

文章编号: 1001-0920(2012)09-1425-04

基于自适应重叠系数的 T-S 模型在线辨识算法及应用

梁炎明, 刘 丁, 伍光宇

(西安理工大学 自动化与信息工程学院, 西安 710048)

摘 要: 为使 T-S 模型在线辨识时能够更加合理地划分模糊空间, 提出一种根据相邻聚类中心距离确定模糊空间重叠系数的方法. 将该方法与一次完成最小二乘法、递推最小二乘法相结合, 得到了一种辨识精度较高的 T-S 模型在线辨识算法. 以某型号单晶炉热场的实际运行数据为对象, 应用所提出的算法对热场模型进行在线辨识. 辨识结果表明, 由该辨识算法得到的单晶炉热场模型具有较高的精度.

关键词: T-S 模型; 在线辨识; 自适应重叠系数; 聚类; 最小二乘; 单晶炉热场

中图分类号: TP14; TG232.5

文献标志码: A

Online T-S model identification algorithm based on adaptive overlap coefficient and its application

LIANG Yan-ming, LIU Ding, WU Guang-yu

(School of Automation and Information Engineering, Xi'an University of Technology, Xi'an 710048, China.
Correspondent: LIANG Yan-ming, E-mail: liangym@xaut.edu.cn)

Abstract: To more reasonably partition fuzzy spaces during online identification of T-S model, a calculation method on overlap coefficient between two fuzzy spaces is proposed. In this method, the overlap coefficient can be derived by the centre distance between two contiguous clusters. In addition, an online T-S model identification algorithm which has higher identification accuracy can be obtained through the integration of this method, least square(LS) algorithm and recursive least square(RLS) algorithm. Based on the data of thermal field from a single crystal furnace, the thermal field model is on-line identified by this identification algorithm. Simulation results show that the single crystal furnace thermal field model identified by this method has higher precision.

Key words: T-S model; online identification; adaptive overlap coefficient; cluster; least square; single crystal furnace thermal field

1 引 言

T-S 模型具有很强的非线性逼近能力, 在复杂工业过程辨识领域有着广泛的应用. 为更好地适应复杂工业过程的强非线性、强耦合和工况范围广等特点, T-S 模型的在线辨识算法受到了人们的广泛关注. T-S 模型在线辨识算法通常围绕模糊空间在线划分和后件参数在线学习两部分内容进行研究. 目前, 关于模糊空间在线划分方法主要有数据密度聚类方法^[1]、在线减法聚类方法^[2-3]、距离聚类方法^[4-5]和模糊规则激励强度聚类方法^[6-7]等; 关于后件参数在线学习的方法主要有递推最小二乘法^[1]、WRLS 与 KF 结合的方法^[2]、EKF 方法^[4,8]、BP 方法^[6]和 SVM 方法^[7]等. 然而, 上述方法在划分模糊输入空间时需预先确定模

糊输入空间的重叠系数, 并认为相邻模糊空间的重叠度都相同. 这种对重叠系数进行简单处理的方法不能很好地反映模糊空间的复杂关系, 使得模糊空间划分不够准确, 从而影响了 T-S 模型的辨识精度. 因此, 本文考虑根据样本数据的实际情况自动确定相邻模糊空间的重叠系数, 以更加合理地划分模糊空间, 提高辨识精度.

T-S 模型的在线辨识不同于离线辨识, 它的结构会随着新情况的出现而改变, 它的后件参数数量亦会随之改变, 因此 T-S 模型后件参数在线辨识必须考虑结构发生变化时参数的辨识问题和结构不变时参数的辨识问题. 为此, 本文利用一次完成最小二乘法和递推最小二乘法相结合来实现后件参数的在线辨识.

收稿日期: 2011-01-21; 修回日期: 2011-04-27.

基金项目: 国家科技重大专项资金项目(2009ZX02011001).

作者简介: 梁炎明(1978—), 男, 讲师, 博士生, 从事复杂系统建模与控制的研究; 刘丁(1957—), 男, 教授, 博士生导师, 从事复杂系统建模与控制、智能机器人控制等研究.

当模型结构发生变化时,参数辨识由一次完成最小二乘法完成(这个过程为后件参数的粗调);当模型结构不变时,参数辨识由递推最小二乘法完成(这个过程为后件参数的微调).最后通过实例仿真验证了所提出的 T-S 模型在线辨识算法具有较高的辨识精度.

