedings of the Chinese Society for Electrical Engineering*, 2003, 23(5): 58 – 61.)
- [6] 张大海, 江世芳, 史开泉. 灰色预测公式的理论缺陷及改进[J]. *系统工程理论与实践*, 2002, 22(8): 140 – 142.
(ZHANG Dahai, JIANG Shifang, SHI Kaiquan. Theoretical defect of grey prediction formula and its improvement[J]. *System Engineering Theory and Practice*, 2002, 22(8): 140 – 142.)
- [7] 韩敏, 韩冰. 一种通用学习网络自适应算法及其在预测控制中的应用[J]. *控制理论与应用*, 2006, 23(6): 900 – 907.
(HAN min, HAN bing. Adaptive algorithm of universal learning network and its application to predictive control[J]. *Control Theory & Applications*, 2006, 23(6): 900 – 907.)
- [8] 中国电力年鉴1992~2001[M]. 北京: 中国电力出版社, 1992~2001.
- [9] 中国统计年鉴1992~2001[M]. 北京: 中国统计出版社, 1992~2001.

作者简介:

刘粤钳 (1974—), 男, 湖州师范学院人文学院讲师, 中国传媒大学博士研究生, 研究方向为自然语言理解, E-mail: liuyue-qian@126.com;

姚红玉 (1973—), 女, 理学博士, 湖州师范学院教育科学与技术学院副教授, 研究方向为机器学习, E-mail: yaohongyu@126.com.