

文章编号:1000-582X(2007)03-0042-05

# 制冷系统蒸发器动态过程数学模型模糊辨识\*

陈红,邓良才,吕凡  
(重庆大学动力工程学院,重庆 400030)

**摘要:**建立制冷系统动态过程数学模型是实现制冷装置优化控制的重要基础.制冷蒸发器是一类过程复杂的两相流动与换热系统,具有明显的非线性和不确定性,其精确的机理模型难以建立.该文通过熵方法和竞争学习算法对输入空间进行聚类,利用递推最小二乘辨识算法(RLS)确定模型的结论参数,实现了蒸发器动态过程数学模型的在线模糊辨识.通过仿真实例,验证了模糊辨识方法对于制冷系统蒸发器在线建模过程的有效性,所建立的模糊规则模型不仅具有较高的辨识精度,同时还具有较为理想的泛化性能和在线跟踪能力.

**关键词:**制冷系统;蒸发器;模糊规则;在线辨识

**中图分类号:**TP271

**文献标识码:**A

建立制冷系统动态过程数学模型是制冷装置优化设计和实现制冷系统优化控制的重要基础.蒸发器是蒸汽压缩式制冷系统关键部件,建立有效的蒸发器动态过程数学模型,不仅是蒸发器自身优化设计的需要,也是制冷系统综合优化控制研究的重要工作<sup>[1-2]</sup>.

目前,依据热力过程基本物理方程建立制冷系统蒸发器动态过程数学模型方面的研究已经有了较多的积累<sup>[3-9]</sup>,同时,基于机理模型和神经网络的制冷系统仿真研究也已经取得了可喜的进展<sup>[10-11]</sup>.蒸发器是一类过程复杂的两相流动与换热系统,具有明显的非线性和不确定性,其精确的机理模型难以建立.基于模型和神经网络的智能化仿真可以有效提高制冷装置仿真精度,但所建立的蒸发器非线性数学模型与机理模型一样难以直接应用于制冷装置控制系统设计.

基于模糊规则的模糊辨识为非线性和不确定性系统提供了一种有效的建模方法<sup>[12-15]</sup>.文献[14]提出的T-S模糊结构是一类典型的模糊系统,它以局部线性化为基础,通过模糊推理实现全局的非线性,具有结构简单,逼近能力强等特点,便于利用传统控制理论设计控制器.然而该T-S模型需要复杂的非线性规划来确定模糊规则、模型结构和参数,难以实现模型的在线辨识.文献[15]通过对规则前件结构进行简化提出了一种模糊规则模型,其结构为:

if  $x \in (c_i, r_i)$  then  $y_i$  ( $i = 1, 2, \dots, n$ )  
即输入向量  $x$  落在以  $c_i$  为球心,以  $r_i$  为半径的球体空间,则启用规则  $i$  的输出  $y_i$ .与T-S模型相比,该模型有效地简化了规则前件,但由于模型的结论仅是静态输出数据,尽管理论上可以证明这种模糊模型能够逼近任何一个非线性函数,但显然需要大量的模糊规则才能实现.

笔者在以上两类典型模糊规则模型基础上,提出了一种基于输入空间熵聚类及局部区域线性化的非线性系统模糊建模方法,并用于制冷系统蒸发器的在线建模,利用仿真试验证实了模糊辨识模型的自适应能力和在线跟踪能力.

## 1 模糊规则模型及辨识方法

模糊规则模型的基本结构包括2部分:如式(1)所示的模糊规则表达部分以及由式(2)和式(3)所定义的基本模糊推理部分.

$$\text{if } x \in (c_i, r_i) \text{ then } y_i = y_{ii} + \theta_i^T z \quad (i = 1, 2, \dots, n) \quad (1)$$

$$y = \frac{\sum_{i=1}^n w_i y_i}{\sum_{i=1}^n w_i} \quad (2)$$

\* 收稿日期:2006-10-27

基金项目:国家自然科学基金资助(50476041);重庆市自然科学基金资助(CSTC,2005BB6205)

作者简介:陈红(1970-),女,重庆大学博士,研究方向为热力系统建模与仿真,E-mail:chenh@cqu.edu.cn.