2 T-S 模糊模型的结构形式

考虑这样的 T-S 模糊模型:该模型共有 r 条规则,其中第 i 条规则具有如下形式:

$$R^i: \text{If } x_1 \text{ is } A_{i1} \text{ and } \cdots \text{ and } x_n \text{ is } A_{in},$$

$$\text{Then } y^i = \sum_{j=1}^n p_{ij} x_j. \quad (1)$$

其中: x_j 为输入变量; A_{ij} 为模糊集; y^i 为输出变量, $i \leq r$; p_{ij} 为结论部分的实参数. A_{ij} 模糊集的隶属度函数取如下高斯函数:

$$M_{ij}(x_j) = \exp\left(-\frac{\|x_j - m_{ij}\|^2}{2\sigma_{ij}^2}\right). \quad (2)$$

其中 m_{ij} 和 σ_{ij} 分别为高斯隶属度函数的中心和宽度.

每一条规则的激励强度采用乘积推理计算,激励强度计算公式为

$$\mu_i(\bar{x}) = \prod_{j=1}^n M_{ij}(x_j), \quad (3)$$

其中 $\bar{x} = [x_1, x_2, \dots, x_n]$.

根据文献[9]提出的加权和的方法,可求出该 T-S 模糊模型的输出

$$y = f(\bar{x}) = \frac{\sum_{i=1}^r \mu_i(\bar{x}) \cdot (\bar{x} \cdot \bar{p}_i)}{\sum_{i=1}^r \mu_i(\bar{x})}, \quad (4)$$

其中 $\bar{p}_i = [p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{in}]^T$.

3 T-S 模型在线辨识

为能够更好地反映模糊空间的复杂关系,本文对重叠系数的处理不同于传统的方法.这里采用自适应思想,利用相邻模糊空间的距离自动计算重叠系数,与预先确定重叠系数的方法相比,该方法能够更合理地划分模糊空间.一般而言,两个模糊空间的距离越远,其重叠的区域越少;反之,重叠区域越大.基于该特点,本文定义如下重叠系数计算公式:

$$\beta = \exp(-\lambda \|m_i - m_j\|^2). \quad (5)$$

其中: $\beta \in (0, 1)$ 为重叠系数, m_i 为模糊空间 i 的中心, m_j 为模糊空间 j 的中心, λ 为调节系数, $\|m_i - m_j\|^2$ 表示两个模糊空间的距离.

3.1 模糊空间在线划分算法

为获得较少的模糊规则和合理的划分模糊空间,本文将自适应重叠系数与文献[6]的聚类方法相结合,实现一种新的模糊空间在线划分方法,具体算法

如下:

1) 产生第 1 条规则.当模型接收到第 1 个样本数据 $\bar{x}(0)$ 时,产生第 1 条规则.该规则的模糊集参数 m_{1j} , σ_{1j} 及各输入变量的区域划分数 k_j 取值如下:

$$m_{1j} = x_j(0), \sigma_{1j} = \sigma_{\text{init}}, k_j = 1, j = 1, 2, \dots, n, \quad (6)$$

其中 σ_{init} 为预先设定的高斯函数宽度值.

2) 对于任一输入 $\bar{x}(t)$,判断是否需要产生新规则.如果模型对样本数据 $\bar{x}(t)$ 缺乏支持规则,则需产生一条新规则.按以下步骤判断模型是否缺乏样本数据 $\bar{x}(t)$ 的支持规则:

①根据下式计算模型中每条规则对样本数据 $\bar{x}(t)$ 的激励强度:

$$I = \arg \max_{1 \leq i \leq r(t)} \mu_i(\bar{x}(t)). \quad (7)$$

其中: I 为对样本数据最大支持程度的规则序号, $r(t)$ 为当前规则的数量.

②如果 $\mu_I < \mu_{th}$,则说明模型对样本数据 $\bar{x}(t)$ 缺乏支持规则,其中 μ_{th} 为预先设定的阈值.

3) 确定新规则的模糊集参数.确定 $m_{(r(t)+1)j}$ 和 $\sigma_{(r(t)+1)j}$ 如下:

$$m_{(r(t)+1)j} = x_j(t),$$

$$\sigma_{(r(t)+1)j} = \beta \cdot |x_j(t) - m_{r(t)j}|. \quad (8)$$

其中: $j = 1, 2, \dots, n$; β 为两类模糊空间的重叠系数,由式(5)确定.同时,模型的规则数 $r(t) = r(t) + 1$.

4) 输入空间合并.为减少规则数,将相似度大的输入空间合并成一个输入空间.输入空间相似度可由下式获得:

$$E(A, B) = \frac{|A \cap B|}{|A \cup B|} = \frac{|A \cap B|}{\sigma_1 \sqrt{\pi} + \sigma_2 \sqrt{\pi} - |A \cap B|}, \quad (9)$$

$$|A \cap B| = \frac{1}{2} \cdot \frac{h^2 [m_2 - m_1 + \sqrt{\pi}(\sigma_1 + \sigma_2)]}{\sqrt{\pi}(\sigma_1 + \sigma_2)} +$$

$$\frac{1}{2} \cdot \frac{h^2 [m_2 - m_1 + \sqrt{\pi}(\sigma_1 - \sigma_2)]}{\sqrt{\pi}(\sigma_2 - \sigma_1)} +$$

$$\frac{1}{2} \cdot \frac{h^2 [m_2 - m_1 - \sqrt{\pi}(\sigma_1 + \sigma_2)]}{\sqrt{\pi}(\sigma_1 - \sigma_2)}. \quad (10)$$

其中: A, B 为 2 个不同的输入空间; $E(A, B)$ 表示输入空间 A 和 B 的相似度; σ_1, σ_2 分别为输入空间 A 和 B 的宽度; m_1, m_2 分别为输入空间 A 和 B 的中心; $h(x) = \max\{0, x\}$.

用下式计算新模糊集与现存模糊集的相似度:

$$\text{deg reed}(j) =$$

$$\max_{1 \leq l \leq k_j} E(M(m_{(r(t)+1)j}, \sigma_{(r(t)+1)j}), M(m_{lj}, \sigma_{lj})). \quad (11)$$

如果 $\text{deg reed}(j) < \rho$ (ρ 为预先给定的阈值),则对应输入变量的区域划分数 $k_j = k_j + 1$; 否则,对应输入变量的区域划分数不变,并将新模糊集合并到与它最接

近的模糊集.

3.2 后件参数在线辨识

由式(4)可知, 在前件参数确定后, 后件参数的辨识问题将变成一个线性回归问题. 将式(4)写成如下最小二乘格式:

$$y(k) = \bar{h}(k) \cdot \bar{\theta}. \quad (12)$$

其中

$$\bar{\theta} =$$

$$\left[\frac{\mu_1(\bar{x})}{\sum_{i=1}^r \mu_i(\bar{x})} \cdot \bar{p}_1^T, \frac{\mu_2(\bar{x})}{\sum_{i=1}^r \mu_i(\bar{x})} \cdot \bar{p}_2^T, \dots, \frac{\mu_r(\bar{x})}{\sum_{i=1}^r \mu_i(\bar{x})} \cdot \bar{p}_r^T \right]^T;$$

$\bar{h}(k) = [\underbrace{\bar{x}(k), \dots, \bar{x}(k)}_r]$, $\bar{x}(k)$ 为第 k 个样本的输入变量; $y(k)$ 为第 k 个样本的输出值.

对于 $k = 1, 2, \dots, L$, 根据输入输出数据样本, 式(12)构成一个线性方程组, 可写为

$$\bar{Y}_L = \bar{H}_L \cdot \bar{\theta}, \quad (13)$$

其中

$$\begin{cases} \bar{Y}_L = [y(1), y(2), \dots, y(L)]^T, \\ \bar{H}_L = \begin{bmatrix} \bar{h}(1) \\ \bar{h}(2) \\ \vdots \\ \bar{h}(L) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \bar{x}(1), \dots, \bar{x}(1) \\ \bar{x}(2), \dots, \bar{x}(2) \\ \vdots \\ \bar{x}(L), \dots, \bar{x}(L) \end{bmatrix}, \end{cases}$$

则 $\bar{\theta}$ 的一次完成最小二乘法估计值为

$$\hat{\theta} = (\bar{H}_L^T \bar{H}_L)^{-1} \bar{H}_L^T \bar{Y}_L. \quad (14)$$

而 $\bar{\theta}$ 的递推最小二乘法估计值为

$$\hat{\theta}(k) = \hat{\theta}(k-1) + \bar{K}(k)[y(k) - \bar{h}(k)\hat{\theta}(k-1)], \quad (15)$$

$$\bar{K}(k) =$$

$$\bar{P}(k-1)\bar{h}^T(k)[\bar{h}(k)\bar{P}(k-1)\bar{h}^T(k) + 1]^{-1}, \quad (16)$$

$$\bar{P}(k) = [\bar{I} - \bar{K}(k)\bar{h}(k)]\bar{P}(k-1). \quad (17)$$

获得估计值 $\hat{\theta}$ 后, 便可求得后件参数 $[\bar{p}_1, \bar{p}_2, \dots, \bar{p}_r]$.

当有新数据 $\bar{x}(t)$ 输入时, 后件参数在线辨识算法如下:

1) 通过规则数量的变化判断T-S模型结构是否发生变化.