$$w_i = \begin{cases} 1 - \frac{\|x - c_i\|}{r_i}, & \text{if } \|x - c_i\| \leq r_i \\ 0, & \text{if } \|x - c_i\| > r_i \end{cases} \quad (3)$$

式中,  $n$  为模糊规则数;  $c_i$  和  $r_i$  为第  $i$  个局部数据输入的中心和半径;  $y_{si}$  为对应的第  $i$  个输出数据区域的输出中心;  $\theta_i$  为待辨识的参数向量,  $z = [1, x^T]^T$ ;  $x$  为待辨识模型的输入向量。

由式(3)计算各规则的权系数  $w_i$ , 若有

$$\sum_{i=1}^n w_i \neq 0$$

则直接通过式(2)获得输出; 否则, 按下列自适应推理步骤确定模糊规则模型的输出  $y$ :

1) 对于给定的  $N$  个训练数据, 确定与给定输入向量  $x(k)$  ( $k=1, 2, \dots, N$ ) 最近的 2 个输入区域, 并计算相关的距离  $d_m$  和  $d_h$ , 即

$$d_m = \|x(k) - c_m\| = \min \|x(k) - c_i\| \quad (i = 1, 2, \dots, n), \quad (4)$$

$$d_h = \|x(k) - c_h\| = \min \|x(k) - c_i\| \quad (i = 1, 2, \dots, n; i \neq m). \quad (5)$$

2) 模糊规则模型的输出  $y$ :

$$w_m = \frac{d_h}{d_h + d_m}, w_h = \frac{d_m}{d_h + d_m}, \quad (6)$$

$$y = w_m y_m + w_h y_h. \quad (7)$$

式中  $y_m$  和  $y_h$  分别为第  $m$  条和第  $h$  条规则模型的输出;  $w_m$  和  $w_h$  分别为相应的权系数。

与文献[15]中提出的对规则前件结构进行简化了的模糊规则模型相比, 文中的模糊规则模型的结论部分采用了一个线性模型, 其本质是对一个非线性系统的输入空间和输出空间的局部线性化。

## 2 模糊规则的学习

### 2.1 输入部分学习

模糊规则输入部分的学习包含 3 个内容, 即输入空间的初始聚类、初始数据中心的修正和各输入区域半径的确定。

1) 采用熵的概念对输入空间进行初始聚类<sup>[16]</sup>, 以确定分区数和初始中心。

①计算  $N$  个训练数据对应的熵  $E_j$  ( $j = 1, 2, \dots, N$ ), 并置循环变量  $i = 1$ :

$$E_j = - \sum_{j=1, j \neq i}^N [S_{ji} \log_2 S_{ji} + (1 - S_{ji}) \log_2 (1 - S_{ji})], \quad (8)$$

$$S_{ji} = S(x_j, x_i) = e^{-\alpha \|x_j - x_i\|}. \quad (9)$$

上式中的  $S_{ji}$  是输入数据  $x_j$  和  $x_i$  之间的相近度,

$\alpha = -\ln(0.5/\sigma)$ , 表示指数函数的曲率,  $\sigma$  表示数据点间的平均距离<sup>[17]</sup>。

②找出对应于  $\min(E_j)$  的输入数据点  $x_{ci}$ , 作为局部数据区域的中心  $c_i$ , 将满足  $S(x_j, c_i) > \beta$  的数据点从输入训练数据点集  $X$  中除去, 若  $X$  不为空集, 令  $i = i + 1$ , 继续本步骤, 直到  $X$  为空集, 记录模糊规则数  $n = i$ 。

上述的  $\beta$  是用户可以选择的决策常数, 其值可以在  $[0, 1]$  之间选取。  $\beta$  越大, 输入的聚类数 (即模糊规则数) 越多, 相应的局部数据区域的半径越小。

2) 在获得初始中心  $C = \{c_1, c_2, \dots, c_n\}$  后, 采用竞争学习算法对其修正:

①确定与  $x(k)$  在概率条件下最近的输入区域中心  $c_i$ , 即

$$p_i \|x(k) - c_i\| = \min p_i \|x(k) - c_i\|, \quad (10)$$

$$p_i = n_i / \sum_{j=1}^N n_j. \quad (11)$$

式中,  $p_i$  为中心  $c_i$  附近样本的密集程度。  $n_j$  为  $c_j$  被选为最近点的次数。

②修正上式获得的  $c_i$ :

$$n_i = n_i + 1, a_c(k) = 1/n_i, \quad (12)$$

$$c_i(k+1) = c_i(k) + a_c(k)[x(k) - c_i(k)]. \quad (13)$$

式中  $a_c(k)$  为学习速率, 其值随  $n_i$  的增大逐步减小。

3) 在获得输入中心后, 按如下方法确定各输入区域的半径:

①设置初始的输入半径  $r_i = 0$  ( $i = 1, 2, \dots, n$ );

②选择一个输入样本数据  $x(k)$ , 确定与之最近的输入中心  $c_i$ , 刷新以  $c_i$  为中心的输入区域的半径  $r_i$ :

$$\|x(k) - c_i\| = \min \|x(k) - c_i\|, \quad (14)$$

$$r_i = \max(\|x(k) - c_i\|, r_i). \quad (15)$$

### 2.2 结论部分学习

结论部分学习在于确定和刷新模糊规则模型输出  $y_i$  对应 2 个参数——静态输出  $y_{si}$  和动态参数  $\theta_i$ 。

任意选择一组训练数据  $x(k)$  和  $y(k)$ , 逐个刷新  $n$  个静态输出  $y_{si}$  (初始化  $y_{si} = 0$ ):

若  $\|x(k) - c_i\| \leq r_i$ , 则

$$n_i = n_i + 1, \quad (16)$$

$$y_{si} = y_{si} + [y(k) - y_{si}]/n_i. \quad (17)$$

若  $\|x(k) - c_i\| > r_i$ , 则  $y_{si}$  保持不变。

固定上面已获得的参数  $(c_i, r_i)$  和  $y_{si}$ , 利用递推最小二乘法按下述步骤获得其动态参数  $\theta_i$ :

①初始化  $\theta_i = 0, p_i = \alpha I$ , 这里  $I$  为单位矩阵, 并取  $\alpha = 10^5$ ;

②任意选择一组训练数据  $x(k)$  和  $y(k)$ , 逐个刷新动态参数  $\theta_i$ :

若  $x(k) - c_i \leq r_i$ , 则

$$p_i(k+1) = \frac{1}{\lambda^2} \left\{ p_i(k) - \frac{p_i(k)z(k)z(k)^T p_i(k)}{\lambda^2 + z(k)^T p_i(k)z(k)} \right\}, \quad (18)$$

$$\theta_i(k+1) = \theta_i(k) + p_i(k+1) \{ y(k) - y_{ii} - \theta_i^T z(k) \} z(k). \quad (19)$$

式中  $\lambda$  为遗忘因子, 取  $\lambda = 0.95$ .

若  $x(k) - c_i > r_i$ , 则

$$\left. \begin{aligned} p_i(k+1) &= p_i(k) \\ \theta_i(k+1) &= \theta_i(k) \end{aligned} \right\} \quad (20)$$

### 3 蒸发器动态过程模糊辨识与仿真

文献[4]建立了某型汽车空调蒸发器动态过程分布参数仿真模型. 笔者借助于该模型产生的仿真数据及前述方法辨识蒸发器动态过程模糊规则模型. 取蒸发器进口制冷剂流量  $x_1$ 、蒸发器进口空气温度  $x_2$  和蒸发器进口空气流量  $x_3$  为输入扰动参数, 模糊规则模型的输出取为蒸发器出口制冷剂温度  $y$ .

不同时间段, 以下列输入驱动文献[4]中的蒸发器分布参数模型, 记录时间为 100 s, 采样周期为 0.1 s, 取得 1000 个样本点.

当  $0 \leq t \leq 50$  s 时:

$$\left\{ \begin{aligned} x_1 &= 0.003 + 0.0003 \sin(\pi t/10) + \\ &\quad 0.0003 \cos(\pi t/15) + r_1 \\ x_2 &= 273.15 + 35 + 4 \cos(\pi t/20) + \\ &\quad 4 \sin(\pi t/15) + r_2 \\ x_3 &= 0.127 + 0.02 \sin(\pi t/15) + \\ &\quad 0.02 \cos(\pi t/20) + r_3 \end{aligned} \right.$$