2) 如果T-S模型结构改变了, 则通过式(14)估计后件参数 $\hat{\theta}(k)$, 同时更新 $\hat{\theta}(k-1)$ 和 $\bar{P}(k-1)$, 即

$$\hat{\theta}(k-1) = \hat{\theta}(k), \quad (18)$$

$$\bar{P}(k-1) = (\bar{H}_{L_0}^T \bar{H}_{L_0})^{-1}, \quad (19)$$

其中 L_0 为样本数据长度.

3) 如果T-S模型结构没有改变, 则通过式(15)和

(16)估计后件参数 $\hat{\theta}(k)$, 同时用式(18)更新 $\hat{\theta}(k-1)$, 用式(17)更新 $\bar{P}(k-1)$.

4 仿真实验

为验证本文提出的T-S模型在线辨识算法的有效性, 下面给出2个仿真实例. 第1个例子是著名的Box和Jenkins煤气炉模型辨识; 第2个例子是直拉单晶炉热场模型辨识. 本文采用均方差(MSE)衡量模型的辨识精度, 即

$$\text{Err} = \frac{1}{L} \sum_{j=1}^L (\hat{y}_j - y_j)^2. \quad (20)$$

4.1 Box和Jenkins的煤气炉模型辨识

Box和Jenkins的煤气炉输入输出数据取自文献[10], 共有296个. 首先对输入输出数据进行平移和归一化预处理. 对于输入数据, 平移量设为2, 归一化因子设为5; 对于输出数据, 平移量设为-40, 归一化因子设为25. 分别选取2个, 4个和6个输入变量来辨识煤气炉模型, 实验参数设置如下: 输入个数为2时, 输入变量为 $u(k)$ 和 $y(k-1)$; 输入个数为4时, 输入变量为 $u(k-1), u(k), y(k-2)$ 和 $y(k-1)$; 输入个数为6时, 输入变量为 $u(k-2), u(k-1), u(k), y(k-3), y(k-2)$ 和 $y(k-1)$. 激励强度阈值 μ_{th} 取0.75, 自适应重叠系数 β 的调节系数 λ 取0.55, 参数 σ_{init} 取0.52, 参数 ρ 取0.87. 图1为4个输入时样本实际值与模型输出值的比较, 图2为模型误差曲线. 表1给出了本文辨识结果与早期研究工作的对比情况. 从表1可以看出, 对于同样的数据规模, 本文辨识算法精度较高.

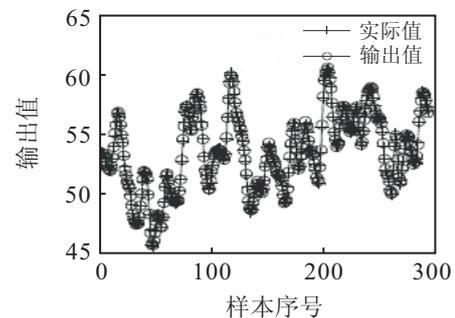


图1 样本实际值与模型输出值比较

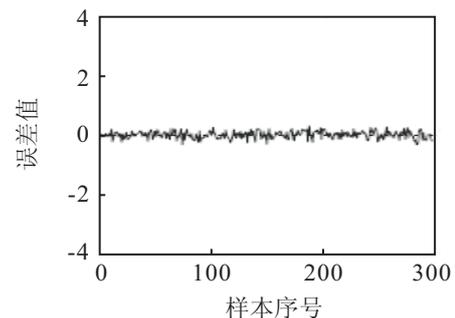


图2 模型误差曲线

表 1 性能对比

| 模 型 | 输入变量个数 | 规则数 | MSE |
|-------------------------------------|--------|-----|--------|
| Tong ^[11] | 2 | 19 | 0.469 |
| Pedrycz ^[12] | 2 | 81 | 0.320 |
| Xu ^[13] | 2 | 25 | 0.328 |
| Box and Jenkins ^[10] | 6 | — | 0.202 |
| Sugeno and Yasukawa ^[14] | 3 | 6 | 0.190 |
| 本文模型 | 2 | 3 | 0.358 |
| 本文模型 | 4 | 36 | 0.0164 |
| 本文模型 | 6 | 4 | 0.0842 |