当  $50 \text{ s} \leq t \leq 100 \text{ s}$  时:

$$\left\{ \begin{aligned} x_1 &= 0.003 + 0.0006 \cos(\pi t/25) + \\ &\quad 0.002 \sin(\pi t/15) + r_1 \\ x_2 &= 273.15 + 35 + 5 \cos(\pi t/15) + \\ &\quad 3 \sin(\pi t/20) + r_2 \\ x_3 &= 0.127 + 0.03 \cos(\pi t/20) + \\ &\quad 0.01 \sin(\pi t/25) + r_3 \end{aligned} \right.$$

其中的  $r_1, r_2$  和  $r_3$  为 3 个互不相关的随机量, 其幅值分别为 0.0001, 0.8 和 0.004.

在获得的 1000 个样本数据中, 采用前 100 样本点对模糊模型进行离线辨识, 提取合适的决策常数  $\beta$ , 其余的 900 样本点用于在线辨识, 验证在线模糊辨识

模型的自适应能力.

选取模糊规则模型的输入向量  $x$  为(记为输入向量 1):

$$x(k) = [x_1(k), x_1(k-1), x_2(k), x_2(k-1), x_3(k), x_3(k-1), y(k-1)]$$

#### 3.1 离线辨识结果

记模糊规则模型的输出变量为  $y_m(k)$ . 定义性能指标:

$$P_{ER} = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M (y(k) - y_m(k))^2$$

$M$  为实际测试样本数.

选取不同的决策常数  $\beta$ , 得到相应的性能指标  $P_{ER}$ , 如图 1 所示.

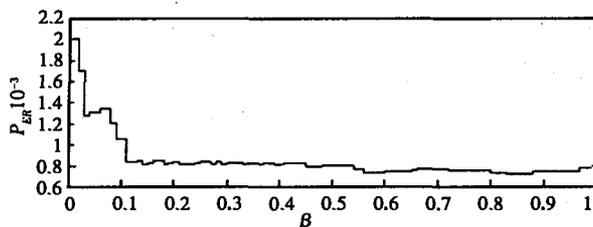


图1 不同  $\beta$  对应的性能指标  $P_{ER}$

这里取  $\beta = 0.1$ , 对应的输入聚类数为 2. 经过离线辨识得初始模糊规则模型为:

if  $x \in (c_1, 3.9294)$  then

$$y(k) = 80.3069 + 0.3136x_1(k) + 0.3431x_1(k-1) + 0.5573x_2(k) - 0.6219x_2(k-1) + 10.6431x_3(k) + 10.7719x_3(k-1) + 0.7825y(k-1)$$

if  $x \in (c_2, 4.0409)$  then

$$y(k) = 12.3515 + 3.8515x_1(k) + 4.1167x_1(k-1) + 2.0141x_2(k) - 1.97109x_2(k-1) - 21.3853x_3(k) - 19.0138x_3(k-1) + 0.9307y(k-1)$$

各输入中心:

$$c_1 = [0.0034, 0.0034, 308.0542, 307.9457, 0.1410, 0.1408, 291.9652]$$

$$c_2 = [0.0036, 0.0036, 313.7929, 313.7149, 0.1459, 0.1460, 291.2557]$$

#### 3.2 在线辨识结果

在线辨识过程中, 选取  $(k-1)$  到  $(k-100)$  时刻系统输入输出数据根据文中方法实现在线调整模糊规则 ( $k=100 \sim 1000$ ), 经自适应推理后得到  $k$  时刻的模型输出  $y_m$  和建模误差  $\Delta y = y - y_m$ . 在线辨识结果见

图2,建模误差见图3.

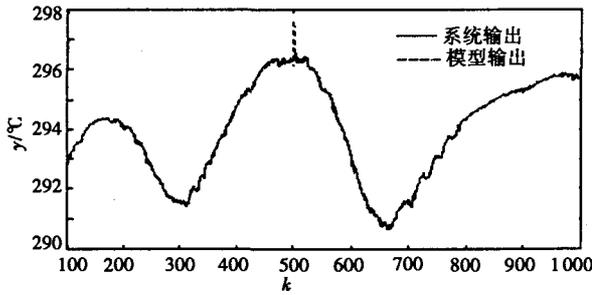


图2 蒸发器出口制冷剂温度辨识结果(输入向量1)

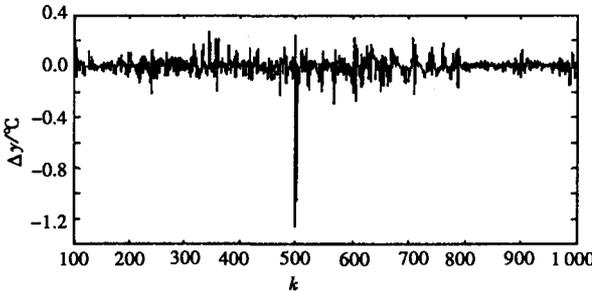


图3 在线辨识过程误差(输入向量1)

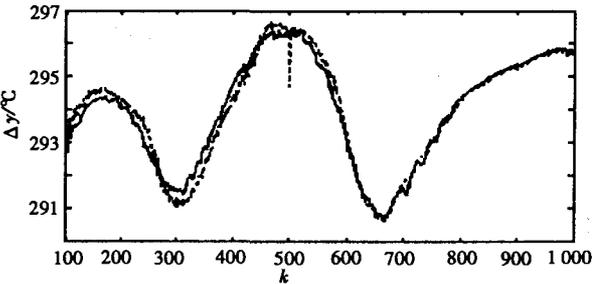


图4 蒸发器出口制冷剂温度辨识结果(输入向量2)

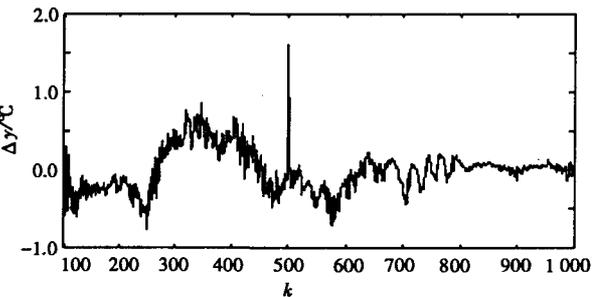


图5 在线辨识过程误差(输入向量2)

为了比较模型输入向量的选取对模糊规则模型精度的影响,选取下列输入向量  $x$  (记为输入向量2) 对前述的制冷蒸发器动态过程进行模糊辨识:

$$x(k) = [x_1(k), x_2(k), x_3(k), y(k-1)],$$

相应的在线辨识结果及其误差分别见图4和图5. 可见,输入向量1对应的辨识精度明显好于输入变量2的辨识精度.

由图2-图5可见,在  $k=500$  附近(相应于  $t =$

50 s),蒸发器输入信号发生明显变化,模糊规则模型出现较大的瞬时误差. 由于模糊规则的在线调整作用,辨识模型的建模误差将迅速减小,体现了前述建模方法具有良好的在线调整和在线跟踪能力.

## 4 结论

制冷系统蒸发器是一类过程复杂的两相流动与换热系统,具有明显的非线性和不确定性,其精确的机理模型难以建立,且所建立的蒸发器非线性数学模型难以直接应用于制冷装置控制系统设计.

笔者在典型模糊规则模型基础上,提出了一种基于输入空间熵聚类及局部区域线性化的非线性系统模糊建模方法,并用于制冷系统蒸发器的在线建模. 通过仿真实例,验证了模糊辨识方法对于制冷系统蒸发器在线建模过程的有效性,所建立的模糊规则模型不仅具有较高的辨识精度,同时还具有较为理想的泛化性能和在线跟踪能力.

笔者所建立的制冷系统蒸发器模糊模型的输出部分为线性模型,便于采用传统的控制理论设计制冷装置控制系统.