4.2 直拉单晶炉热场模型辨识

图3和图4分别为某型号单晶炉热场的输入输出数据,共有192个,样本采样间隔为30s.首先对输

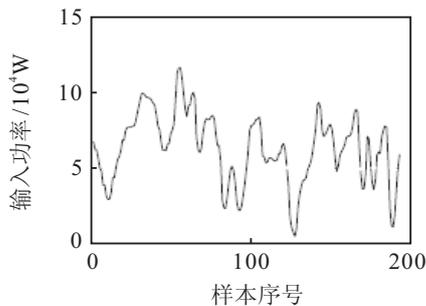


图 3 热场输入曲线

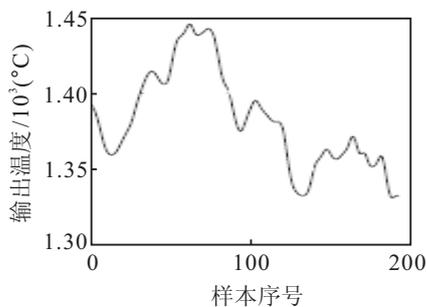


图 4 热场输出曲线

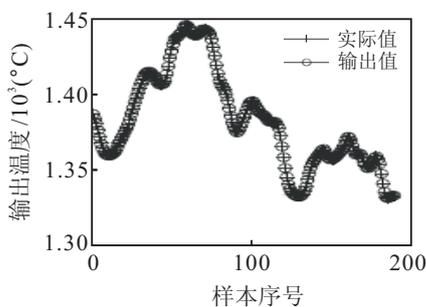


图 5 样本实际值与模型输出值比较

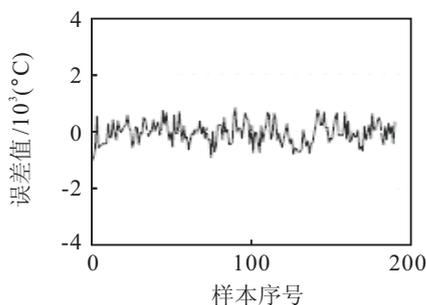


图 6 模型误差曲线

入输出数据进行平移和归一化预处理.对于输入数据,平移量设为0,归一化因子设为116000;对于输出数据,平移量设为-1330,归一化因子设为115.6.经过多次试验,选取了较为合适的输入,分别为 $u(k)$, $u(k-1)$, $u(k-2)$, $y(k-1)$, $y(k-2)$ 和 $y(k-3)$.实验参数设置如下:激励强度阈值 μ_{th} 取0.82,自适应重叠系数 β 的调节系数 λ 取0.6,参数 σ_{init} 取0.5,参数 ρ 取0.85.图5为样本实际值与模型输出值的比较,图6为模型误差曲线.本模型的模糊规则数为36条,均方差 $Err = 0.1556$.该结果表明,利用本文方法建立的热场模型具有较高的精度.

5 结 论

本文定义的重叠系数计算方法可以使重叠系数根据聚类中心距离自动调整,能够保证模糊空间的较好划分,有效提高在线辨识精度.通过一次完成最小二乘法和递推最小二乘法的结合使用,较好地解决了T-S模型后件参数的在线辨识问题.仿真结果表明,所提出的T-S模型在线辨识算法具有较高的辨识精度.

参考文献(References)

- [1] 陈建勤, 席裕庚, 张钟俊. 用模糊模型在线辨识非线性系统[J]. 自动化学报, 1998, 24(1): 90-94.
(Chen J Q, Xi Y G, Zhang Z J. On line identification of nonlinear systems using fuzzy model[J]. Acta Automatica Sinica, 1998, 24(1): 90-94.)
- [2] Angelov P P, Filev D P. An approach to online identification of Takagi-Sugeno fuzzy models[J]. IEEE Trans on Systems, Man, and Cybernetics, 2004, 34(1): 484-498.
- [3] 潘天红, 薛振框, 李少远. 基于减法聚类的多模型在线辨识算法[J]. 自动化学报, 2009, 35(2): 220-224.
(Pan T H, Xue Z K, Li S Y. An online multi-model identification algorithm based on subtractive clustering[J]. Acta Automatica Sinica, 2009, 35(2): 220-224.)
- [4] 廖龙涛, 李少远, 黄广斌. 规则可生长与修剪的非线性系统T-S模糊模型辨识[J]. 自动化学报, 2007, 33(10): 1097-1100.
(Liao L T, Li S Y, Huang G B. T-S fuzzy model identification with growing and pruning rules for nonlinear systems[J]. Acta Automatica Sinica, 2007, 33(10): 1097-1100.)
- [5] Wang Ning, Meng Joo Er, Meng Xianhao. A fast and accurate online self-organizing scheme for parsimonious fuzzy neural networks[J]. Neurocomputing, 2009, 72(16/17/18): 3818-3829.
- [6] Juang Chia-Feng, Lin Chin-Teng. An on-line self-constructing neural fuzzy inference network and its applications[J]. IEEE Trans on Fuzzy Systems, 1998, 6(1): 12-32.

(下转第1432页)