## 参考文献:

- [1] 张小松,王超. 基于系统仿真的空调换热器优化分析[J]. 低温工程,2001(6):48-54.
- [2] 朱瑞琪,谢家泽,吴业正. 制冷系统的综合优化控制模型[J]. 西安交通大学学报,2002,36(5):461-464.
- [3] 陈芝久. 制冷系统热动力学[M]. 北京:机械工业出版社,1998.
- [4] 周伟东,伍志坚,岳丹婷. 蒸汽压缩制冷装置仿真的发展[J]. 大连海事大学学报,2003,29(2):107-111.
- [5] 陈红,何祖威. 汽车空调蒸发器分布参数动态模型及数值仿真[J]. 计算机仿真,2005,22(12):91-94.
- [6] 王广军,辛国华. 热力系统动力学及其应用[M]. 北京:科学出版社,1997.
- [7] 杨晨. 汽车空调层叠式蒸发器动态数学模型研究[J]. 系统仿真学报,2005,17(2):259-262,266.
- [8] MAN-HOE KOM, CLARK W B. Dynamic characteristics of a R-410A splitair-conditioning system[J]. International Journal of Refrigeration, 2001,24(7):652-659.
- [9] MITHRARA TNE P, WIJEL YSUNDERA N E. Dynamic simulation of a the rmostatically controlled counterflow evaporator[J]. International Journal of Refrigeration, 2000,23(2):174-189.
- [10] 丁国良,张春路,刘浩. 基于模型和神经网络的绝热毛细管快速仿真方法[J]. 工程热物理学报,2000,21(2):134-137.

- [11] 丁国良,张春路.基于模型的制冷系统智能化仿真研究[J].工程热物理学报,2001,22(5):552-554.
- [12] CHAKRABOTTY D, PAL N R. Integrated feature analysis and fuzzy rule-based system identification in a neuro-fuzzy paradigm systems [J]. IEEE Trans Syst, Man, Cybern, Part B, 2001, 31(3):391-400.
- [13] 刘福才,关新平,裴润.一种基于模糊规则的非线性系统快速模糊辨识方法[J].系统仿真学报,2002,14(5):547-550.
- [14] TAKAGI T, SUGENO M. Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control [J]. IEEE Trans Syst, Man, Cybern, 1985, 15(1): 116-130.
- [15] NIE J H, LEE T H. Rule-Based Modeling: Fast Construction and Optimal Manipulation[J]. Part A, IEEE Trans, Syst, Man, Cybern, 1996, 26(6): 728-738.
- [16] 黄艳新,等.基于熵聚类模糊神经网络味觉信号识别系统的研究[J].计算机研究与发展,2004,41(3):414-419.
- [17] YAO J, DASH M, TAN S T, et al. Entropy-based fuzzy clustering and modeling [J]. Fuzzy Sets and Systems, 2000, 113(3):381-388.

## Fuzzy Identification on Mathematical Model of Dynamic Process of Evaporator in Refrigeration System

CHEN Hong, DENG Liang-cai, LV Fan

(College of Power Engineering, Chongqing University, Chongqing 400030, China)

**Abstract:** Founding the mathematic model of refrigeration system's dynamic process is the basis of realizing the optimal control of refrigeration machines. Refrigeration evaporator is a kind of two-phase flow and heat exchange with complex process. For its obvious nonlinearity and uncertainty, it is difficult to describe by accurate theoretical model. This paper partitions the input data into some clusters by entropy method and competitive learning algorithm, then the on-line fuzzy identification of dynamic process mathematical model of evaporator is achieved by utilizing ultimate parameter which is ascertained by the recursive least-square (RLS). The simulation results show that fuzzy identification method is effective for on-line model process of evaporator in refrigeration system. The model has not only superior identification precise, but also quite perfect generalizable performance and traceable ability.

**Key words:** refrigeration system; evaporator; fuzzy rules; on-line identification

(编辑 陈移峰)

(上接第41页)

## Congestion Management Analysis Based on Flow Gate Rights

SHI Jiang-ling, YU Ji-hui, ZHANG Qian, PENG Guang-jin

(Key Laboratory of High Voltage Engineering and Electrical New Technology, Ministry of Education, Electrical Engineering College of Chongqing University, Chongqing 400030, China)

**Abstract:** In order to alleviate the congestion economically and effectually under the competitive circumstance of electricity market, an applied method of congestion management, which based on FGR (Flow Gate Rights), has been proposed. The share of line has been used to define the power plant's influence on congestion. The proportional principle has been used to compute local marginal price. Then they are both used to balance the charge of FGR. The ISO (Independent System Operator) will dispatch the system to meet the FGR holders' rights. This method is used to alleviate congestion effectually, activate power plants to take part in scheduling positively, and level off the price. An instance is used to illustrate the feasibility of this method with FGR.

**Key words:** electricity market; congestion management; flow gate rights

(编辑 李胜春)